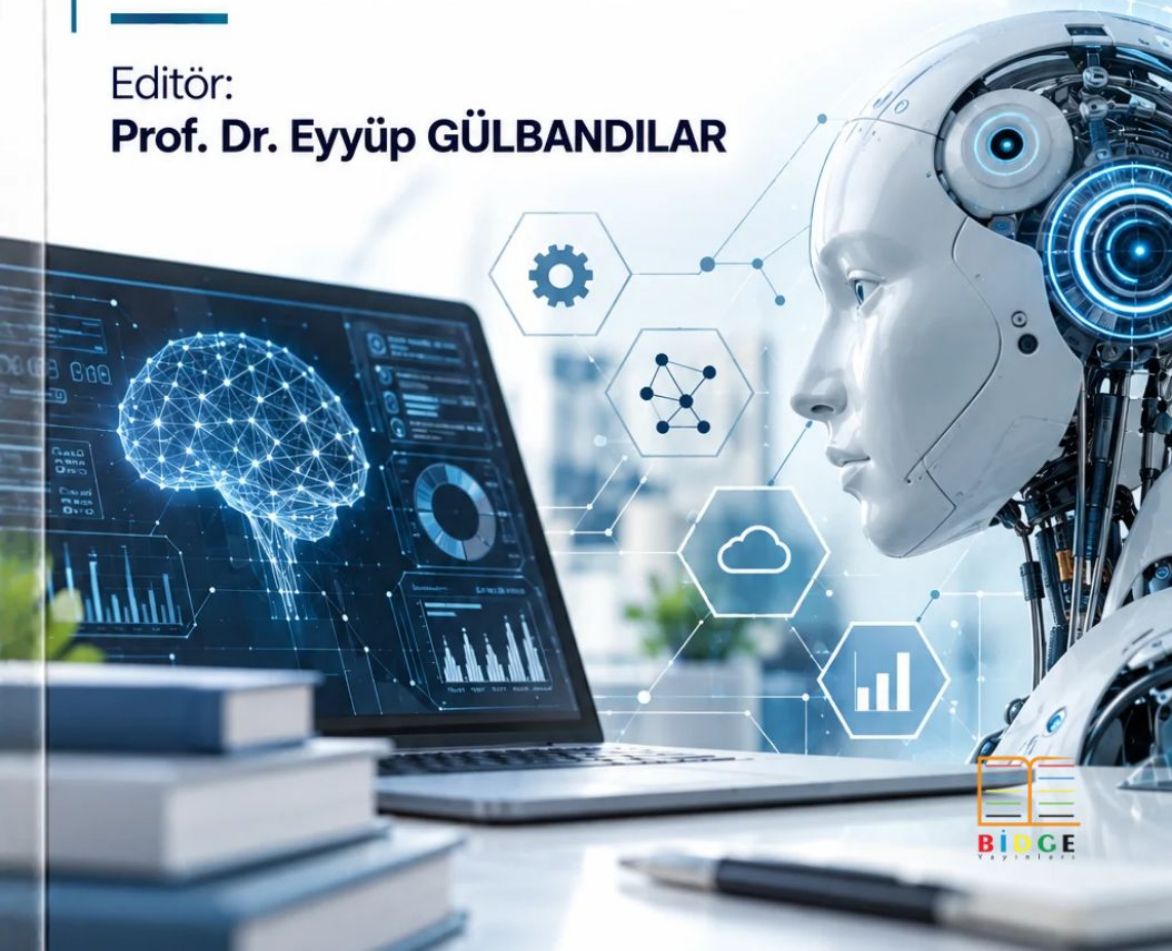
YAPAY ZEKÂDAN AKILLI SİSTEMLERE: HESAPLAMALI YÖNTEMLER VE GÜNCEL UYGULAMALAR

Editör:
Prof. Dr. Eyyüp GÜLBANDILAR



BİDGE Yayınları

BİDGE Yayınları

Yapay Zekâdan Akıllı Sistemlere: Hesaplamalı Yöntemler ve Güncel Uygulamalar

Editör: Prof. Dr. Eyyüp GÜLBANDILAR

ISBN: 978-625-5474-47-6

1. Baskı
Sayfa Düzeni: Gözde YÜCEL
Yayınlama Tarihi: 2026-10-25
BİDGE Yayınları

Bu eserin bütün hakları saklıdır. Kaynak gösterilerek tanıtım için yapılacak kısa alıntılar dışında yayıncının ve editörün yazılı izni olmaksızın hiçbir yolla çoğaltılamaz.

Sertifika No: 71374
Yayın hakları © BİDGE Yayınları
www.bidgeyayinlari.com.tr - bidgeyayinlari@gmail.com
Krc Bilişim Ticaret ve Organizasyon Ltd. Şti.
Güzeltepe Mahallesi Abidin Daver Sokak Sefer Apartmanı No: 7/9 Çankaya / Ankara

ÖNSÖZ

Yapay zekâ, bilgi teknolojilerindeki hızlı gelişimin en önemli bileşenlerinden biri olarak bilimsel araştırma, mühendislik ve günlük yaşamın pek çok alanında köklü değişimlere yol açmaktadır. Özellikle makine öğrenmesi, derin öğrenme, görüntü işleme ve veri analitiği alanlarında ortaya çıkan yeni yöntemler; büyük ve karmaşık veri kümelerinden anlamlı örüntülerin çıkarılmasını, tahmin ve karar verme süreçlerinin desteklenmesini ve farklı uygulama alanlarına yönelik akıllı sistemlerin geliştirilmesini mümkün kılmaktadır. Bununla birlikte yapay zekânın gelişimi, yalnızca daha başarılı modeller oluşturma gereksinimini değil, bu modellerin güvenilir, verimli, ölçeklenebilir ve güvenli biçimde kullanılmasını da beraberinde getirmektedir. Bu kitap, yapay zekâ ve hesaplamalı yöntemlerin farklı uygulama alanlarındaki güncel yansımalarını bir araya getirme amacıyla hazırlanmıştır. Kitapta yer alan bölümler, farklı yöntem ve uygulama alanlarına odaklanmakla birlikte ortak bir eksende buluşmaktadır: veriden anlamlı bilgi üretmek, bu bilgiyi analitik yöntemlerle değerlendirmek ve güvenilir akıllı sistemler geliştirmek. Günümüzde yapay zekâ modellerinin yalnızca güçlü bilgisayar sistemlerinde değil, kaynakları sınırlı gömülü donanımlarda da çalıştırılabilmesi önemli bir araştırma alanı hâline gelmiştir. Bu bağlamda kitabın ilgili bölümünde, gömülü sistemlerde derin öğrenme uygulamaları; donanım platformları, model uyarlama ve performans değerlendirmesi açısından ele alınmaktadır. Böylece yapay zekâ modellerinin gerçek zamanlı ve kaynak kısıtlı ortamlara aktarılmasının temel boyutları ortaya konulmaktadır. Görüntü işleme

alanında ise yerel ikili örüntüler gibi etkili özellik çıkarma yöntemlerinin kuramsal temelleri, farklı varyantları ve güncel eğilimleri incelenmektedir. Bu tür yöntemler, görüntülerdeki yerel yapısal özelliklerin belirlenmesinde önemli bir rol üstlenmekte ve makine öğrenmesi ile derin öğrenme tabanlı görüntü analiz sistemlerinin geliştirilmesine katkı sağlamaktadır. Bunun yanında regresyon yöntemlerinin analitik temelleri ve borsa verilerinin tahminine yönelik uygulamalar, hesaplamalı yöntemlerin finansal veri analizi ve öngörü süreçlerindeki kullanımını ortaya koymaktadır. Kitabın bir diğer önemli ekseni siber güvenliktir. Dijital sistemlerin giderek daha fazla birbirine bağlanması, siber tehditlerin hem çeşitlenmesine hem de daha karmaşık hâle gelmesine neden olmaktadır. Bu nedenle geleneksel güvenlik yaklaşımlarının yanı sıra yapay zekâ ve hesaplamalı yöntemlerden yararlanılması giderek daha önemli hâle gelmiştir. Kitapta otomatik siber zorbalık tespiti, graf tabanlı siber saldırı tespiti, veri temsili, topolojik analiz ve hesaplama verimliliği gibi konular bu perspektiften ele alınmaktadır. Bulut bilişim ortamlarında güvenlik ise kitabın güncel konularından bir diğerini oluşturmaktadır. Sıfır güven mimarisi ve yapay zekâ destekli kimlik koruma yaklaşımları, geleneksel güvenlik anlayışından farklı olarak kullanıcı, cihaz, uygulama ve erişim taleplerinin sürekli doğrulanmasını esas alan yeni bir güvenlik paradigmasını temsil etmektedir. Bu yaklaşım, yapay zekânın kimlik doğrulama, davranış analizi ve tehdit tespiti süreçlerine entegre edilmesiyle daha dinamik ve uyarlanabilir güvenlik mekanizmalarının geliştirilmesine olanak sağlamaktadır. Kitabın bütününde dikkat çekilen temel noktalardan biri de yapay zekâ yöntemlerinin yalnızca doğruluk veya tahmin başarısı üzerinden değerlendirilmemesi gerektiğidir. Bir modelin gerçek dünya koşullarında kullanılabilir olması; hesaplama maliyeti, veri temsili, model karmaşıklığı, güvenilirlik, ölçeklenebilirlik, güvenlik ve uygulama ortamı gibi birçok faktörün birlikte değerlendirilmesini gerektirmektedir. Bu nedenle kitapta ele alınan konular, yalnızca

algoritmaların teorik özellikleriyle sınırlı tutulmayarak uygulama ve performans perspektifiyle de değerlendirilmektedir. Bu eser, bilgisayar mühendisliği, yapay zekâ, veri bilimi, görüntü işleme ve siber güvenlik alanlarında çalışan akademisyenler ve araştırmacıların yanı sıra lisansüstü öğrenciler ve güncel teknolojik gelişmeleri takip eden okuyucular için hazırlanmıştır. Farklı disiplinlerden gelen okuyucuların ortak bir bilgi zemini oluşturabilmesi ve yapay zekâ temelli yöntemlerin farklı problemlere nasıl uyarlanabileceğini görebilmesi kitabın temel hedefleri arasında yer almaktadır. Yapay zekâ alanındaki gelişmelerin hızının giderek arttığı günümüzde, bugün güncel olan bir yöntemin kısa süre içerisinde yeni yaklaşımlarla yer değiştirmesi mümkündür. Bu nedenle bu kitabın yalnızca mevcut yöntemleri aktaran bir kaynak olmasının ötesinde, okuyucuyu yeni araştırma soruları geliştirmeye ve farklı disiplinler arasında yeni bağlantılar kurmaya teşvik etmesi amaçlanmıştır. Bu eserin hazırlanmasına katkı sağlayan tüm bölüm yazarlarına, bilimsel değerlendirme sürecinde değerli katkılar sunan hakemlere ve çalışmanın ortaya çıkmasında emeği bulunan herkese teşekkür ederim. Kitabın; yapay zekâ ve hesaplamalı yöntemlerin anlaşılmasına, yeni araştırmaların geliştirilmesine ve bilimsel bilginin farklı uygulama alanlarına aktarılmasına katkı sağlamasını diliyorum.

Prof. Dr. Eyyüp GÜLBANDILAR

Editör

İÇİNDEKİLER

ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR CYBER RESILIENCE IN DIGITAL GOVERNMENT 1
ÖMER SEVİNÇ

ARTIFICIAL INTELLIGENCE ENHANCED CYBERSECURITY IN DIGITAL EDUCATION 10
ÖMER SEVİNÇ

GÖMÜLÜ SİSTEMLERDE DERİN ÖĞRENME: DONANIM PLATFORMLARI, MODEL UYARLAMA VE PERFORMANS DEĞERLENDİRMESİ 19
VOLKAN YAMAÇLI, SEMİH KAHVECİ, RAMAZAN AKKURT

ANALİTİK YAKLAŞIMLA REGRESYON: KURAMSAL TEMELLER VE BORSA VERİSİ TAHMİNİNDE BİR UYGULAMA 47
FATİH SARIKOÇ

GÖRÜNTÜ İŞLEMEDE YEREL İKİLİ ÖRÜNTÜLER: TEMEL YAKLAŞIMLAR, VARYANTLAR VE GÜNCEL EĞİLİMLER 63
ÖZGÜR AYDIN

HESAPLAMALI YÖNTEMLER VE OTOMATİK SİBER ZORBALIK TESPİTİ 95
ARZUM KARATAŞ

ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİNDEN TOPSIS, GRA, VIKOR, WASPAS VE SAW İLE PANDEMİ DÖNEMİ BİST İNŞAAT FİRMALARININ PERFORMANS DEĞERLENDİRMELERİ 124
GÜRKAN KAPLAN

NESNELERİN İNTERNETİNDE SENSÖR TEKNOLOJİLERİ VE UYGULAMALARI 150

İÇİNDEKİLER

ÖZGE TAŞ, RABİA YUMUŞAK

UYDU GÖRÜNTÜSÜ VERİ SETLERİNDE BENZERLİK TESPİTİ İÇİN HİBRİT SİSTEM 174
MUSTAFA KURÇ, AYHAN İSTANBULLU

YOLO MODELLERİ İLE FİŞ ANALİZİNDE SAHTECİLİK TESPİTİ 193
TOLGA TUNÇEL, EMRE KILINÇ

OPTİMİZASYON ALGORİTMALARININ ÇOK SEVİYELİ EŞİKLEME TABANLI RENK İNDİRGEME BAŞARILARINA ETKİSİ 226
TOLGA TUNÇEL, MÜRSEL OZAN İNCETAŞ

KAOTİK ARAMA YOĞUNLUĞUNUN OPTİMİZASYON ALGORİTMALARI ARASINDA GENELLENEBİLİRLİĞİNİN PEKİŞTİRMELİ ÖĞRENME İLE İNCELENMESİ 256
SEYFULLAH ARSLAN

ÜRETKEN GÖRSEL MODELLERİN KİŞİSELLEŞTİRİLMESİNDE YENİDEN ÜRETİLEBİLİRLİK VE DEĞERLENDİRME 288
FURKAN GÖZÜKARA

DERİN ÖĞRENME TABANLI MİMARİ YAKLAŞIMLAR .. 322
ÜMRAN ŞEKER ERTUĞRUL

BÖLÜM 1

ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR CYBER RESILIENCE IN DIGITAL GOVERNMENT

ÖMER SEVİNÇ[1]

Abstract Governments depend on digital identity, tax, social protection, justice, health, election, and emergency systems whose failure can affect rights and essential services. Artificial intelligence can improve cyber situational awareness by correlating events, detecting anomalies, prioritizing vulnerabilities, and supporting incident response across distributed public infrastructure. It can also amplify phishing, disinformation, deepfakes, and attacks against public decision systems. This chapter presents a mission-oriented approach to government cybersecurity that links AI use to service criticality, democratic accountability, procurement, and continuity. It proposes controls for shared visibility, zero-trust access, secure AI acquisition, human authorization, public transparency, and cross-agency response.

Keywords digital government, cyber resilience, artificial intelligence, critical infrastructure, public services, accountability

1 Dr., Ondokuz Mayıs University, Vezirköprü Vocational School, Department of Computer Programming.

Introduction

Digital government turns databases and networks into channels through which people exercise rights and receive services. Identity systems support benefits, taxation, licensing, health, education, and voting administration. A cyber incident can therefore deny more than access to a website; it can prevent a person from receiving income support, filing a legal document, or obtaining an official record. Government cybersecurity must prioritize mission continuity, integrity, and public trust.

AI offers useful scale. Public organizations may operate legacy systems, cloud platforms, municipal networks, and sector-specific infrastructure with uneven visibility. Machine learning can correlate logs and threat intelligence, detect anomalous behavior, and rank remediation. The same capability creates public-law concerns when automated security actions affect citizens, employees, or public records. Government use requires traceable authority, documented purpose, proportionality, and review (NIST, 2023; OECD, 2025).

Threats to Digital Government

Credential theft and exploitation of exposed systems remain common entry points. Shared suppliers can create systemic risk because one compromise may affect multiple agencies. Legacy applications may not support modern identity or logging controls. Operational technology in transport, water, energy, and emergency services adds physical consequences and long replacement cycles.

AI changes the speed and credibility of social engineering. Attackers can produce localized messages, imitate officials, synthesize audio, and adapt campaigns using breached information. Deepfakes can create confusion during elections, emergencies, or diplomatic events even when technical systems remain intact.

Defensive planning must connect cyber incident response with public communication and evidence verification.

Government AI systems may also be attacked directly. Manipulated inputs can distort fraud detection, border screening, resource allocation, or document classification. Training data may be poisoned through compromised sources. Generative assistants can reveal restricted information through prompt injection or excessive permissions. When a model supports a consequential public decision, integrity, provenance, and auditability become constitutional and administrative concerns as well as technical requirements.

AI Supported Cyber Operations

A shared analytics capability can combine identity events, endpoint telemetry, network flow, vulnerability data, and threat intelligence while allowing agencies to retain control of sensitive records. Federated or privacy-preserving approaches may be appropriate when raw data cannot be centralized. Models can rank events by mission impact, such as whether the affected asset supports emergency dispatch or public payments.

AI can help analysts summarize alerts, map indicators to known techniques, propose investigation queries, and identify related cases. Generated recommendations must cite their evidence and remain advisory unless an action falls within an approved automation playbook. Automated blocking may be suitable for clearly malicious domains, whereas disabling a public service or privileged account should require authorized review.

Vulnerability management benefits from contextual ranking. A simple severity score does not show whether a system is internet-facing, exploited, or essential to a public mission. An AI-supported process can combine these factors, but agencies must retain the underlying criteria so priorities can be explained and audited.

Governance and Procurement

AI procurement should define security requirements before market engagement. Contracts should address data location, training use, model and software updates, vulnerability disclosure, logging, subcontractors, incident notification, continuity, and secure exit. Agencies should obtain sufficient documentation to test the system and investigate failures. Proprietary status should not prevent public bodies from understanding controls that affect legal duties.

Governance can align the NIST AI Risk Management Framework functions of Govern, Map, Measure, and Manage with cybersecurity and service-continuity processes. Each use case needs an accountable owner, risk classification, impact assessment, approved data sources, performance measures, and retirement criteria. Independent review is especially important for systems used in law enforcement, benefits, taxation, or other areas where errors can burden individuals.

Public transparency should describe the purpose and general operation of an AI system without publishing details that enable attack. Citizens and staff need routes to challenge consequential outcomes. Security logs must support oversight while protecting classified, personal, and investigative information.

Control area	Government requirement	Assurance question
Authority	Named owner and legal basis	Who may approve and stop the system
Data	Approved sources and retention	Can provenance and access be audited
Model	Security and performance tests	What changes trigger revalidation
Operations	Incident and continuity plan	Can the service operate during failure
Public accountability	Notice and challenge route	Can an affected person seek review

Mission Based Risk Prioritization

Government portfolios are too large to protect every asset with equal intensity. Mission-based prioritization links technical

assets to statutory functions and public consequences. Agencies should identify services that protect life, deliver entitlements, maintain legal records, collect revenue, support elections, or coordinate emergencies. They can then determine recovery objectives, minimum operating capabilities, and dependencies on identity, telecommunications, cloud platforms, data exchanges, and suppliers.

AI can help construct dependency graphs and identify clusters of vulnerabilities, but prioritization rules must be understandable to accountable officials. A model should not quietly downgrade an old system merely because it generates few alerts; low activity may conceal a critical but infrequently used function. Decisions should incorporate exploitability, exposure, mission impact, replacement difficulty, and the availability of manual alternatives.

Protection of Digital Identity and Citizen Data

Digital identity is a high-value control point because one credential may unlock multiple services. Governments should apply phishing-resistant authentication to privileged and high-risk access, use federation carefully, and continuously review dormant accounts, delegated authority, and service credentials. Risk-adaptive authentication can reduce friction, but automated denials must account for travel, shared access points, assistive technologies, and citizens who cannot easily complete additional verification.

Citizen data should be separated according to purpose and sensitivity. Broad interagency access may improve service coordination while increasing the consequences of misuse or compromise. Data-sharing agreements need defined fields, authorized purposes, retention, logging, quality responsibilities, and termination procedures. AI analytics should use approved views rather than unrestricted copies wherever possible, and security

monitoring should not become a general-purpose system for profiling lawful behavior.

AI Enabled Influence Operations and Deepfakes

Synthetic media can target institutional trust even when no government network is breached. A fabricated recording may imitate an election official, emergency manager, judge, or senior administrator. Rapid rebuttal is difficult if agencies lack an established method for authenticating official communications. Governments should use consistent official channels, digitally signed material where appropriate, and public guidance on how authoritative updates can be verified.

Detection tools can support triage but should not be treated as definitive because generation and detection methods evolve together. Response teams should combine media forensics, source verification, contextual analysis, and coordination with affected officials. Public statements should avoid repeating harmful content unnecessarily and should explain the evidence supporting authenticity judgments. Exercises should include simultaneous cyber disruption and disinformation because adversaries may use each to amplify the other.

Secure Procurement and Supply Chain Assurance

Public agencies often acquire AI as a cloud service or as a feature embedded in a larger product. Procurement should require a software and model dependency inventory, secure development practices, vulnerability handling, access-control design, data-use restrictions, audit support, and continuity arrangements. Contracts should define who may use agency data to train or improve models and whether outputs or interaction logs leave the government's controlled environment.

Assurance should continue after contract award. Agencies need notice of material model, data, infrastructure, and subcontractor changes. They should test updates in a representative environment and retain the ability to delay or roll back changes that affect security or legal compliance. Exit planning is essential: data and logs must be exportable in usable formats, credentials must be revoked, and the service must be replaceable without an unacceptable interruption to public functions.

Cross Agency Coordination and Public Accountability

Cyber incidents rarely respect administrative boundaries. A shared supplier, identity service, or vulnerability may affect national, regional, and municipal organizations at the same time. Coordination mechanisms should define what indicators can be exchanged, how sensitive investigations are protected, who leads public communication, and when assistance can be requested. Common taxonomies and machine-readable formats allow AI-supported analysis without forcing every agency onto one platform.

Accountability requires records that show who authorized an AI use, which data and model version were involved, what security tests were completed, and how consequential outputs were reviewed. Oversight bodies need access to meaningful evidence rather than only vendor assurances. Publishing system registers, impact summaries, and aggregate incident information can strengthen public scrutiny while detailed configurations and active investigative data remain protected.

Conclusion

AI can improve government cyber resilience when it strengthens shared visibility and disciplined response. Its use should be tied to public missions rather than technology adoption targets. Agencies need secure identity, asset inventories, segmentation, tested backups, procurement controls, and cross-agency exercises

before advanced analytics can deliver dependable value. The central measure is whether essential services remain trustworthy and recoverable under attack, with decisions that responsible officials can explain and review.

References

Cybersecurity and Infrastructure Security Agency. (2024). Federal Civilian Executive Branch Operational Cybersecurity Alignment Plan. https://www.cisa.gov/resources-tools/resources/federal-civilian-executive-branch-fceb-operational-cybersecurity-alignment-focal-plan

European Parliament and Council of the European Union. (2024). Regulation (EU) 2024/1689 laying down harmonised rules on artificial intelligence. Official Journal of the European Union.

National Institute of Standards and Technology. (2023). Artificial Intelligence Risk Management Framework 1.0 (NIST AI 100-1). https://doi.org/10.6028/NIST.AI.100-1

National Institute of Standards and Technology. (2024). Cybersecurity Framework 2.0 (NIST CSWP 29). https://doi.org/10.6028/NIST.CSWP.29

Organisation for Economic Co-operation and Development. (2025). Governing with artificial intelligence: The state of play and way forward in core government functions. https://doi.org/10.1787/795de142-en

Vassilev, A., Oprea, A., Fordyce, A., & Anderson, H. (2024). Adversarial Machine Learning: A Taxonomy and Terminology of Attacks and Mitigations. NIST. https://doi.org/10.6028/NIST.AI.100-2e2023

BÖLÜM 2

ARTIFICIAL INTELLIGENCE ENHANCED CYBERSECURITY IN DIGITAL EDUCATION

ÖMER SEVİNÇ[1]

Abstract Digital education depends on learning management systems, cloud collaboration, remote assessment, student information systems, and generative artificial intelligence services. This dependence expands the attack surface and exposes institutions to credential theft, ransomware, data leakage, academic integrity attacks, and manipulation of AI models. This chapter examines how machine learning, behavioral analytics, natural language processing, and automated response can strengthen prevention, detection, and recovery in educational environments. It also argues that AI-based controls must remain proportionate to learners' rights because continuous monitoring can create privacy, bias, and due-process risks. A layered framework is proposed that combines identity security, data governance, AI model assurance, human review, and cyber-literacy.

Keywords artificial intelligence, cybersecurity, education, learning management systems, student privacy, generative AI

1 Dr., Ondokuz Mayıs University, Vezirköprü Vocational School, Department of Computer Programming.

Introduction

Universities and schools now operate as data-intensive digital organizations. A single learner may use an institutional identity to enter a learning management system, a video platform, a cloud drive, a library database, an examination service, and an AI tutor. The resulting ecosystem improves access but connects systems with different owners, security controls, and retention rules. Attackers exploit that fragmentation through phishing, password reuse, malicious browser extensions, compromised third-party applications, and ransomware. Educational institutions are attractive targets because they hold identity records, financial information, research data, and information about minors while maintaining open networks and large, frequently changing user populations.

Artificial intelligence has two roles in this environment. Defenders can use AI to identify anomalous access, prioritize vulnerabilities, classify malicious messages, and accelerate incident triage. Adversaries can use the same technology to produce convincing phishing messages, imitate instructors, automate reconnaissance, or generate malicious code. The policy question is therefore not whether education should use AI for cybersecurity, but where automation improves security without imposing disproportionate surveillance or transferring educational decisions to opaque systems (UNESCO, 2023; ENISA, 2025).

Threat Model for Digital Learning

The first risk domain is identity. Compromised accounts can expose coursework, grades, financial details, and research resources. Conventional rules may flag every foreign login, but behavioral models can combine device history, time, location, session velocity, and access sequence to estimate risk. A high-risk session can trigger step-up authentication rather than an immediate lockout, reducing disruption for legitimate travelers.

The second domain is data and application security. Learning platforms receive file uploads, rich-text input, plug-ins, and links to external services. These functions create opportunities for malware delivery, insecure integrations, and accidental disclosure. Generative AI introduces additional channels: students or staff may paste personal or confidential material into public tools, and retrieval-augmented systems may reveal restricted documents when access filters are weak. Prompt injection can cause an AI assistant to disregard its intended instructions or expose connected data.

The third domain concerns integrity and availability. Ransomware can interrupt teaching, admissions, payroll, and assessment. Deepfakes and synthetic messages can impersonate administrators during emergencies. Examination systems may face denial-of-service attacks, question-bank theft, or manipulation of proctoring data. These events affect more than information technology; they can alter grades, delay graduation, or deny access to education.

AI Enabled Defensive Capabilities

AI-supported email security can analyze language, sender relationships, URLs, and attachment behavior to identify targeted phishing that signature-based filters miss. Endpoint and network models can establish baselines for laboratories, classrooms, and administrative devices, then identify unusual encryption activity, lateral movement, or large transfers. Natural language processing can also group help-desk reports into a common incident, giving security teams earlier visibility.

In identity systems, risk-adaptive authentication should combine AI scores with explicit controls. Low-risk activity may proceed normally; medium-risk activity may require a second factor; and high-risk activity may be isolated for review. This graduated response is preferable to allowing an unexplainable model to

suspend a learner. Models should produce reason codes, retain audit records, and provide an appeal route when a decision affects access or assessment.

AI can also support secure software operations. Code-scanning models may identify common weaknesses in institutional applications, while asset-discovery models can find unmanaged services. These tools do not replace patch management or penetration testing. Their value lies in ranking a large queue so that staff can address exposed and consequential weaknesses first.

A Layered Implementation Framework

An educational institution should begin with a data and system inventory. Each AI service must have a defined owner, purpose, permitted data categories, retention period, and exit plan. Identity controls should require phishing-resistant multifactor authentication for privileged users and segmented privileges for students, instructors, researchers, and vendors. Security monitoring should minimize content collection and favor metadata where it can answer the same risk question.

Model assurance requires testing before deployment and repeated evaluation after changes in users, curriculum, or infrastructure. Tests should include false-positive rates across relevant groups, prompt-injection resistance, data leakage, adversarial inputs, and performance during examination peaks. Human reviewers need authority to reverse automated actions. Incident plans should specify how to disable an AI component, preserve evidence, notify affected people, and continue instruction through alternate systems.

Layer	Primary control	AI contribution
Identity	Phishing-resistant MFA and least privilege	Risk-adaptive authentication
Data	Classification and access control	Leakage and anomaly detection
Applications	Secure configuration and patching	Vulnerability prioritization

Layer	Primary control	AI contribution
AI systems	Model testing and access filtering	Adversarial-input monitoring
People	Awareness and incident exercises	Role-specific simulations

Institutional Risk Assessment

A useful risk assessment begins with educational missions rather than a generic list of technologies. The institution should identify processes whose interruption would materially affect teaching, assessment, admissions, research, safeguarding, or student support. It should then map the identities, applications, data stores, integrations, and suppliers that enable each process. This dependency view reveals concentration risk. For example, a single identity provider may control access to the learning platform, email, library resources, and examination services. Its compromise would therefore have a wider educational impact than the loss of one classroom application.

Risk assessment should distinguish confidentiality, integrity, and availability consequences. Unauthorized disclosure of accommodation records or counseling information creates a privacy harm; modification of grades or attendance creates an integrity harm; disruption of an examination platform creates an availability harm. The affected population also matters. Children, international students, learners with disabilities, and researchers handling controlled data may require additional safeguards. AI can assist by discovering relationships among assets and incidents, but accountable staff must decide which consequences are unacceptable and which controls are proportionate.

Security of Generative AI in Teaching and Administration

Generative AI is increasingly embedded in tutoring, writing support, course design, student services, and administrative search. These systems often connect a language model to institutional

documents through retrieval-augmented generation. The connection improves relevance but creates a security boundary: the model may retrieve a document that the user could not access directly, or an untrusted document may contain instructions intended to override the system prompt. Access checks must therefore occur at retrieval time for every request, using the requesting user's identity and the source system's permissions.

Institutions should separate public content, internal guidance, student records, assessment materials, and research data into distinct indexes or security domains. Prompts and outputs should be logged in a privacy-conscious manner for incident investigation, with sensitive values redacted where feasible. The system should identify cited sources so that users can verify responses. High-impact functions, such as changing enrollment, releasing grades, approving financial aid, or initiating disciplinary action, should not be executed solely from a model response. Tool-using AI agents need narrowly scoped credentials, transaction limits, confirmation steps, and rapid revocation.

Privacy Fairness and Academic Rights

AI-based monitoring can infer more than an institution intends to collect. Login times, typing patterns, camera feeds, location, and browsing behavior may reveal disability, family circumstances, religion, or political activity. A security purpose does not automatically justify indefinite retention or secondary use. Privacy impact assessments should identify the minimum data needed, test whether less intrusive data can answer the same question, define retention periods, and prohibit reuse for unrelated performance or disciplinary evaluation without a separate legal and ethical basis.

False positives can distribute harm unevenly. Shared devices, unstable connectivity, assistive technologies, travel, and nonstandard

study schedules may appear anomalous. Institutions should evaluate model performance across relevant user conditions, not only overall accuracy. When an automated security control blocks access to coursework or an examination, the learner needs timely human review and an alternative access method. These safeguards treat cybersecurity as a condition of equitable education rather than a justification for opaque surveillance.

Incident Response and Continuity

Educational incident response should involve academic leadership, information technology, communications, legal and privacy personnel, and student services. Playbooks should cover ransomware, compromised privileged accounts, unauthorized disclosure, examination-system failure, and manipulation of an AI service. Each playbook needs decision thresholds, evidence-preservation steps, internal and external notification responsibilities, and a method for maintaining instruction. Faculty need practical alternatives such as offline materials, delayed deadlines, backup communication channels, and procedures for reconstructing grades from verified records.

Exercises should test realistic timing and authority. A tabletop scenario may begin with an AI email filter missing a targeted message, progress to a compromised administrator account, and culminate in altered course data. The exercise should measure how quickly the institution recognizes a common incident, disables unsafe automation, communicates uncertainty, and restores a trusted record. Post-incident review should update models, access policies, vendor requirements, and training rather than treating user awareness as the only corrective action.

Evaluation Metrics and Research Directions

Evaluation should combine technical and educational measures. Useful technical measures include mean time to detect,

containment time, false-positive rate, credential-compromise rate, patch latency, and restoration time. Educational measures include hours of instruction lost, learners unable to access required services, delayed assessments, and the time needed to resolve erroneous restrictions. Privacy measures can track the volume and retention of monitoring data, access to that data, and verified secondary uses.

Research is needed on privacy-preserving behavioral analytics, detection of multilingual social engineering, robust security for AI tutors, and methods for testing systems used by children. Federated learning, differential privacy, and on-device analysis may reduce centralized data collection, although each introduces performance and implementation tradeoffs. Independent benchmarks should reflect real educational networks and accessibility conditions. The strongest programs will combine technical experimentation with participation from educators, learners, disability specialists, privacy officers, and security professionals.

Conclusion

AI can improve educational cybersecurity when it is embedded in basic security practice rather than treated as a substitute for it. Strong identity management, secure configuration, backups, vendor controls, and trained users remain essential. AI adds value by detecting weak signals across large environments and helping small teams prioritize action. Institutions should judge success through measurable reductions in detection time, account compromise, data exposure, and service interruption, while auditing the effects of monitoring on privacy and equal access.

References

Cybersecurity and Infrastructure Security Agency. (2023). Cross-Sector Cybersecurity Performance Goals. https://www.cisa.gov/cpg

European Union Agency for Cybersecurity. (2025). ENISA Threat Landscape 2025. https://www.enisa.europa.eu/publications/enisa-threat-landscape-2025

Miao, F., & Holmes, W. (2023). Guidance for generative AI in education and research. UNESCO. https://doi.org/10.54675/EWZM9535

National Institute of Standards and Technology. (2024). Cybersecurity Framework 2.0 (NIST CSWP 29). https://doi.org/10.6028/NIST.CSWP.29

National Institute of Standards and Technology. (2024). Artificial Intelligence Risk Management Framework Generative Artificial Intelligence Profile (NIST AI 600-1). https://doi.org/10.6028/NIST.AI.600-1

Vassilev, A., Oprea, A., Fordyce, A., & Anderson, H. (2024). Adversarial Machine Learning: A Taxonomy and Terminology of Attacks and Mitigations (NIST AI 100-2e2023). https://doi.org/10.6028/NIST.AI.100-2e2023

BÖLÜM 3

GÖMÜLÜ SİSTEMLERDE DERİN ÖĞRENME: DONANIM PLATFORMLARI, MODEL UYARLAMA VE PERFORMANS DEĞERLENDİRMESİ

VOLKAN YAMAÇLI[1]
SEMİH KAHVECİ[2]
RAMAZAN AKKURT[3]

Giriş

Gömülü sistemler, belirli görevleri yerine getiren donanım ve yazılım bileşenleriyle ev otomasyonundan endüstriyel üretim makinelerine ve robotik uygulamalara kadar geniş bir alanda kullanılmaktadır. Bu sistemlerin topladığı ses, görüntü ve sensör verileri, derin öğrenme modelleri aracılığıyla değerlendirilebilmektedir. Çok katmanlı sinir ağlarının verilerden özellik öğrenebilmesi, elle tanımlanması güç örüntülerin

[1] Doç. Dr., Mersin Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, ORCID: 0000-0003-0331-8818
[2] Dr. Arş. Gör., Mersin Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, ORCID: 0000-0002-1495-6295
[3] Arş. Gör., Mersin Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, ORCID: 0000-0003-2319-9887

işlenmesine olanak sağlamaktadır (LeCun et al., 2015). Böylece çevreyi algılama ve elde edilen bilgiye göre karar verme işlevleri aynı cihaz üzerinde bir araya getirilebilmektedir.

Verilerin uzak sunuculara gönderilmesi geniş hesaplama kaynaklarından yararlanmayı sağlasa da ağ bağlantısına bağımlılık, aktarım gecikmesi ve iletişim yükü doğurmaktadır. Hesaplamanın veri kaynağına yaklaştırılması, yerel karar üretimini desteklemekte ve gönderilmesi gereken veri miktarını azaltabilmektedir (Shi et al., 2016). Bunun karşılığında, modelin cihazın işlem kapasitesine, belleğine ve enerji bütçesine uygun olması gerekir. Dolayısıyla gömülü derin öğrenmede yüksek doğrulukla birlikte uygulamanın çalışma koşulları da değerlendirilmelidir.

Bu bölümde gömülü sistemlerde derin öğrenmenin kullanımına ilişkin temel kavramlar, donanım ve yazılım seçenekleri ile model uyarlama yöntemleri ele alınmaktadır. ESP32, Arduino, Raspberry Pi ve Jetson platformları farklı kaynak koşulları bakımından incelenmekte; ardından model küçültme, performans değerlendirmesi ve bakım süreçleri açıklanmaktadır. Amaç, literatürdeki yaklaşımlardan yararlanarak donanım olanakları ile uygulama gereksinimleri arasındaki ilişkiyi ortaya koymaktır.

Gömülü Sistemlerde Derin Öğrenme ve TinyML

Derin öğrenme, makine öğrenmesinin çok katmanlı yapay sinir ağlarından yararlanan bir alt alanıdır. Bu ağlarda giriş verisi, ardışık katmanlarda işlenerek görev için kullanılabilecek bir gösterime dönüştürülmektedir. Katmanların kullandığı ağırlıklar eğitim sırasında belirlenmektedir. Böylece görüntüdeki bir nesnenin ayırt edilmesi veya bir ses kaydındaki sözcüğün tanınması için gerekli ilişkiler verilerden öğrenilebilmektedir. LeCun et al. (2015), derin öğrenmenin görüntü ve konuşma gibi alanlardaki gelişimini, farklı düzeylerdeki veri temsillerinin öğrenilebilmesiyle açıklamaktadır.

Kullanılan ağ yapısı, verinin özelliklerine göre değişmektedir. Evrişimli sinir ağları, komşu veri elemanları arasındaki ilişkilerden yararlandığı için görüntü işlemede yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu ağlar bir boyutlu sensör verilerine de uygulanabilmektedir. Yinelemeli sinir ağlarında ise önceki adımlardan gelen bilgi sonraki işlemlere taşınmakta, böylece verinin zaman içindeki sırası değerlendirilmektedir. Farklı ağ yapılarının gelişimi ve kullanım alanları Schmidhuber (2015) tarafından ayrıntılı olarak incelenmiştir.

Modelin ürettiği çıktı türü problemin doğasına bağlıdır. Sınıflandırmada bir girdinin hangi sınıfa ait olduğu belirlenirken, regresyonda sayısal bir değer tahmin edilmektedir. Bir motorun çalışma sesinin normal veya anormal olarak ayrılması sınıflandırma biçiminde kurulabilir; sıcaklığın ilerleyen zamandaki değerinin tahmin edilmesi ise regresyon problemidir. Bu ayrım, eğitimde kullanılacak hedefleri ve başarımın nasıl ölçüleceğini belirlemektedir. Gömülü uygulamalarda ağın karmaşıklığı, çözülmek istenen problemin gerektirdiği düzeyde tutulmalıdır.

Modelin geliştirilmesinde eğitim ve çıkarım işlemleri birbirinden ayrılmalıdır. Eğitimde ağın çıktısı hedeflenen sonuçla karşılaştırılmakta, kayıp fonksiyonu ile hesaplanan farkı azaltmak üzere ağırlıklar güncellenmektedir. Çıkarımda ise eğitilmiş model yeni girdiler için sonuç üretmekte; ağırlıkların yeniden öğrenilmesi gerekmemektedir (Sze et al., 2017). Yaygın uygulama, modeli yeterli hesaplama kaynağı bulunan bir bilgisayarda eğiterek gömülü cihaza aktarmaktır. Eğitim ve kullanım ortamlarının giriş biçimi, örnekleme düzeni ve ön işleme adımları bakımından uyumlu olması beklenmektedir.

Hesaplamanın gerçekleştirildiği yer, sistemin çalışma biçimini etkilemektedir. Bulut tabanlı yapıda veri uzak sunuculara aktarılırken, uç bilişimde işlem verinin üretildiği cihazda veya

yakındaki bir ağ geçidinde yapılmaktadır. Yapay zekâ modellerinin bu noktalarda çalıştırılması uç yapay zekâ kapsamında ele alınmaktadır. Böylece bazı kararlar sunucu yanıtı beklenmeden üretilebilir; ham veri yerine gerekli sonuçların gönderilmesi haberleşme yükünü azaltabilir (Shi et al., 2016). Bulut ve uç birimleri birlikte de kullanılabilir. Örneğin eğitim ve sürüm yönetimi merkezde yürütülürken günlük çıkarım işlemleri cihaz üzerinde gerçekleştirilebilir.

TinyML, bellek, işlem kapasitesi ve enerji kaynakları sınırlı cihazlarda makine öğrenmesi modellerinin kullanılmasına odaklanmaktadır. Özellikle mikrodenetleyici uygulamalarında ağ mimarisi ile çıkarım yazılımının birlikte tasarlanması önem taşımaktadır (Lin et al., 2023). Lin et al. (2020) tarafından geliştirilen MCUNet yaklaşımında bu iki bileşen birlikte ele alınmış ve mikrodenetleyiciler üzerinde görüntü sınıflandırma uygulamaları gerçekleştirilmiştir. Bu tür çalışmalar, modelin yalnızca küçültülmesinin değil, çalıştırılma biçiminin de kaynak kullanımını belirlediğini göstermektedir.

TinyML ile uç yapay zekâ birbiriyle ilişkili olmakla birlikte aynı kapsamı ifade etmemektedir. GPU destekli bir gömülü bilgisayarda büyük bir görüntü modelinin çalıştırılması da uç yapay zekâ uygulamasıdır. TinyML ise daha dar kaynak koşullarına odaklanmaktadır. Ayrıca TinyML kapsamında yalnızca derin sinir ağları değil, daha küçük makine öğrenmesi yöntemleri de kullanılabilir. Bu nedenle kavram, belirli bir model ailesinin veya kartın adı olarak değerlendirilmemelidir (Lin et al., 2023).

Tablo 1, bulut, uç yapay zekâ ve TinyML yaklaşımlarını genel özellikleri bakımından karşılaştırmaktadır. Bu yaklaşımlar birbirini dışlamaz; aynı uygulamada birlikte kullanılabilir. Verinin yerel işlenmesi gizlilik açısından yarar sağlayabilse de saklanan verilerin ve aktarılan çıktıların korunması ayrıca ele alınmalıdır.

Tablo 1. Bulut, uç yapay zekâ ve TinyML yaklaşımlarının karşılaştırılması

Özellik	**Bulut tabanlı yapay zekâ**	**Uç yapay zekâ**	**TinyML**
Hesaplama yeri	Uzak sunucu veya veri merkezi	Veri kaynağında veya yakın bir işlem biriminde	Genellikle mikrodenetleyicinin üzerinde
Temel kaynak koşulu	Daha geniş işlem ve depolama kaynakları	Kullanılan uç cihazın kapasitesine bağlı kaynaklar	Sınırlı bellek, işlem kapasitesi ve enerji bütçesi
Bağlantının rolü	Uzaktaki işlem birimine veri aktarımı gerekir	Yerel çıkarım sürekli bağlantı gerektirmeyebilir	Yerel çıkarım bağlantısız yürütülebilir; güncelleme ayrı ele alınır
Uygulama örneği	Sunucuda görüntü analizi	Robot bilgisayarında nesne tespiti	Küçük sensör cihazında anahtar sözcük algılama

Kaynak: Shi et al. (2016) ve Lin et al. (2023) temelinde hazırlanmıştır.

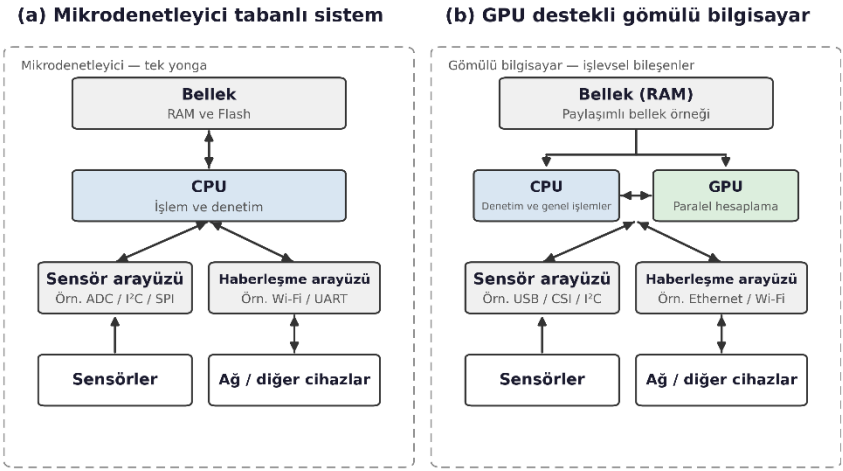
Donanım Platformları ve Yazılım Altyapısı

Bir gömülü sistem, işlem birimi, bellek, giriş-çıkış birimleri ve haberleşme arayüzleriyle belirli görevleri yerine getirmektedir. Sensörlerden alınan bilgiler işlenmekte; gerektiğinde motor veya valf gibi aktüatörler üzerinden fiziksel sürece müdahale edilmektedir (Marwedel, 2021). Mikrodenetleyicilerde işlemci, bellek ve çevre birimlerinin önemli bölümü aynı yongada bulunurken, gömülü bilgisayarlar daha geniş bellek ve farklı hızlandırıcı seçenekleri sunabilmektedir. Bu nedenle küçük bir sensör düğümü ile kamera görüntülerini değerlendiren robot bilgisayarı aynı kaynak koşullarına sahip değildir.

İşlem kapasitesinin değerlendirilmesinde saat frekansı tek başına yeterli değildir. İşlemci mimarisi, desteklenen komutlar ve bellek erişimi de çalışma süresini etkilemektedir. GPU birimleri,

uygun matris ve evrişim hesaplamalarını paralel yürütebilse de veri hazırlama ve haberleşme gibi diğer görevler aynı ölçüde hızlanmayabilir. Sze et al. (2017), sinir ağlarının verimli çalıştırılmasında aritmetik işlemler kadar bellekler arasındaki veri hareketinin de önemli olduğunu belirtmektedir. İşlem biriminin katkısı bu nedenle uygulamanın bütünü içinde değerlendirilmelidir. Mikrodenetleyici ve GPU destekli gömülü bilgisayar yapısına dair şematik Şekil 1 ile sunulmuştur.

Şekil 1. Mikrodenetleyici ve GPU destekli gömülü bilgisayar yapısı



Kaynak: Marwedel (2021) ile Arduino (t.y.), Espressif Systems (t.y.), Raspberry Pi Ltd (t.y.-a, t.y.-b) ve NVIDIA (t.y.-b) temelinde hazırlanmıştır.

Bellek gereksinimi, model dosyasının boyutundan daha geniştir. Ağırlıkların saklandığı alanın yanında ara katman çıktıları, sensör tamponları ve uygulama değişkenleri için çalışma belleği gerekir. Örneğin bir görüntünün ham ve yeniden boyutlandırılmış kopyalarının birlikte tutulması ek alan kullanmaktadır. Çevre birimleri de verinin istenen hızda ve kesintisiz alınmasını sağlamalıdır. Örnekleme aralığının değişmesi veya veri kaybı, eğitimde kullanılan giriş düzenini bozabilir. Özellikle birden fazla

sensörün bulunduğu sistemlerde zamanlama ve ortak kaynak kullanımı başlangıçta planlanmalıdır.

ESP32, farklı işlemci ve çevre birimi özelliklerine sahip yongalardan oluşan bir ailedir. Bu nedenle kullanılan ürünün tam modeli belirtilmelidir. Espressif'in ESP-DL dokümantasyonunda ESP32-S3 ve ESP32-P4, derin öğrenme uygulamaları için önerilen hedefler arasında yer almakta; özgün ESP32 için işleç uygulamalarının farklı olduğu açıklanmaktadır. ESP-IDF üzerinde çalışan ESP-DL ile model kullanılabilmesi, desteklenen işleçlere ve uygun model gösterimine bağlıdır. Nicemleme ve dışa aktarma için sunulan ESP-PPQ aracının ayarları da hedef yongayla eşleşmelidir (Espressif Systems, t.y.).

Arduino da tek bir kartın adı olarak değerlendirilmemelidir. Aynı ekosistem içinde farklı mikrodenetleyiciler, bellek kapasiteleri ve kütüphane olanakları bulunmaktadır. Nano 33 BLE Sense Rev2, nRF52840 mikrodenetleyicisi ve kart üzerindeki sensörleriyle küçük makine öğrenmesi uygulamalarında kullanılabilecek örneklerden biridir (Arduino, t.y.). Ses ve hareket verilerinin kart üzerinde elde edilmesi geliştirmeyi kolaylaştırabilir. Bununla birlikte ölçümlerin etiketlenmesi, eksen sırasının ve örnekleme hızının belirlenmesi, girişlerin modelin beklediği düzene getirilmesi yine uygulama yazılımının görevleri arasındadır.

Raspberry Pi 5, işletim sistemi çalıştırabilen bir tek kart bilgisayar olarak sensör erişimini, veri işlemeyi ve haberleşmeyi aynı ortamda birleştirmektedir (Raspberry Pi Ltd, t.y.-b). Uygun büyüklükteki modeller CPU üzerinde çalıştırılabilir. Kartta GPU bulunması, çıkarım yazılımının bu birimden doğrudan yararlanacağını göstermez. Desteklenen modellerin haricî bir sinir ağı işlem biriminde çalıştırılması için AI HAT seçenekleri de bulunmaktadır (Raspberry Pi Ltd, t.y.-a). Bu durumda ek donanım

ve yazılım uyumu gerekir; ana kartın tek başına kullanımı ile NPU eklenen yapı ayrı değerlendirilmelidir.

Jetson platformları, CPU ve GPU kaynaklarını gömülü bir bilgisayarda bir araya getirmektedir. NVIDIA'nın JetPack paketi, Jetson Linux ile hesaplama kütüphanelerini ve geliştirme araçlarını birlikte sunmaktadır. Jetson Nano ile Orin ailesi arasında donanım ve yazılım nesli bakımından fark bulunmaktadır. Jetson Nano'yu destekleyen JetPack 4 serisinin yaşam döngüsünün Kasım 2024'te sona ermiş olması, mevcut cihazın çalışmasını durdurmaz; ancak yeni uygulamalarda bakım ve sürüm seçimi açısından dikkate alınmalıdır (NVIDIA, t.y.-a). Kullanılan örneklerin hangi kart ve yazılım sürümü için hazırlandığı bu nedenle kontrol edilmelidir.

Güç ve soğutma koşulları da uzun süreli kullanımda değerlendirilmelidir. Kısa bir denemede elde edilen çalışma hızı, cihazın sürekli yük altında gösterdiği davranışı bütünüyle açıklamayabilir. Bu nedenle deneylerde kullanılan güç ayarı, soğutma düzeni ve ölçüm süresi belirtilmelidir. Kartın üzerinde çalıştırılacak diğer görevler de aynı denemeye dâhil edilmelidir. Böylece laboratuvar ortamında çalışan bir modelin uygulamanın tamamıyla birlikte hangi koşulları karşılayabildiği daha açık görülebilir.

Tablo 2, ele alınan platformların genel konumunu özetlemektedir. Tablo ortak bir hız deneyi veya üstünlük sıralaması içermemektedir; aynı ailedeki ürünlerin kaynakları ve yazılım olanakları da değişebilmektedir.

Tablo 2. İncelenen donanım platformlarının genel konumu

Platform	**Donanım yapısı**	**Ele alınabilecek görev**	**Seçimde öne çıkan konu**
ESP32 ailesi; S3 ve P4 hedefleri	Yongaya özgü mikrodenetleyici kaynakları	Sensör verisinde küçük modellerle yerel değerlendirme	İşleç desteği ve kullanılabilir bellek

Platform	Donanım yapısı	Ele alınabilecek görev	Seçimde öne çıkan konu
Arduino Nano 33 BLE Sense Rev2	nRF52840 ve kart üzeri sensörler	Ses ve hareket verileriyle TinyML geliştirme	Giriş verisinin hazırlanması ve model boyutu
Raspberry Pi 5	İşletim sistemi çalıştıran tek kart bilgisayar	CPU üzerinde çıkarım; uygun ek NPU ile hızlandırma	Model yükü, yazılım desteği ve ek hızlandırıcı seçimi
Jetson Nano	CPU ve GPU içeren gömülü bilgisayar	Görüntü işleme ve robotik prototipleri	JetPack 4 desteğinin yaşam döngüsü
Jetson Orin ailesi	GPU destekli farklı kapasitedeki modüller	Daha kapsamlı görsel algılama ve robotik iş yükleri	Tam ürün modeli, güç ve yazılım uyumu

Kaynak: Arduino (t.y.), Espressif Systems (t.y.), Raspberry Pi Ltd (t.y.-a, t.y.-b) ve NVIDIA (t.y.-a) temelinde hazırlanmıştır.

Modelin çalıştırılmasında eğitim ortamı, dönüştürme araçları ve çıkarım yazılımı farklı görevler üstlenmektedir. TensorFlow Lite Micro, sınırlı kaynaklara sahip gömülü cihazlarda model çalıştırmak için geliştirilmiştir. Gerekli işleçlerin seçilmesi ve çalışma alanının ayrılması, sensör ve kontrol yazılımıyla birlikte yürütülen uygulamanın parçalarıdır (David et al., 2020). CMSIS-NN ise Arm Cortex-M işlemcileri için optimize edilmiş sinir ağı işlem işlevlerini sağlamaktadır (Lai et al., 2018). Buradaki çekirdek, ek bir fiziksel işlemciyi değil yazılım işlevini ifade eder. Bu nedenle iki bileşen birbirinin doğrudan alternatifi değildir; uygun çıkarım altyapısı CMSIS-NN işlevlerinden yararlanabilir.

NVIDIA sistemlerinde kullanılan TensorRT, eğitilmiş modellerin GPU üzerinde çıkarım için optimize edilmesine yönelik araçlar sunmaktadır. Modelden hedef ortama uygun bir çalıştırma yapısı oluşturulmakta ve desteklenen sayısal gösterimlerden yararlanılmaktadır (NVIDIA, t.y.-b). Kullanılabilecek özellikler

GPU ve yazılım sürümleriyle ilişkilidir. Özellikle farklı Jetson nesillerinde aynı TensorRT sürümünün veya aynı model dosyasının doğrudan kullanılabileceği varsayılmamalıdır.

Platform seçimine, işlenecek verinin ve beklenen kararın tanımlanmasıyla başlanmalıdır. Girdi boyutu, örnekleme sıklığı, kabul edilebilir hata ve yanıt süresi belirlendikten sonra bellek ve enerji gereksinimleri değerlendirilebilir. Sürekli çalışan bir sensör düğümünde enerji bütçesi öncelikli olabilirken, birden fazla görüntü akışını işleyen sistemde hesaplama ve veri aktarımı öne çıkabilir. Modelin gerektirdiği işleçlerin desteklenmesi ve diğer görevlerle birlikte çalışabilmesi de aranmalıdır. Model, yazılım ve donanımın ortak tasarımı bu kararların birlikte ele alınmasını sağlamaktadır (Lin et al., 2023).

Geliştirme kartının edinilmesi toplam maliyetin yalnızca bir bölümüdür. Sensörler, güç kaynağı, bağlantı birimleri ve gerekiyorsa soğutma çözümü de sisteme dâhil edilmektedir. Yazılımın kurulması, sürümlerin uyumlu tutulması ve uygulamanın güncellenmesi için gereken çalışma da dikkate alınmalıdır. Bu bakımdan uygun platform, yalnızca ilk denemeyi çalıştıran değil, hedeflenen kullanım koşullarında sürdürülebilir bir uygulama kurulmasına olanak veren platformdur.

Model Seçimi ve Donanıma Uyarlama

Bir model üzerinde değişiklik yapılmadan önce hangi kaynağın yetersiz kaldığı belirlenmelidir. Model dosyasının saklama alanına sığmaması ile çıkarım sırasında çalışma belleğinin tükenmesi farklı sorunlardır. Benzer şekilde, belleğe sığan bir ağ istenen sürede karar üretemeyebilir. Lin et al. (2023), küçük cihazlar için model geliştirilirken ağırlıkların yanında ara hesaplama sonuçlarının da önemli bir bellek gereksinimi oluşturduğunu açıklamaktadır. Dolayısıyla yalnızca parametre sayısına bakılarak verilecek bir karar, cihazdaki asıl sınırlamayı gözden kaçırabilir.

Başlangıçta mevcut modelin dosya boyutu, en yüksek çalışma belleği kullanımı ve çıkarım süresi kaydedilebilir. Sonraki değişiklikler bu başlangıç değerleriyle karşılaştırılır. Uygulama açısından kabul edilebilir hata düzeyi de önceden tanımlanmalıdır. Örneğin bir sınıflandırma probleminde toplam doğruluk korunurken belirli bir sınıfın daha sık karıştırılması mümkündür. Bu nedenle küçültülen modelin yalnızca ortalama başarısı değil, uygulamanın önem verdiği durumlarda nasıl davrandığı da incelenmelidir. Böylece optimizasyonun hangi kazanım karşılığında hangi kayba yol açtığı daha açık görülebilir.

Kaynak kullanımını azaltmanın bir yolu, başlangıçtan itibaren daha az hesaplama gerektiren bir ağ seçmektir. Hafif mimarilerde katmanların sayısı, kanalların genişliği ve kullanılan işlemlerin türü bu amaçla düzenlenmektedir. MobileNetV2, kanal bazında evrişim işlemlerini ters artık bağlantılar ve doğrusal darboğaz yapılarıyla bir araya getiren bir örnektir. Bu tasarım, görüntü verisinin işlenmesinde hesaplama yükü ile temsil kapasitesi arasında uygun bir denge kurulmasını hedeflemektedir (Sandler et al., 2018).

Hafif bir mimarinin farklı büyüklükteki sürümleri aynı uygulamada değerlendirilebilir. Kanal sayısının azaltılması ağın işlem yükünü değiştirirken, giriş çözünürlüğünün düşürülmesi işlenen görüntü miktarını azaltmaktadır. Buna karşılık görüntüdeki küçük ayrıntılar kaybolabilir. Örneğin yüzey üzerindeki küçük bir kusurun belirlenmesinde, çözünürlüğü azaltmak modelin ayırt etmesi gereken bilgiyi de ortadan kaldırabilir. Bu yüzden giriş boyutuna ilişkin karar, yalnızca çalışma süresi üzerinden verilmemelidir.

Model seçimi otomatik arama yöntemleriyle de desteklenebilmektedir. Cai et al. (2019) tarafından sunulan Once-for-All yaklaşımında, farklı derinlik, genişlik ve giriş boyutlarına

sahip alt ağların ortak bir eğitim yapısından seçilmesi ele alınmaktadır. Böylece farklı cihaz gereksinimleri için model seçenekleri oluşturulabilmektedir. Bununla birlikte, bir arama yönteminin kullanılması sonucun her karta doğrudan aktarılabileceğini göstermez. Seçilen alt ağın hedef cihazda desteklenen işlemlerle çalışması ve öngörülen kaynak sınırlarını karşılaması yine kontrol edilmelidir.

Modelin çalışma belleği gereksinimi de mimari seçimle birlikte düzenlenebilir. Ara katman sonuçlarının bir bölümüne yalnızca belirli işlemler tamamlanıncaya kadar ihtiyaç duyulur. TensorFlow Lite Micro, bu kullanım sürelerini dikkate alarak bellek alanlarının yeniden kullanılmasına olanak sağlamaktadır (David et al., 2020). Böylece artık gerekli olmayan bir ara sonucun alanı sonraki hesaplamaya ayrılabilir. Model ağırlıklarını küçültmek ile çalışma belleğini planlamak farklı kaynaklara yönelik işlemlerdir; her ikisinin etkisi ayrı ölçülmelidir.

Bir başka yaklaşım, büyük ara verilerin tamamını aynı anda tutmak yerine işlemi parçalara ayırmaktır. Lin et al. (2023), küçük cihazlarda yüksek bellek gerektiren ilk katmanlar için parça tabanlı çıkarımı ele almaktadır. Ancak komşu parçaların hesaplanmasında ortak giriş bölgelerine ihtiyaç duyulabilir. Bu durum bazı işlemlerin tekrarlanmasına yol açtığından, bellek tasarrufu ile ek hesaplama yükü birlikte değerlendirilmelidir. Ağın yapısı ile çalıştırma sırasının birlikte düzenlenmesi burada önem kazanmaktadır.

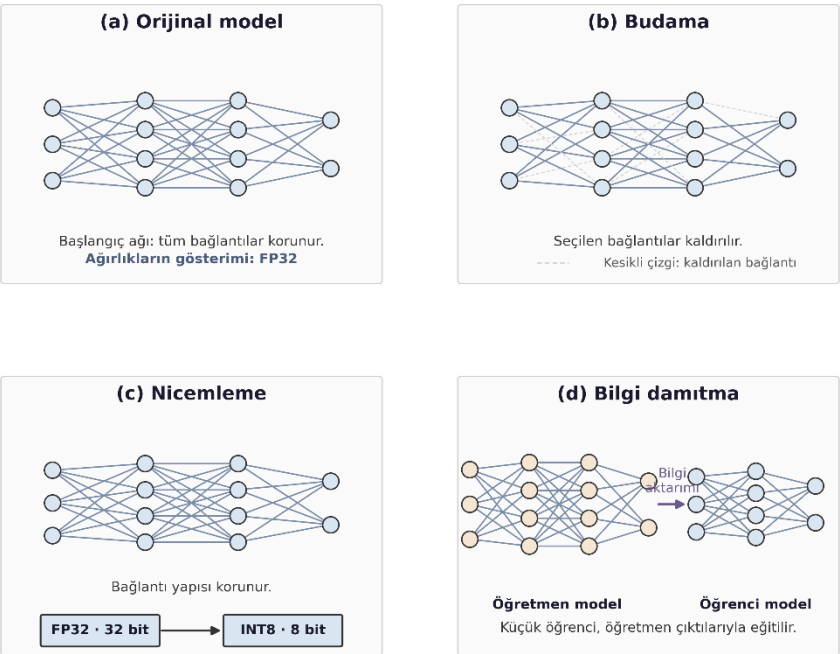
Son aşamada model, hedef çıkarım ortamının desteklediği biçime dönüştürülmelidir. Bilinen girişler için bilgisayarda ve cihazda üretilen sonuçlar karşılaştırılırken veri sırası, normalizasyon, sayısal gösterim ve işleç uyumu kontrol edilir. Ardından gerçek sensör verileriyle, haberleşme ve diğer görevler açıkken değerlendirme yapılır. Böylece dönüştürme hataları ile veri toplama veya kaynak paylaşımı sorunları birbirinden ayrılabilir.

Küçük cihazlarda model ile çalıştırma altyapısının birlikte ele alınması, David et al. (2020) tarafından da vurgulanmaktadır.

Model Küçültme Yöntemleri

Model küçültme yöntemlerinden nicemleme, budama ve bilgi damıtma, Şekil 2'de şematik olarak gösterilmiştir.

Şekil 2. Derin öğrenme modellerinde küçültme yöntemleri



Kaynak: Sandler et al. (2018), Jacob et al. (2018), Han et al. (2015), Hinton et al. (2015) ve David et al. (2020) temelinde hazırlanmıştır.

Nicemleme, modeldeki sayısal değerlerin daha az sayıda bit kullanılarak temsil edilmesidir. Örneğin 32 bit kayan noktalı olarak saklanan ağırlıklar, uygun bir dönüşümle 8 bit tamsayı gösterimine aktarılabilir. Yalnızca ağırlık değerleri dikkate alındığında bu değişiklik, aynı sayıdaki parametrenin saklama ihtiyacını dörtte bire indirir. Model dosyasındaki diğer bilgiler, ölçek değerleri ve farklı duyarlıkta tutulan bileşenler nedeniyle bütün dosyada aynı küçülme

oranı elde edilmeyebilir. Jacob et al. (2018), ağırlıklar ve ara değerler için nicemleme düzenini eğitim ve tamsayı çıkarımıyla birlikte ele almaktadır.

Eğitim sonrası nicemlemede, eğitilmiş model üzerinde sayısal dönüşüm yapılmaktadır. Yaygın uygulamalarda ara değerlerin uygun temsil aralıklarını belirlemek için bir kalibrasyon veri grubu kullanılır. Bu verilerin cihazda karşılaşılacak girişleri temsil etmesi gerekir. Yalnızca tek bir aydınlatma koşulundaki görüntülerle belirlenen aralıklar, farklı koşullarda oluşan değerleri yeterince karşılamayabilir. Nagel et al. (2021), eğitim sonrası nicemlemede aralık seçiminin ve yuvarlama işlemlerinin model başarısına etkisini açıklamaktadır. Kalibrasyon için kullanılacak örnekler, nihai başarının raporlanacağı bağımsız test kümesinden ayrı tutulmalıdır.

Nicemleme farkındalıklı eğitimde ise düşük duyarlığın oluşturacağı sayısal etkiler eğitim sırasında hesaba katılır. Ağın ağırlıkları, bu etkiler altında uygun çıktılar üretecek şekilde yeniden düzenlenebilir. Eğitim sonrası dönüşümde kabul edilemeyecek bir başarı kaybı oluşması durumunda bu yaklaşım değerlendirilebilir. Ancak yeniden eğitim için veri, zaman ve hesaplama kaynağı gerekmektedir. Hangi yöntemin yeterli olacağı, kullanılan model ve hedeflenen sayısal gösterime bağlıdır (Jacob et al., 2018; Nagel et al., 2021).

Nicemlenmiş bir modelde bütün işlemler aynı bit genişliğinde yürütülmeyebilir. Örneğin 8 bit değerlerle yapılan çarpımlar daha geniş bir tamsayı alanında biriktirilebilir; bazı işleçler ise farklı duyarlıkla çalışabilir. Bu nedenle “8 bit model” ifadesi tek başına hız kazanımını açıklamaz. Kullanılan işleçlerin hedef donanımda nasıl yürütüldüğü ve dönüşüm sonrasında görev başarısının korunup korunmadığı değerlendirilmelidir.

Bununla birlikte budama, bir ağdaki bağlantıların veya yapısal bileşenlerin belirli ölçütlere göre kaldırılmasıdır. Amaç, modelin ürettiği sonuçlara katkısı sınırlı olan kısımların kaynak tüketimini azaltmaktır. Han et al. (2015), bağlantıların budanmasını, nicemleme ve kodlama adımlarıyla birleştirerek modelin saklama ihtiyacını azaltan bir yöntem sunmuştur. Bu çalışma, farklı sıkıştırma işlemlerinin birbirini tamamlayabileceğini göstermektedir. Bununla birlikte, belirli ağlarda elde edilen küçülme oranlarının bütün modeller için geçerli olduğu düşünülmemelidir.

Yapısal olmayan budamada tek tek ağırlıklar kaldırılır veya sıfırlanır. Bu işlem sonrasında ağırlık dizisinin boyutları değişmeden kalabilir. Kullanılan yazılım sıfır değerleri de yoğun matris işlemleri içerisinde hesaplıyorsa, dosyadaki seyrekliğin aynı oranda hızlanma sağlaması beklenemez. Seyrek gösterimin saklanması için konum bilgilerine de ihtiyaç duyulabilir. Yapısal budamada ise kanal ya da filtre gibi bütün birimler kaldırılmaktadır.

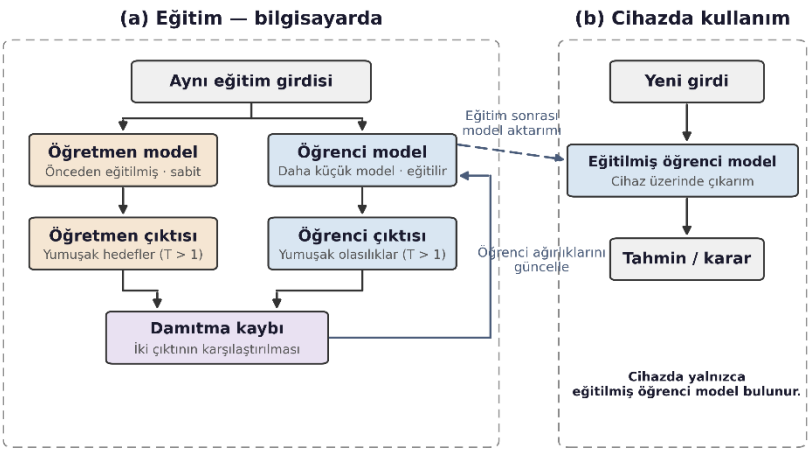
Bu yaklaşım, katmanların boyutlarını küçülttüğü için standart hesaplama yapılarında daha doğrudan bir azalma sağlayabilir; yine de cihazdaki süre ölçümü belirleyicidir (Sze et al., 2017). Budama sonrasında kalan ağın yeniden eğitilmesi, oluşan başarı kaybının bir bölümünü giderebilir (Han et al., 2015). Ancak toplam doğruluk az değişirken seyrek görülen bir arıza sınıfının başarısı düşebilir. Bu nedenle budama oranı belirlenirken dosya boyutuyla birlikte uygulama açısından önemli sınıfların sonuçları da incelenmelidir. Daha küçük bir model elde edilmiş olması, yapılan düzenlemenin tek başına yeterli olduğunu göstermez.

Bilgi damıtma ise daha kapsamlı bir modelin ürettiği bilgiden yararlanılarak daha küçük bir modelin eğitilmesidir. Yaygın öğretmen-öğrenci düzeninde büyük model öğretmen, cihazda çalıştırılması hedeflenen küçük model ise öğrenci olarak ele alınır. Öğrenci, doğru sınıf etiketlerinin yanında öğretmenin sınıflar

arasında kurduğu olasılık dağılımından da yararlanabilir. Hinton et al. (2015), bu dağılımların küçük modelin eğitiminde kullanılmasını açıklamaktadır. Böylece eğitim sürecinde daha zengin bir yönlendirme elde edilmesi amaçlanmaktadır. Bilgi damıtmada öğrencinin öğretmenin bütün katmanlarını taşıması gerekmez; öğrenci ağ hedef cihazın kaynaklarına uygun seçilebilir. Eğitim tamamlandığında cihazda yalnızca öğrenci çalıştırılır ve öğretmene ihtiyaç duyulmaz (Hinton et al., 2015).

Bununla birlikte öğretmenin yüksek başarısı, öğrencinin aynı düzeye ulaşacağını garanti etmez. Öğrenci kapasitesinin yetersizliği veya eğitim verisinin uygulamayı temsil etmemesi kazanımı sınırlayabilir. Bu yaklaşım hem mikrodenetleyiciler için küçük modeller geliştirmede hem de gömülü bilgisayarlarda çıkarım yükünü azaltmada değerlendirilebilir. Bilgi damıtmada bilgisayarda yürütülen eğitim ve eğitilmiş modelin gömülü cihazda kullanımı, Şekil 3'te şematik olarak gösterilmiştir.

Şekil 3. Bilgi damıtmada eğitim ve cihazda kullanım



Kaynak: Hinton et al. (2015) temelinde hazırlanmıştır. (T: sıcaklık parametresi)

Tablo 3, model seçimi ve küçültme yöntemlerini değiştirdikleri bileşenler açısından özetlemektedir. Yöntemler

birlikte kullanılabilir; ancak her düzenlemenin ayrı kaydedilmesi ve ölçülmesi, başarı kaybının veya kaynak kazanımının hangi değişiklikten doğduğunu belirlemeyi kolaylaştırır.

Tablo 3. Gömülü sistemler için başlıca model uyarlama yöntemleri

Yöntem	Değiştirilen bileşen	Beklenen katkı	Kontrol edilmesi gereken husus
Hafif mimari seçimi	Ağın katman ve kanal düzeni	Hesaplama ve parametre yükünün azalması	Görev başarısı ve gerçek çıkarım süresi
Nicemleme	Ağırlık ve ara değerlerin sayısal gösterimi	Saklama ihtiyacının ve uygun donanımda işlem yükünün azalması	Sayısal hata, kalibrasyon ve işleç desteği
Budama	Bağlantılar, kanallar veya filtreler	Ağın saklama ve hesaplama ihtiyacının azalması	Kalan ağın başarısı ve seyrekliğin nasıl işlendiği
Bilgi damıtma	Küçük modelin eğitimde aldığı yönlendirme	Daha küçük bir öğrenci ağın geliştirilmesi	Öğrenci kapasitesi ve öğretmen bilgisinin aktarımı
Bellek planlama	Ara sonuçların tutulduğu alan ve işlem sırası	En yüksek çalışma belleği ihtiyacının azalması	Veri bağımlılıkları ve olası ek hesaplamalar

Kaynak: Sandler et al. (2018), Jacob et al. (2018), Han et al. (2015), Hinton et al. (2015) ve David et al. (2020) temelinde hazırlanmıştır.

Performans Değerlendirmesi

Gömülü bir modelin değerlendirilmesinde görev başarısı, gecikme, bellek ve enerji tüketimi birlikte ele alınmalıdır. Ölçümler, başlangıçta tanımlanan gereksinimlerin karşılanıp karşılanmadığını göstermelidir. Kullanılan kartın tam modeli, çalışma yazılımı, giriş boyutu ve eş zamanlı görevler belirtilmeden verilen sonuçların karşılaştırılması güçleşmektedir. Özellikle model tek başına çalışırken elde edilen değerlerle bütün uygulama devredeyken elde

edilen değerler ayrılmalıdır. Başarı ölçütü, uygulamanın görevine uygun seçilmelidir. Sınıflandırmada doğruluk, bütün örnekler içerisinde doğru sınıflandırılanların oranını göstermektedir. Bununla birlikte, sınıfların dengesiz dağıldığı bir veri kümesinde yalnızca doğruluk değerinin verilmesi yanıltıcı olabilir. Örneğin normal çalışma verisinin çok fazla olduğu bir durum izleme uygulamasında, az sayıdaki arıza örneğinin kaçırılması genel doğruluk içerisinde yeterince görünmeyebilir. Bu durumda sınıf bazında kesinlik ve duyarlılık değerleri ile bunların harmonik ortalaması olan F1 puanı değerlendirmeyi tamamlar. Makro F1, her sınıfın F1 puanına eşit ağırlık verir. Sokolova ve Lapalme (2009), sınıflandırma ölçütlerini görev yapısı ve değerlendirdikleri özellikler açısından incelemektedir. Dolayısıyla sonuçların yorumlanmasında seçilen ölçütün hangi hataları görünür kıldığı açıklanmalıdır.

Zaman ölçümünde ise modelin çıkarım süresi ile uygulamanın toplam yanıt süresi ayrılmalıdır. Sensör verisinin toplanması, girişin hazırlanması, modelin çalıştırılması ve sonucun işlenmesi ayrı zaman bileşenleridir. Zhang et al. (2017), sesli komut uygulamalarındaki kart gösteriminde bellek kopyalama ve ses özelliklerinin çıkarılmasını da süre ölçümüne katmıştır. Buna karşılık Banbury et al. (2021) tarafından sunulan MLPerf Tiny çalışmasının ölçüm aralığı model çıkarımına odaklanmakta, ön ve son işlemeyi kapsamamaktadır. Her iki yaklaşımın amacı farklıdır; bir sonuç başka bir çalışmayla karşılaştırılırken ölçümün başlangıç ve bitiş noktaları bilinmelidir. Uygulama değerlendirmesinde tek bir çalıştırmadan elde edilen süre yerine, tekrarlanan ölçümlerin dağılımı incelenebilir. Ortalama gecikmeye ek olarak yüksek gecikmelerin görülme sıklığı, zaman sınırı bulunan görevlerde yararlı bilgi sağlar. Video uygulamalarında saniyede işlenen kare sayısı da tek bir karenin sistemden geçiş süresiyle aynı anlama gelmemektedir. Birikmiş görüntüleri yüksek hızda işleyen bir

düzenek, kullanıcıya gecikmiş sonuçlar üretebilir. Bu nedenle ölçüm, kararın kullanılacağı noktaya kadar uzatılmalıdır.

Bellek ve enerji değerlendirmesi de ölçüm kapsamının tanımlanmasını gerektirir. Model dosyasının boyutu ile çalışırken gereken en yüksek RAM miktarı ayrı değerlerdir. Benzer biçimde güç, birim zamandaki enerji kullanımını; enerji ise tanımlanan işlem veya çalışma süresindeki toplam tüketimi ifade eder. Pil ömrü değerlendirilirken çıkarımın yanında sensörler, haberleşme ve bekleme süreleri de hesaba katılmalıdır. MLPerf Tiny, çıkarım başarısı, gecikme ve enerjiyi birlikte ele alarak bu tür karşılaştırmalar için ortak bir değerlendirme yaklaşımı sunmaktadır (Banbury et al., 2021). Tablo 4'te temel ölçütler ve ölçüm kapsamları verilmiştir.

Tablo 4. Gömülü derin öğrenme uygulamalarında değerlendirme ölçütleri

Değerlendirme ölçütü	**Nasıl ölçülür?**	**Uygulama açısından önemi**
Görev başarısı	Ayrılmış test verisinde göreve uygun ölçüt; sınıflandırmada sınıf bazında kesinlik, duyarlılık ve F1	Hataların türünü ve sınıflara dağılımını gösterir.
Çıkarım gecikmesi	Modelin çalışmaya başlaması ile çıktısının hazır olması arasındaki süre	Model ve çalışma yazılımının işlem süresini belirler.
Toplam yanıt süresi	Tanımlanan veri toplama başlangıcından kararın kullanılmasına kadar geçen süre	Uygulamanın zaman gereksinimini karşılayıp karşılamadığını gösterir.
Bellek kullanımı	Modelin saklama boyutu ve uygulamanın en yüksek RAM ihtiyacı ayrı ölçülür.	Modelin ve diğer görevlerin birlikte çalışabilirliğini değerlendirir.
Enerji tüketimi	Tanımlanan işlemde veya çalışma aralığında güç, zaman üzerinden bütünleştirilir.	Çalışma sıklığıyla birlikte pil ömrünün değerlendirilmesini sağlar.

Değerlendirme ölçütü	Nasıl ölçülür?	Uygulama açısından önemi
Çalışma sürekliliği	Uzun süreli deneyde veri kaybı, yeniden başlama ve gecikme değişimleri kaydedilir.	Kısa testlerde görülmeyen işletim sorunlarını ortaya çıkarır.

Kaynak: Sokolova ve Lapalme (2009), Zhang et al. (2017), Banbury et al. (2021) ve Lin et al. (2023) temelinde hazırlanmıştır.

Gerçek Çalışma Koşulları ve Model Güncelleme

Laboratuvarda elde edilen sonuçların gerçek kullanımda korunabilmesi, değerlendirme verisinin kullanım ortamını ne ölçüde temsil ettiğine bağlıdır. Kamera açısının değiştirilmesi, mikrofonun farklı bir yere konulması veya sensörün başka bir yüzeye bağlanması, modele ulaşan veriyi değiştirebilir. Bu nedenle geliştirme sırasında yalnızca uygun koşullarda toplanmış kayıtların kullanılması yeterli olmayabilir. Değerlendirme planında, uygulamada karşılaşılması beklenen ortam ve kullanıcı farklılıklarına da yer verilmelidir.

Verinin eğitim ve test kümelerine ayrılması bu noktada dikkat gerektirir. Aynı kaydın birbirine çok benzeyen parçalarının iki kümeye dağılması, modelin yeni bir ortamda göstereceği başarıyı olduğundan yüksek gösterebilir. Örneğin bir titreşim kaydından çıkarılan örtüşen zaman pencereleri, ortak ölçümler içerir. Bu bölüm için önerilen değerlendirme yaklaşımında, ayrımın uygulamaya göre kayıt, kullanıcı, cihaz veya zaman dönemi üzerinden yapılması uygundur. Böylece testin hangi genelleme koşulunu temsil ettiği açık biçimde ifade edilebilir.

Uzun süreli kullanımda başlangıçta uygun olan veri dağılımı da değişebilir. Gama et al. (2014), veri akışındaki değişimler ile girdiler ve hedef arasındaki ilişkinin zamanla değişmesini kavram kayması çerçevesinde ele almaktadır. Bununla birlikte her ölçüm değişikliği, modelin yeniden eğitilmesini gerektirmez. Sensör

bağlantısındaki bir sorun ile çalışma koşullarındaki kalıcı değişim farklı nedenlerdir. Bu nedenle hata artışı görüldüğünde önce veri toplama düzeni incelenmeli; model güncelleme kararı, değişimin niteliği ve elde edilebilen doğrulama verileriyle birlikte verilmelidir.

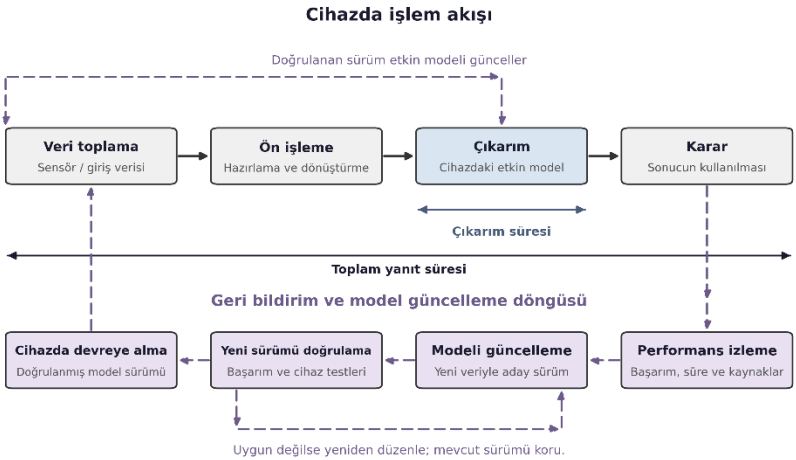
Uzun süreli çalışmada veri kaybı, işlem kuyruğunun büyümesi, yeniden başlatmalar ve kaynak kullanımındaki değişimler izlenmelidir. Kısa bir çıkarım denemesi bu sorunların tamamını ortaya koymayabilir. İnternet bağlantısı kesildiğinde hangi işlevlerin sürdürüleceği de tanımlanmalıdır; modelin cihazda bulunması, ihtiyaç duyulan bütün verilerin ve hizmetlerin yerel olduğu anlamına gelmez. Bağlantı kesintisi, eksik sensör verisi ve yeniden başlama durumları bu nedenle ayrı kullanım senaryoları olarak değerlendirilmelidir.

Bakım sürecinde model, ön işleme ayarları ve çalışma yazılımının sürümleri birlikte kaydedilmelidir. Yeni modelin giriş boyutu veya veri normalleştirme düzeni değişmişse, yalnızca model dosyasının değiştirilmesi yeterli olmayacaktır. Bu bölümde önerilen güncelleme sürecinde, yeni sürüm önce ayrılmış doğrulama verileriyle ve hedef kart üzerinde değerlendirilir. Başarı, gecikme ve bellek kullanımı kabul edilen sınırlar içerisinde kaldığında kullanıma alınır. Önceki çalışan sürümün korunması da güncelleme sonrasında ortaya çıkabilecek sorunların giderilmesini kolaylaştırabilir.

Cihaz üzerinde öğrenme, bu bakım sürecine farklı bir olanak sunmaktadır. Ren et al. (2021), TinyOL yaklaşımında Arduino Nano 33 BLE Sense üzerinde, önceden eğitilmiş yapıya eklenen bir katmanın gelen verilerle güncellenmesini incelemiştir. Bu tür sınırlı uyarlamalar, modelin tamamının yeniden eğitilmesinden farklı bir kaynak gereksinimine sahiptir. Ancak cihazda güncelleme yapılabilmesi, yeni sonuçların kendiliğinden daha doğru olacağını göstermez, kullanılan verilerin uygunluğu ve önceki çalışma

koşullarındaki başarı ayrıca değerlendirilmelidir. Değerlendirme ve güncelleme sürecinin genel şeması Şekil 4'te verilmiştir.

Şekil 4. Değerlendirme ve güncelleme süreci



Kaynak: Zhang et al. (2017), Banbury et al. (2021) ve Ren et al. (2021) temelinde hazırlanmıştır.

Cihaz üzerinde öğrenmenin yaygınlaşması, eğitim sırasında gereken ara değerler ve gradyanlar nedeniyle ek bellek ve hesaplama ihtiyacını gündeme getirmektedir (Lin et al., 2023). Yapılacak uyarlamanın yararı, enerji tüketimi ve bakım yüküyle birlikte değerlendirilmelidir. Bu yükü sınırlamak için genellikle ağın tamamı yerine yalnızca son katmanın veya sınırlı sayıda parametrenin güncellendiği seçici yaklaşımlar tercih edilmektedir, böylece cihaz üzerinde öğrenme, ancak kişiselleştirme kazanımının getirdiği ek maliyeti karşılayabilen uygulamalarda anlamlı bir seçenek hâline gelmektedir.

Gelecekteki çalışmalar açısından modelin hangi kısmının, hangi verilerle ve ne zaman güncelleneceği önemli bir araştırma konusudur. Sonuçların açık deney koşullarıyla raporlanması da geliştirilen yöntemlerin farklı cihaz ve uygulamalara aktarılmasını kolaylaştıracaktır.

Sonuç

Gömülü sistemlerde derin öğrenmenin kullanılması, modelin cihaz üzerinde çalıştırılmasının ötesinde bir tasarım sürecidir. Verinin nasıl toplandığı, hangi işlemlerden geçirildiği ve üretilen kararın nerede kullanıldığı bu sürecin parçalarıdır. Bu bölümde ele alınan yaklaşımlar, model başarısının donanım ve yazılım koşullarıyla birlikte değerlendirilmesi gerektiğini göstermektedir. Geliştirme ortamında yüksek doğruluk veren bir ağ, uygulamanın bellek, zamanlama veya enerji sınırlarını karşılamayabilir.

İncelenen platformlar farklı gereksinimlere karşılık gelmektedir. ESP32 ve mikrodenetleyici tabanlı Arduino kartları küçük modellerle yerel sensör değerlendirmesinde kullanılabilirken, Raspberry Pi daha geniş bir yazılım ortamı sunmaktadır. Jetson platformları ise uygun hesaplamalarda GPU kaynaklarından yararlanılmasına olanak sağlamaktadır. Bu seçenekler arasında bütün uygulamalar için geçerli bir üstünlük sıralaması kurulamaz. Kartın tam modeli, desteklenen işleçler ve diğer görevlerle paylaşılan kaynaklar birlikte incelenmelidir.

Hafif mimariler, nicemleme, budama ve bilgi damıtma, modelin kaynak ihtiyacını farklı yollarla azaltmaktadır. Bellek planlama ise ara sonuçların tutulma biçimini düzenlemektedir. Kullanılacak yöntem, öncelikle uygulamayı sınırlayan kaynak belirlenerek seçilmelidir. Dosyanın küçülmesi, çalışma belleğinin veya çıkarım süresinin aynı oranda azalacağını göstermediğinden, elde edilen kazanımlar hedef cihaz üzerinde ölçülmelidir. Görev başarısındaki değişim de bu değerlendirmenin ayrılmaz bir parçasıdır.

Değerlendirme sürecinde çıkarım süresi ile toplam yanıt süresinin ayrılması ve test verisinin gerçek kullanım koşullarını temsil etmesi önem taşımaktadır. Uzun süreli çalışmada ortaya çıkan veri kaybı, gecikme ve ortam değişimleri izlenmeli; bakım sırasında

model, ön işleme ayarları ve yazılım sürümleri birlikte ele alınmalıdır. Yeni bir modelin kullanıma alınması, doğrulama sonuçlarına ve cihazdaki kaynak ölçümlerine dayanmalıdır.

Bu çerçevede gömülü derin öğrenmenin uygulamadaki değeri, cihazın üstlendiği görevi belirlenen koşullar içinde sürdürebilmesiyle ortaya çıkmaktadır. Model, veri ve donanım arasındaki uyumun geliştirme boyunca korunması, ilk denemeden gerçek kullanıma geçişi desteklemektedir. Cihaz üzerinde öğrenme gibi yeni olanaklar da aynı çerçevede değerlendirilerek, sağlayacakları katkı ile gerektirdikleri kaynaklar arasında uygun bir denge kurulmalıdır.

Kaynakça

Arduino. (t.y.). *Nano 33 BLE Sense Rev2*. 6 Eylül 2026 tarihinde erişildi. https://docs.arduino.cc/hardware/nano-33-ble-sense-rev2/

Banbury, C., Reddi, V. J., Torelli, P., Holleman, J., Jeffries, N., Kiraly, C., Montino, P., Kanter, D., Ahmed, S., Pau, D., Thakker, U., Torrini, A., Warden, P., Cordaro, J., Di Guglielmo, G., Duarte, J., Gibellini, S., Parekh, V., Tran, H., … Xu, X. (2021). *MLPerf Tiny benchmark* [Ön baskı]. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2106.07597

Cai, H., Gan, C., Wang, T., Zhang, Z., & Han, S. (2019). *Once-for-all: Train one network and specialize it for efficient deployment* [Ön baskı]. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1908.09791

David, R., Duke, J., Jain, A., Reddi, V. J., Jeffries, N., Li, J., Kreeger, N., Nappier, I., Natraj, M., Regev, S., Rhodes, R., Wang, T., & Warden, P. (2020). *TensorFlow Lite Micro: Embedded machine learning on TinyML systems* [Ön baskı]. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.08678

Espressif Systems. (t.y.). *ESP-DL user guide: Getting started*. 6 Eylül 2026 tarihinde erişildi. https://docs.espressif.com/projects/esp-dl/en/latest/getting_started/readme.html

Gama, J., Žliobaitė, I., Bifet, A., Pechenizkiy, M., & Bouchachia, A. (2014). A survey on concept drift adaptation. *ACM Computing Surveys, 46*(4), Makale 44. https://doi.org/10.1145/2523813

Han, S., Mao, H., & Dally, W. J. (2015). *Deep compression: Compressing deep neural networks with pruning, trained quantization and Huffman coding* [Ön baskı]. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1510.00149

Hinton, G., Vinyals, O., & Dean, J. (2015). *Distilling the knowledge in a neural network* [Ön baskı]. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1503.02531

Jacob, B., Kligys, S., Chen, B., Zhu, M., Tang, M., Howard, A., Adam, H., & Kalenichenko, D. (2018). Quantization and training of neural networks for efficient integer-arithmetic-only inference. *2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (ss. 2704–2713). IEEE. https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00286

Lai, L., Suda, N., & Chandra, V. (2018). *CMSIS-NN: Efficient neural network kernels for Arm Cortex-M CPUs* [Ön baskı]. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1801.06601

LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature, 521*(7553), 436–444. https://doi.org/10.1038/nature14539

Lin, J., Chen, W.-M., Lin, Y., Cohn, J., Gan, C., & Han, S. (2020). *MCUNet: Tiny deep learning on IoT devices* [Ön baskı]. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2007.10319

Lin, J., Zhu, L., Chen, W.-M., Wang, W.-C., & Han, S. (2023). Tiny machine learning: Progress and futures [Feature]. *IEEE Circuits and Systems Magazine, 23*(3), 8–34. https://doi.org/10.1109/MCAS.2023.3302182

Marwedel, P. (2021). *Embedded system design: Embedded systems foundations of cyber-physical systems, and the Internet of Things* (4. baskı). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-60910-8

Nagel, M., Fournarakis, M., Amjad, R. A., Bondarenko, Y., van Baalen, M., & Blankevoort, T. (2021). *A white paper on neural network quantization* [Ön baskı]. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2106.08295

NVIDIA. (t.y.-a). *Jetson FAQ*. 6 Eylül 2026 tarihinde erişildi. https://developer.nvidia.com/embedded/faq

NVIDIA. (t.y.-b). *NVIDIA TensorRT documentation*. 6 Eylül 2026 tarihinde erişildi. https://docs.nvidia.com/deeplearning/tensorrt/latest/index.html

Raspberry Pi Ltd. (t.y.-a). *AI HATs*. 6 Eylül 2026 tarihinde erişildi. https://www.raspberrypi.com/documentation/accessories/ai-hat-plus.html

Raspberry Pi Ltd. (t.y.-b). *Raspberry Pi 5*. 6 Eylül 2026 tarihinde erişildi. https://www.raspberrypi.com/products/raspberry-pi-5/

Ren, H., Anicic, D., & Runkler, T. A. (2021). TinyOL: TinyML with online-learning on microcontrollers. *2021 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)* (ss. 1–8). IEEE. https://doi.org/10.1109/IJCNN52387.2021.9533927

Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., & Chen, L.-C. (2018). MobileNetV2: Inverted residuals and linear bottlenecks. *2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (ss. 4510–4520). IEEE. https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00474

Schmidhuber, J. (2015). Deep learning in neural networks: An overview. *Neural Networks, 61*, 85–117. https://doi.org/10.1016/j.neunet.2014.09.003

Shi, W., Cao, J., Zhang, Q., Li, Y., & Xu, L. (2016). Edge computing: Vision and challenges. *IEEE Internet of Things Journal, 3*(5), 637–646. https://doi.org/10.1109/JIOT.2016.2579198

Sokolova, M., & Lapalme, G. (2009). A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information Processing & Management, 45*(4), 427–437. https://doi.org/10.1016/j.ipm.2009.03.002

Sze, V., Chen, Y.-H., Yang, T.-J., & Emer, J. S. (2017). Efficient processing of deep neural networks: A tutorial and survey. *Proceedings of the IEEE, 105*(12), 2295–2329. https://doi.org/10.1109/JPROC.2017.2761740

Zhang, Y., Suda, N., Lai, L., & Chandra, V. (2017). *Hello Edge: Keyword spotting on microcontrollers* [Ön baskı]. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1711.07128

BÖLÜM 4

ANALİTİK YAKLAŞIMLA REGRESYON: KURAMSAL TEMELLER VE BORSA VERİSİ TAHMİNİNDE BİR UYGULAMA

FATİH SARIKOÇ[1]

Giriş

Regresyon kelimesi, Latince geri gitmek anlamına gelen regredi fiilinden türetilen regressio sözcüğünün Fransızca telaffuzu ile dilimize geçmiştir. Bir verinin ilişkili olduğu veri kümesinin ortalamalarına çekilmesini ifade eder. Zamanla bu kullanım ortalama bağıntıyı bulmak yönünde anlam değiştirir ve bir veri kümesini tanımlayan noktalardan geçen sürekli bir doğru veya eğri bağıntısını bulma (eğri uydurma) anlamında kullanılır. İstatistiksel modelleme ve makine öğrenmesinin en temel ve en yaygın kullanılan tekniklerinden biri olan regresyon analizi, bir bağımlı değişken ile bir veya daha fazla bağımsız değişken arasındaki ilişkiyi matematiksel olarak ifade etmeyi amaçlar (Montgomery ve ark., 2012). Regresyon, basit doğrusal ilişkilerden çok boyutlu ve doğrusal olmayan yapılara kadar geniş bir uygulama alanına sahiptir. Mühendislikten ekonomiye, tıptan finansal piyasalara kadar pek çok

[1] [Dr. Öğr. Üyesi], [Erciyes Üniversitesi Mühendislik Fakültesi], [Yazılım Mühendisliği], ORCID: 0000-0001-8504-339X

disiplinde regresyon tahmin ve karar destek amacıyla kullanılmaktadır (James ve ark., 2021).

Bu bölümde regresyon uygulaması, en küçük kareler (EKK) yöntemiyle analitik (kapalı form) bir çözüme kavuşturulmaktadır. Önce hata metriklerinin seçimi ve en küçük kareler yaklaşımının matematiksel temelleri ele alınmakta; ardından EKK'nın gradyan hesabına dayanan analitik çözümü, normal denklemler ve matris gösterimi üzerinden sunulmaktadır. Takip eden kısımlarda konu, çok boyutlu ve doğrusal olmayan (polinom bağıntılı) regresyona genişletilmekte; analitik EKK çözümü ile yinelemeli en dik iniş (gradient descent) yöntemi karşılaştırılmaktadır. Bölümün son kısmında ise anlatılan kuramsal çerçeve, Borsa İstanbul'da (BIST) işlem gören bir hissenin (KCHOL.IS) günlük kapanış fiyatlarının teknik göstergeler kullanılarak regresyon tabanlı yöntemlerle tahmin edilmesine yönelik somut bir uygulama üzerinden kısaca açıklanmaktadır.

Doğrusal Regresyonun Temel Kavramları

Regresyon probleminin en yalın hâli, elimizde bulunan $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \ldots, (x_n, y_n)\}$ veri çiftleri için, bağımsız değişken x ile bağımlı değişken y arasındaki ilişkiyi en iyi temsil eden bir fonksiyon bulmaktır. Basit doğrusal regresyonda amaç, tek bir bağımsız değişken x ile bağımlı değişken y arasındaki ilişkinin bir doğru ile yaklaşık olarak ifade edilmesidir.

Doğrusal regresyon modeli genel olarak şu şekilde ifade edilir:

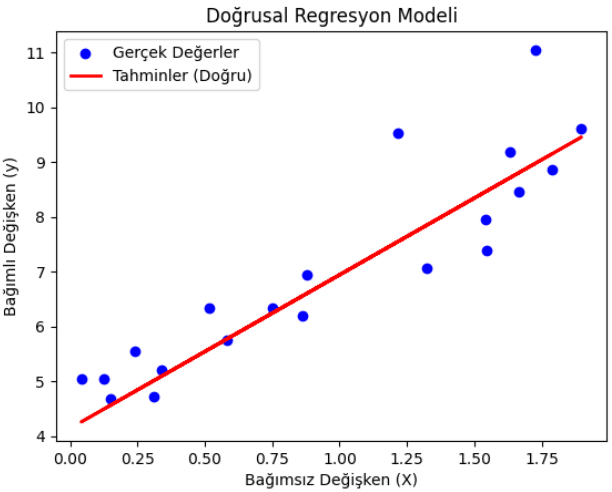
$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon$$

Burada y gözlemlenen (gerçek) değeri, $\beta_0 + \beta_1 x$ tahmin edilen ($\hat{y}$) değeri, β_0 sabit terimi (kesişim noktasını), β_1 eğim katsayısını ve ε ise gerçek değer ile tahmin edilen değer arasındaki farkı temsil eden hata terimini (rastgele hata/artık) ifade etmektedir. Regresyon

probleminin özü, gözlemlenen veriler üzerinden β_0 ve β_1 parametrelerinin en uygun değerlerinin belirlenmesidir (Chapra, 2011; James ve ark., 2021).

Şekil 1'de, bir veri kümesi ve bu veri kümesinde bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiyi temsil eden bir tahmin doğrusunu görmektesiniz. Bu doğru, EKK yöntemiyle elde edilen doğrusal regresyon modelinin sonucunda elde edilmiştir. Doğrusal ilişki modelinin eğim katsayısı (β_1) 2,80, sabit terimi (β_0) 4,14, ortalama kare hatası (MSE) 0,65 ve belirlilik katsayısı (R^2) 0,81 olarak hesaplanmıştır.

Şekil 1 Örnek Veri Dağılımı ve Doğrusal Regresyon



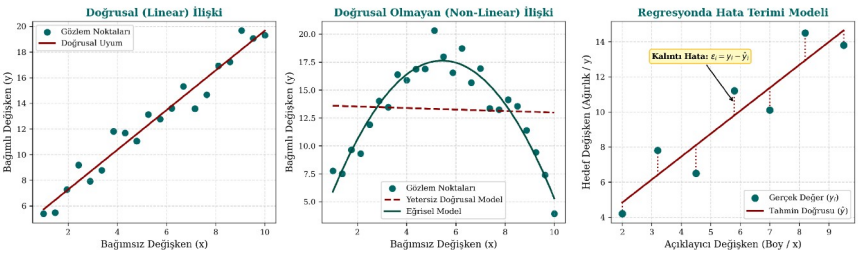

```
Model Özeti:
Katsayı (Slope): 2.80
Sabit Terim (Intercept): 4.14
Ortalama Kare Hatası (MSE): 0.65
R-Karesi (R^2): 0.81
```

Kaynak: Yazar tarafından üretilmiştir.

Doğrusal regresyon veri noktalarının temsilinde her zaman yeterli olmayabilir. Veri noktaları arasındaki ilişki doğrusal olmayan (non-linear) bir bağıntı içindeyse, o zaman eğrisel bir bağıntı veri noktaları arasındaki ilişkiyi daha yakın bir matematiksel bağıntı olarak ifade edebilir (Şekil 2). Fakat her durumda, veri noktalarında

temsilde kullanılan bağıntının temsil kabiliyetini, doğruluğunu, ölçmek için bir hata ölçütünün tanımlanması gerekir. Bu durumda bağıntının, her bir veri noktasından gerçek veriden ne kadar uzaklaştığı (hata miktarı) ölçülerek tüm verileri temsilde oluşan toplam hata miktarı hesaplanabilir (Şekil 2). Şekilde doğrusal ve eğrisel regresyon görselleri, gözlemlerin bir doğru etrafında nasıl dağıldığını ve gerçek değer ile tahmin edilen değer arasındaki dikey uzaklığın artık (residual) olarak nasıl tanımlandığını göstermektedir. Regresyon katsayılarının seçimi, gözlemler ile model tahminleri arasındaki farkları mümkün olduğunca küçültecek şekilde yapılır (Chapra, 2011; Montgomery ve ark., 2012; James ve ark., 2021).

Şekil 2 Doğrusal ve Doğrusal Olmayan Veri Dağılımlarına Örnek



Kaynak: Yazar tarafından üretilmiştir.

Hata Metriklerinin Seçimi

Doğrusal regresyonda β_1 ve β_0 parametrelerinin en uygun (optimum) değerlerini belirlemek için öncelikle bir hata (kayıp) fonksiyonu tanımlanmalıdır. Doğrusal bir model β_1 ve β_0 parametreleri için aşağıdaki üç aday hata fonksiyonu düşünülebilir (Chapra, 2011; Montgomery ve ark., 2012):

$$E_1(\beta_1,\ \beta_0) = \Sigma_n(y_i - (\beta_1 \cdot x_i + \beta_0))$$

$$E_2(\beta_1,\ \beta_0) = \Sigma_n|y_i - (\beta_1 \cdot x_i + \beta_0)|$$

$$E_3(\beta_1,\ \beta_0) = \Sigma_n(y_i - (\beta_1 \cdot x_i + \beta_0))^2$$

Bu üç seçeneğin her birinin kendine özgü sınırlılıkları vardır. E_1'de pozitif ve negatif hatalar birbirini götürebileceğinden, gerçekte kötü bir uyum yüksek doğrulukla karıştırılabilir. E_2'de kullanılan mutlak değer fonksiyonu sıfır noktasında türevlenemez olduğundan, kapalı form (analitik) bir çözüme ulaşmak için gerekli olan kalkülüs araçlarından yararlanılamaz. E_3'te ise büyük hatalar, karesi alındığı için küçük hatalara kıyasla orantısız derecede fazla ağırlık kazanır; ancak bu dezavantaj, hataların birbirini götürememesi ve fonksiyonun her yerde türevlenebilir olması avantajlarının yanında ikincil kalmaktadır. Bu nedenle uygulamada yaygın olarak E_3, yani hataların karelerinin toplamı (mean squared error, MSE) tercih edilmektedir. Bu hata fonksiyonuna dayalı olarak hataları en aza indirgeyen yönteme En Küçük Kareler (Ordinary Least Squares - OLS) yöntemi adı verilmektedir (Chapra, 2011; Montgomery ve ark., 2012).

En Küçük Kareler Yaklaşımı

E_3 hata fonksiyonu, minimize edilmek istenen amaç fonksiyonu olarak alınır. Bir hata fonksiyonunda yerel minimum noktasında eğimin sıfır olduğunu hatırlayınız.

$$E(\beta_1,\ \beta_0) = \Sigma_n(y_n - (\beta_1 \cdot x_n + \beta_0))^2$$

E fonksiyonu, β_1 ve β_0 parametrelerinin bir fonksiyonudur. Fonksiyonu minimize eden (β_1, β_0) değerlerini bulmak için çok değişkenli kalkülüs kuralı gereği, E'nin β_1 ve β_0'a göre kısmi türevlerinin (gradyanının) sıfıra eşitlenmesi gerekmektedir:

$$\partial E / \partial \beta_1 = \Sigma_n 2(y_n - (\beta_1 \cdot x_n + \beta_0)) \cdot (-x_n)$$

$$\partial E / \partial \beta_0 = \Sigma_n 2(y_n - (\beta_1 \cdot x_n + \beta_0)) \cdot (-1)$$

$\partial E/\partial \beta_1 = \partial E/\partial \beta_0 = 0$ koşulu (ve −2'ye bölme işlemi) uygulandığında elde edilen denklemler, β_1 ve β_0 parametreleri için doğrusal bir denklem sistemine dönüşür:

$$\Sigma_n x_n{}^2 \cdot \beta_1 + \Sigma_n x_n \cdot \beta_0 = \Sigma_n x_n y_n$$

$$\Sigma_n x_n \cdot \beta_1 + n \cdot \beta_0 = \Sigma_n y_n$$

Bu işlem, tek değişkenli regresyonda iki denklemden oluşan bir sistem üretirken, çok değişkenli regresyonda matris biçiminde ifade edilebilen genel bir sisteme dönüşür. Bu doğrusal denklem sistemi, matris gösterimiyle $X\beta = y$ biçiminde ifade edilebilir. Denklemin her iki tarafı X^T ile soldan çarpıldığında $X^TX\beta = X^Ty$ elde edilir; X^TX matrisi tersinir olduğunda (yani tekil olmadığında) parametre vektörü β için kapalı form çözüm şu şekilde yazılabilir (Chapra, 2011; Montgomery ve ark., 2012):

$$\beta = (X^T X)^{-1} X^T y$$

Bu çözüm ifadesi, EKK yönteminin gücünü ortaya koymaktadır: parametre tahminleri, veri matrisi üzerinde yalnızca bir kez uygulanan matris işlemleriyle, herhangi bir yinelemeli optimizasyon sürecine gerek kalmadan doğrudan hesaplanabilmektedir.

Çok Boyutlu Doğrusal ve Eğrisel Regresyon

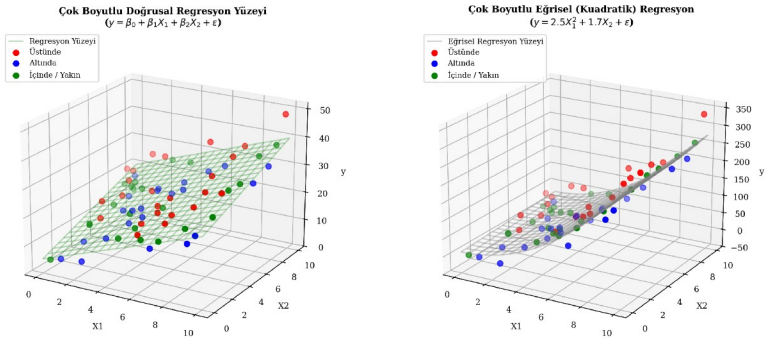
Gerçek dünya problemlerinde bağımlı değişken genellikle tek bir bağımsız değişkenden değil, birden fazla bağımsız değişkenden etkilenir. Bu durumda model, çok değişkenli (çok boyutlu) doğrusal regresyon biçimini alır:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \ldots + \beta_n x_n + \varepsilon$$

Burada $x_1, x_2, \ldots, x_n$ bağımsız değişkenleri (öznitelikleri), $\beta_1, \beta_2, \ldots, \beta_n$ ise ilgili değişkenlere ait katsayıları temsil etmektedir. Önceki bölümde sunulan matris tabanlı çözüm $\beta = (X^TX)^{-1}X^Ty$, tasarım matrisi X'in sütun sayısı artırılarak doğrudan çok değişkenli duruma genelleştirilebilir (James ve ark., 2021). Şekil 3'te, iki bağımsız değişken (X1 ve X2) ile bağımlı değişken (X3, grafikte y) arasındaki

ilişkiyi temsil eden bir doğrusal regresyon düzlemi ve bir eğrisel regresyon yüzeyi gösterilmektedir.

Şekil 3 Çok Boyutlu Doğrusal ve Eğrisel Regresyon Yüzeyleri



Kaynak: Yazar tarafından üretilmiştir.

Bağımsız değişkenler ile bağımlı değişken arasındaki ilişki her zaman doğrusal olmayabilir. Bu tür durumlarda, mevcut değişkenlerin ikinci (veya daha yüksek) dereceden terimleri ve etkileşim terimleri modele eklenerek doğrusal olmayan (polinom bağıntılı) bir regresyon modeli kurulabilir. İki değişkenli ikinci dereceden (kuadratik) eğrisel bir model şu şekilde ifade edilir:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_1^2 + \beta_4 x_2^2 + \beta_5 x_1 x_2 + \varepsilon$$

Bu modelde β_0 sabit terimi, β_1 ve β_2 doğrusal katsayıları, β_3 ve β_4 kuadratik (ikinci dereceden) katsayıları, β_5 ise x_1 ve x_2'nin birbirini nasıl etkilediğini gösteren etkileşim katsayısını temsil eder. Önemli bir gözlem, bu modelin parametrelere göre hâlâ doğrusal olmasıdır: x_1, x_2, x_1^2, x_2^2 ve x_1x_2 terimleri yeni birer öznitelik olarak genişletilmiş bir tasarım matrisinde ele alındığında, problem yine çok değişkenli doğrusal regresyon çerçevesinde $\beta = (X^TX)^{-1}X^Ty$ kapalı form çözümüyle doğrudan analitik olarak çözülebilir (Chapra, 2011; James ve ark., 2021).

EKK ile En Dik İnişin Karşılaştırılması

Önceki kısımlarda sunulan ters matrise dayalı EKK analitik çözümü, veri kümesi ve öznitelik sayısı makul boyutlarda kaldığı sürece çözüm için en doğrudan yoldur. Ancak büyük ölçekli veri kümelerinde veya çok yüksek boyutlu öznitelik uzaylarında, matris tersinin $(X^TX)^{-1}$ hesaplama maliyeti hızla artabilir. Bu durumlarda alternatif bir optimizasyon stratejisi olan en dik iniş (gradient descent) yöntemi tercih edilebilir; bu yöntem, kayıp fonksiyonunun gradyanının negatif yönünde parametreleri küçük adımlarla yinelemeli (iteratif) olarak güncelleyerek minimuma yaklaşır (Arora, 2004; Chapra, 2011).

En dik iniş yönteminde bir sonraki (t+1) aşamasında katsayıların değerleri aşağıdaki güncelleme formülü ile belirlenir:

$$\beta^{(t+1)} = \beta^{(t)} - \eta \nabla E(\beta^{(t)})$$

Burada η öğrenme oranını, ∇E ise hata fonksiyonunun parametrelere göre gradyanını ifade eder. EKK, analitik bir çözüm olduğundan iteratif optimizasyon gerektirmez. Gradient descent ise çok büyük veri kümelerinde veya kapalı form çözümün pratik olmadığı geniş özellik uzaylarında daha esnek bir optimizasyon yaklaşımı sunabilir. Tablo 1'de iki yaklaşımın temel özellikleri karşılaştırılmaktadır.

Tablo 1 EKK ile En Dik İnişin Karşılaştırılması

Özellik	**Analitik Yöntem (En Küçük Kareler)**	**İteratif Yöntem (En Dik İniş)**
Hesaplama Türü	Denklemi tek adımda, doğrudan çözen yinelemesiz (non-iterative) analitik bir yöntemdir.	Maliyet fonksiyonunun gradyanı (eğimi) yönünde parametreleri, seçilen bir öğrenme oranıyla adım adım güncelleyen yinelemeli bir

		optimizasyon algoritmasıdır.
Bellek Yönetimi	Regresyon eğrisi katsayılarının tahmini için $(X^TX)^{-1}$ hesaplanırken tüm veri kümesinin belleğe yüklenmesi gerekir.	Tüm veri kümesini (batch), alt kümelerini (mini-batch) veya tek gözlemleri (stokastik en dik iniş) kullanabilir.
Ölçek ve Karmaşıklık	Öznitelik sayısı arttıkça matris tersi alma işleminin karmaşıklığı $O(n^3)$ seviyesine ulaşır, büyük veri kümelerinde yavaşlar.	Çok büyük veri kümelerinde ve yüksek boyutlu öznitelik uzaylarında doğrusal O(kn) ölçeklenebilir.
Üst parametre Kullanımı	Öğrenme oranı vb. üst parametre gerektirmez.	Öğrenme oranı, momentum, epok sayısı, yığıt (batch) sayısı vb. üst parametreler gerektirir.

Kaynak: Yazar tarafından derlenmiştir.

Gradient descent yönteminde öğrenme oranı, başlangıç değerleri, iterasyon sayısı ve yakınsama ölçütleri gibi hiperparametrelerin önceden belirlenmesi gerekir. EKK'de ise analitik çözüm, uygun matris koşulları altında tek bir optimizasyon problemi üzerinden doğrudan katsayıları üretir. Dolayısıyla küçük ve orta ölçekli klasik doğrusal regresyon problemlerinde EKK güçlü bir başlangıç modeli iken, çok büyük veya yüksek boyutlu problemlerde iteratif optimizasyon yöntemleri daha uygun olabilir.

Teknik Göstergeler ve Veri Hazırlama

Bu kısımda, önceki bölümlerde açıklanan analitik regresyon yaklaşımının bir borsa verisi tahmin problemine nasıl uygulanabileceği kısaca özetlenmektedir. Uygulamada, Borsa İstanbul'da (BIST) işlem gören Koç Holding hissesine (KCHOL.IS) ait son 10 yıllık günlük işlem verileri Yahoo Finance API (yfinance kütüphanesi) aracılığıyla elde edilmiştir.

Ham fiyat verisi üzerinden, finansal zaman serisi tahmininde yaygın olarak kullanılan çok sayıda teknik gösterge türetilerek öznitelik kümesi zenginleştirilmiştir (Nti ve ark., 2020). Kod; açılış, yüksek, düşük, kapanış ve hacim (open, high, low, close, volume, OHCLV) değişkenlerine ek olarak trend, momentum ve oynaklığı (volatility) temsil eden bir dizi teknik gösterge üretmektedir. Bu özellik mühendisliği yaklaşımı, literatürdeki hisse senedi tahmin çalışmalarında kullanılan teknik gösterge temelli veri hazırlama yaklaşımıyla uyumludur. (Sarıkoç, 2026; Kumbure ve ark., 2022) geniş bir literatür taramasında teknik göstergelerin hisse senedi tahmininde yaygın öngördürücüler olduğunu; (Shynkevich ve ark., 2017) ise teknik göstergelerin tahmin ufku ve gösterge hesaplama penceresiyle birlikte değerlendirilmesi gerektiğini göstermektedir. Kullanılan başlıca teknik göstergeler Tablo 2'de açıklanmış ve bu göstergelerin grafikleri Şekil 4'te gösterilmiştir.

Tablo 2 KCHOL.IS regresyonu için teknik öznitelik grupları

Özellik grubu	**Kodda üretilen değişkenler**	**Modelleme amacı**
Fiyat/Hacim	Kapanış, Yüksek, Düşük, Hacim	Doğrudan piyasa bilgisi hedef değişken için (kapanış) kullanılabilir.
Trend	EMA-5, EMA-21, EMA-50, EMA-100, EMA-200	Farklı zaman ölçeklerinde fiyat eğilimini temsil eder.
Momentum	RSI-14	Son fiyat hareketlerinin hızını ve büyüklüğünü özetler.
Trend/Momentum	MACD, MACD Sinyalleri	12 ve 26 periyotlu EMA farkı ve bunun 9 periyotlu sinyali.
Oynaklık	Bollinger	20 periyotlu ortalama ve ±2

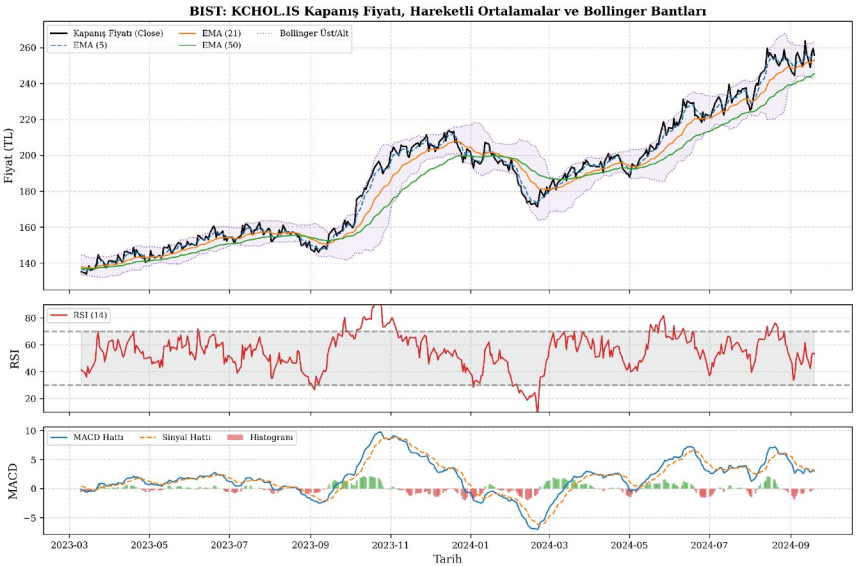
	Orta/Üst/Alt	standart sapma bandı.
Trend	Ichimoku Tenkan, Kijun, Senkou A/B, Chikou	Çoklu zaman pencerelerinde trend ve destek/direnç yapısı.

Kaynak: Teknik göstergeler için (Nti ve ark., 2020; Kumbure ve ark., 2022)

Üstel Hareketli Ortalamalar (Exponential Moving Averages, EMA): 5, 21, 50, 100 ve 200 günlük pencerelerle hesaplanmıştır (Nti ve ark., 2020). Göreceli Güç Endeksi (Relative Strength Index, RSI, 14 gün periyot): Aşırı alım/aşırı satım bölgelerini belirlemek amacıyla (Wilder, 1978) tarafından önerilen formülasyonla hesaplanmıştır.

MACD, kodda 12 günlük EMA ile 26 günlük EMA arasındaki fark olarak hesaplanmakta; signal line ise MACD'nin 9 günlük EMA'sı üzerinden oluşturulmaktadır. Bu yapı, teknik analiz literatüründe yaygın olarak kullanılan MACD(12,26,9) düzenine karşılık gelir (Chong ve ark., 2014; Nti ve ark., 2020). Bollinger bantları ise 20 günlük hareketli ortalama etrafında iki standart sapmalık üst ve alt bantlar oluşturmaktadır. Bu yaklaşım fiyatın yakın geçmiş ortalamasına göreli sapmasını ve oynaklık yapısını temsil etmek için kullanılmaktadır (Bollinger, 2002). Ichimoku Bulutu bileşenleri: Tenkan-sen, Kijun-sen, Senkou Span A/B ve Chikou Span göstergeleri hesaplanmıştır (Sukma & Namahoot, 2025). Hesaplanan bu teknik göstergeler Şekil 4'te grafik olarak sunulmuştur.

Şekil 4 Teknik Analiz Göstergeleri



Kaynak: Yazar tarafından üretilmiştir.

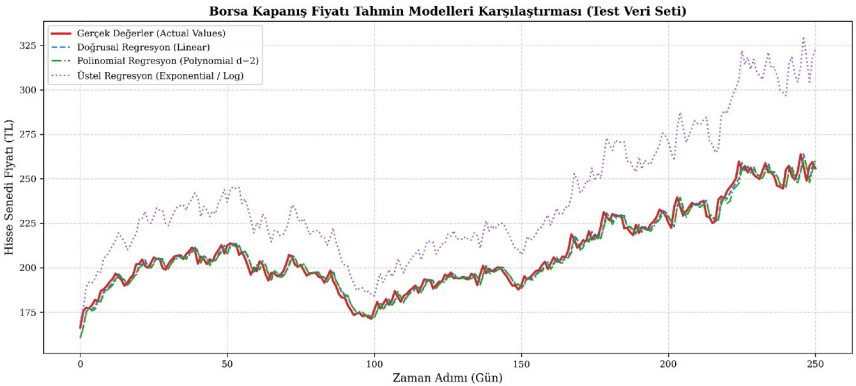
Veri ön işleme aşamasında kapanış fiyatı serisi Min-Max yöntemi ile [0, 1] aralığına ölçeklendirilmiş; ardından 5 günlük kayan pencere (look-back) yaklaşımıyla, önceki 5 günün kapanış fiyatlarını girdi olarak, bir sonraki günün kapanış fiyatını çıktı olarak alan gözlem çiftleri oluşturulmuştur. Veri kümesinin %90'ı eğitim, %10'u test amacıyla ayrılmıştır.

Regresyon Tabanlı Modelleme

Aynı kayan pencere verisi üzerinde üç farklı regresyon yaklaşımı sınanmıştır: (i) doğrudan doğrusal regresyon, (ii) ikinci dereceden öznitelik genişletmesiyle elde edilen polinom bağıntılı regresyon ve (iii) hedef değişkenin logaritmik dönüşümü üzerinden eğitilip tahminlerin ters dönüşümle orijinal ölçeğe döndürülmesiyle uygulanan üstel regresyon yaklaşımı. Model performansları; belirlilik katsayısı (R^2), ortalama kare hata (MSE), ortalama mutlak hata (MAE), ortalama mutlak yüzde hata (MAPE) ölçütleriyle değerlendirilmiştir (Sarıkoç & Celik, 2024). Farklı regresyon

yöntemleriyle test verisi üzerinde elde edilen tahminler ve KCHOL pay hissesinin gerçek değerleri Şekil 5'te gösterilmektedir.

Şekil 5 Farklı Regresyon Yöntemlerinin Tahminleri



Kaynak: Yazar tarafından üretilmiştir.

Test verisi üzerinde doğrusal regresyon modeli için elde edilen sonuçlar şu şekildedir: $R^2 = 0,98$; MSE = 17,99; MAE = 3,23; MAPE = %1,71. Bu sonuçlar, beş günlük kısa vadeli bir pencereyle dahi EKK tabanlı doğrusal analitik modelin kapanış fiyatındaki günlük hareketleri yüksek doğrulukla yakalayabildiğini göstermektedir.

Elde edilen bulgular, bu bölümde sunulan analitik EKK çerçevesinin yalnızca kuramsal bir araç olmadığını, gerçek finansal zaman serisi verileri üzerinde de anlamlı ve yorumlanabilir tahminler üretebildiğini ortaya koymaktadır.

Bununla birlikte, doğrusal regresyonun doğrusallık varsayımı, piyasadaki karmaşık ve doğrusal olmayan dinamikleri yakalama kapasitesini sınırlamaktadır. Ayrıca, kullanılan veri kümesinde tüm teknik göstergelerin kapanış verisinden elde edilmiş olması, bu göstergelerin, bir önceki ve bir sonraki gün verisinin aralarında tipik olarak yüksek korelasyon bulunması veri kümesinin eleştirebileceği özelliklerdir. Genellenebilir daha başarılı tahminler

için temel, makroekonomik ve haber akışına dayalı ek göstergeler kullanılması gerekli olabilir.

Sonuç

Bu bölümde regresyon analizi, en küçük kareler (EKK) yönteminin analitik çözümü çerçevesinde ele alınmıştır. Öncelikle hata metriklerinin seçimi tartışılmış, kareli hata toplamının (MSE) neden tercih edildiği açıklanmış, ardından EKK'nın gradyan hesabına dayanan kapalı form çözümü $\beta = (X^TX)^{-1}X^Ty$ türetilmiştir. Konu, çok boyutlu ve doğrusal olmayan (polinom bağıntılı) regresyona genişletilmiş; analitik çözüm ile yinelemeli en dik iniş yöntemi karşılaştırılmıştır. EKK'nın analitik yapısı, doğrusal regresyon için güçlü ve yorumlanabilir bir başlangıç modeli sunarken, en dik iniş daha geniş ölçekli veya iteratif optimizasyon gerektiren problemlerde alternatif bir çözüm yaklaşımıdır. Son olarak, anlatılan kuramsal çerçevenin BIST'te işlem gören bir hissenin (KCHOL.IS) teknik göstergeler temelinde kapanış fiyatı tahminine nasıl uygulanabileceği somut sayısal sonuçlarla gösterilmiştir. Elde edilen bulgular, analitik regresyon yöntemlerinin hem düşük hesaplama maliyeti hem de yüksek yorumlanabilirlik sunarak finansal tahmin problemlerinde güçlü bir başlangıç noktası (baseline) oluşturabildiğini göstermektedir. Ancak piyasa dinamiklerinin doğrusal olmayan karmaşıklığını tam olarak yakalamak için daha esnek, dizisel öğrenme mimarilerinin de araştırılması gerekmektedir.

Kaynakça

Arora, J. S. (2004). Introduction to optimum design. Elsevier.

Bollinger, J. (2002). Bollinger on Bollinger bands. McGraw-Hill.

Chapra, S. C., & Canale, R. P. (2011). Numerical methods for engineers (Vol. 1221). New York: McGraw-Hill.

Chong, T. T.-L., Ng, W.-K., & Liew, V. K.-S. (2014). Revisiting the performance of MACD and RSI oscillators. Journal of Risk and Financial Management, 7(1), 1–12. https://doi.org/10.3390/jrfm7010001

James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2021). An introduction to statistical learning: With applications in R (2nd ed.). Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-0716-1418-1

Kumbure, M. M., Lohrmann, C., Luukka, P., & Porras, J. (2022). Machine learning techniques and data for stock market forecasting: A literature review. Expert Systems with Applications, 197, 116659.

Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2012). Introduction to linear regression analysis (5th ed.). Wiley.

Nti, I. K., Adekoya, A. F., & Weyori, B. A. (2020). A systematic review of fundamental and technical analysis of stock market predictions, Artificial Intelligence Review, 53, 3007–3057. https://doi.org/10.1007/s10462-019-09754-z

Sarıkoç, F. (2026). Feature selection methods on deep learning algorithms for stock price forecasting: A systematic literature review. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 181, 115471. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2026.115471

Sarıkoç, M., & Çelik, M. (2025). PCA-ICA-LSTM: A hybrid deep learning model based on dimension reduction methods to predict the S&P 500 index price. Computational Economics, 65(4), 2249-2315. https://doi.org/10.1007/s10614-024-10629-x

Shynkevich, Y., McGinnity, T. M., Coleman, S. A., Belatreche, A., & Li, Y. (2017). Forecasting price movements using technical indicators: Investigating the impact of varying input window length. Neurocomputing, 264, 71–88. https://doi.org/10.1016/j.neucom.2016.11.095

Sukma, N., & Namahoot, C. S. (2025). Enhancing trading strategies: A multi-indicator analysis for profitable algorithmic trading. Computational economics, 65(6), 3807-3840.

Wilder, J. W., Jr. (1978). New concepts in technical trading systems. Trend Research.

BÖLÜM 5

GÖRÜNTÜ İŞLEMEDE YEREL İKİLİ ÖRÜNTÜLER: TEMEL YAKLAŞIMLAR, VARYANTLAR VE GÜNCEL EĞİLİMLER

Özgür AYDIN[1]

1. Giriş

Doku, görüntülerdeki yerel yoğunluk değişimlerini ve yüzey yapısını karakterize eden önemli görsel bilgilerden biridir. Bu nedenle doku analizi; görüntü sınıflandırma, yüz tanıma, tıbbi görüntüleme, uzaktan algılama ve görüntü erişimi gibi birçok görüntü işleme ve bilgisayarlı görü uygulamasında yaygın olarak kullanılmaktadır (Nanni et al., 2010; Rachdi et al., 2023; Xu et al., 2021). Bununla birlikte görüntülerde meydana gelen dönme, ölçek, aydınlatma ve gürültü değişimleri, ayırt edici ve dayanıklı doku özelliklerinin elde edilmesini güçleştirmektedir (Hu et al., 2024; Xu et al., 2020).

Yerel İkili Örüntü (Local Binary Pattern–LBP), basit yapısı, düşük hesaplama maliyeti ve yerel mikro-doku yapılarını etkili biçimde temsil edebilmesi nedeniyle en yaygın el yapımı doku

[1] Dr. Öğr. Üyesi, Bingöl Üniversitesi, Mimarlık ve Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği, Bingöl, iamozguraydin@gmail.com, ORCID: 0000-0001-8130-277X

tanımlayıcılarından biri olmuştur. Temel LBP operatörü, merkez piksel ile çevresindeki komşu pikseller arasındaki yoğunluk ilişkilerini ikili olarak kodlamakta ve elde edilen örüntülerin histogramını görüntünün doku özelliği olarak kullanmaktadır. Daha sonra geliştirilen çok çözünürlüklü, uniform ve dönme değişmez LBP gösterimleri yöntemin farklı görüntüleme koşullarındaki kullanım alanını önemli ölçüde genişletmiştir (Ojala et al., n.d.).

Klasik LBP'nin başarılı olmasına karşın yalnızca merkez-komşuluk farklarının işaret bilgisini kullanması, gürültüye duyarlılığı, sabit komşuluk ve ölçek yapısı ile uzamsal bilgiyi sınırlı biçimde temsil etmesi önemli dezavantajlardır (Upadhyay et al., 2025; Xu et al., 2021). Bu sınırlılıkları azaltmak amacıyla eşikleme ve kodlama stratejilerinin değiştirilmesi, merkez ve büyüklük bilgilerinin eklenmesi, farklı komşuluk topolojilerinin kullanılması, çok ölçekli analiz, adaptif örnekleme ve gradyan-türev bilgilerinin bütünleştirilmesi gibi çok sayıda yaklaşım geliştirilmiştir (Alpaslan & Hanbay, 2025; Hu et al., 2024; Sa et al., 2023).

Güncel çalışmalar, LBP tabanlı doku temsilinin sabit ve yalnızca yerel örüntülere dayalı yapıdan daha uyarlamalı, çok ölçekli ve bölgesel modellere doğru geliştiğini göstermektedir. Ölçeğin yerel görüntü özelliklerine göre belirlenmesi (Upadhyay et al., 2025), yerel ve bölgesel bilgilerin birlikte modellenmesi (Wang, Xu, et al., 2025b), türev uzayındaki bilgilerin kodlamaya dahil edilmesi (Alpaslan, 2026) ve yerel olmayan etkileşimlerin kullanılması (Yang et al., 2026) bu eğilimin güncel örnekleri arasındadır. Derin öğrenme yöntemlerinin gelişmesine rağmen LBP tabanlı tanımlayıcıların düşük veri gereksinimi, hesaplama verimliliği ve yorumlanabilirliği, bu yöntemlerin özellikle hibrit ve kaynak kısıtlı görüntü analiz sistemlerinde önemini korumasını sağlamaktadır (Dong et al., 2025; Rachdi et al., 2023).

Bu bölümde LBP'nin temel çalışma prensipleri ve başlıca varyantları ele alınmakta; kodlama, komşuluk, çok ölçekli,

uyarlamalı, bölgesel ve türev tabanlı yaklaşımlar üzerinden yöntemin gelişimi incelenmektedir. Ayrıca LBP'nin temel sınırlılıklarına yönelik çözüm stratejileri, derin öğrenme çağındaki konumu, güncel araştırma eğilimleri ve başlıca uygulama alanları değerlendirilmektedir.

2. YEREL İKİLİ ÖRÜNTÜLERİN TEMELLERİ

2.1. Klasik Local Binary Pattern

Yerel İkili Örüntü (Local Binary Pattern–LBP), bir görüntüdeki yerel doku yapısını merkez piksel ile çevresindeki komşu pikseller arasındaki yoğunluk ilişkilerine göre ikili olarak kodlayan bir doku tanımlayıcısıdır. Klasik LBP yaklaşımında, merkez piksel değeri $g_c$ile komşu piksel değerleri $g_p$karşılaştırılmakta ve her komşu için ikili bir sonuç üretilmektedir (Ojala et al., n.d.). Bir komşuluk içerisindeki LBP kodu genel olarak

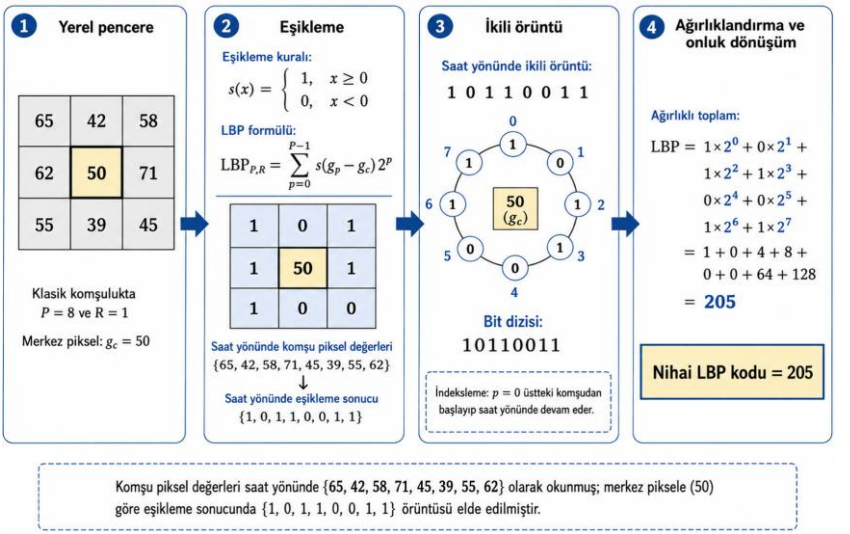
$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s\left(g_p - g_c\right) 2^p$$

şeklinde tanımlanır. Burada P, merkez piksel çevresindeki örnekleme noktalarının sayısını, Rise örnekleme yarıçapını göstermektedir. Eşikleme fonksiyonu ise

$$s\left(x\right) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$$

şeklindedir. Buna göre komşu piksel değeri merkez piksele eşit veya büyükse ilgili bit 1, küçükse 0 olarak kodlanmaktadır. Elde edilen bitlerin 2^p katsayılarıyla ağırlıklandırılması sonucunda ilgili merkez piksel için tek bir LBP kodu üretilmektedir. Bu yaklaşım, mutlak gri-seviye değerlerinden ziyade yerel yoğunluk sıralamasına dayandığından monoton gri-seviye değişimlerine karşı belirli ölçüde dayanıklılık sağlamaktadır (Ojala et al., n.d.).

Klasik 3×3 komşulukta $P = 8$ ve $R = 1$ alınmaktadır. Örneğin merkez piksel değerinin 50 olduğu ve komşuluk değerlerinin saat yönünde $\{65, 42, 58, 71, 45, 39, 55, 62\}$ şeklinde bulunduğu bir yapı ele alındığında, merkez piksele göre eşikleme sonucunda $\{1, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 1\}$ ikili örüntüsü elde edilir. Bu örüntü uygun ağırlıklarla birleştirilerek onluk tabanda bir LBP koduna dönüştürülür. Klasik LBP operatörünün yerel pencereden ikili örüntüye ve nihai koda uzanan hesaplama süreci Şekil 1'de gösterilmiştir.



Şekil 1. *Klasik LBP operatörünün yerel komşuluk üzerinde matematiksel hesaplama süreci.*

LBP'nin bu yapısı, yatay, düşey, köşe, kenar, düz bölge ve benzeri yerel mikro-yapıların farklı ikili örüntülerle temsil edilmesine olanak sağlamaktadır. Bununla birlikte merkez-komşuluk farkının yalnızca işaret bilgisinin kullanılması, farkın büyüklüğünün dikkate alınmaması ve ikili kararın küçük yoğunluk değişimlerinden etkilenebilmesi klasik LBP'nin temel sınırlılıkları arasında yer almaktadır (Xu et al., 2020, 2021).

2.2. Genelleştirilmiş $LBP_{P,R}$ Yapısı

Klasik 3×3 LBP yapısının farklı ölçeklerdeki doku örüntülerini temsil etme kapasitesini artırmak amacıyla LBP operatörü dairesel ve parametrik bir örnekleme yapısına genelleştirilmiştir. Genelleştirilmiş gösterimde P, merkez piksel çevresindeki örnekleme noktalarının sayısını, Rise bu noktaların merkeze olan uzaklığını ifade etmektedir. Böylece $LBP_{8,1}$, $LBP_{16,2}$ve $LBP_{24,3}$ gibi farklı konfigürasyonlarla daha geniş veya daha yoğun komşuluk yapıları incelenebilmektedir (Ojala et al., n.d.).

Merkezi (x_c, y_c) koordinatında bulunan bir piksel için p. komşu örnekleme noktasının koordinatları

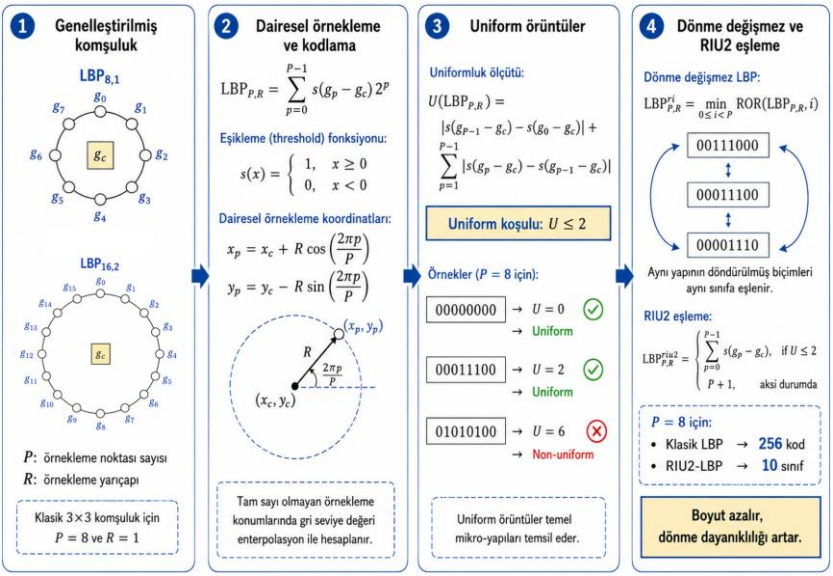
$$x_p = x_c + R\cos\left(\frac{2\pi p}{P}\right) \text{ , } y_p = y_c - R\sin\left(\frac{2\pi p}{P}\right)$$

şeklinde tanımlanabilir. Örnekleme noktalarının görüntü ızgarasında tam sayı koordinatlara karşılık gelmediği durumlarda ilgili gri-seviye değeri enterpolasyon yardımıyla hesaplanmaktadır. Bu yapı sayesinde LBP sabit 3×3pencereye bağlı olmaktan çıkarak farklı uzamsal çözünürlüklerde uygulanabilir hâle gelmektedir. R değerinin artırılması daha geniş çevredeki makro-doku ilişkilerinin yakalanmasını sağlarken, P değerinin artırılması açısal örnekleme yoğunluğunu yükseltmektedir. Bununla birlikte P arttıkça teorik olarak oluşabilecek ikili örüntü sayısı

$$N_{\text{pattern}} = 2^P$$

şeklinde üstel olarak büyümektedir. Örneğin $P = 8$ için 256 farklı ikili örüntü mümkünken, $P = 16$ için bu sayı 65.536'ya ulaşmaktadır. Bu nedenle genelleştirilmiş LBP'nin doğrudan kullanılması özellik boyutunun hızla artmasına neden olabilmekte; uniform ve dönme değişmez eşleme stratejileri bu problemin azaltılmasında önemli rol oynamaktadır (Ojala et al., n.d.; Sa et al.,

2023). Farklı P ve R değerlerine sahip dairesel komşulukların geometrik yapısı Şekil 2'de gösterilmiştir.



Şekil 2. Farklı örnekleme noktası ve yarıçap değerleri için genelleştirilmiş $LBP_{P,R}$ komşuluk yapısı.

2.3. Uniform ve Dönme Değişmez Örüntüler

Genelleştirilmiş LBP yapısında P arttıkça olası kod sayısının hızlı biçimde büyümesi ve aynı yerel yapının görüntü döndürüldüğünde farklı kodlar üretebilmesi, örüntülerin daha kompakt biçimde temsil edilmesini gerekli kılmıştır. Bu amaçla uniform ve dönme değişmez LBP gösterimleri geliştirilmiştir (Ojala et al.). Bir LBP kodundaki dairesel 0–1 ve 1–0 geçişlerinin sayısı uniformity measure olarak tanımlanır. Bir ikili örüntü için geçiş sayısı

$$U\left(LBP_{P,R}\right)=\left|s\left(g_{P-1}-g_c\right)-s\left(g_0-g_c\right)\right|+\sum_{p=1}^{P-1}\left|s\left(g_p-g_c\right)-s\left(g_{p-1}-g_c\right)\right|$$

eşitliğiyle hesaplanmaktadır. Eğer $U\left(LBP_{P,R}\right)\le 2$ ise örüntü uniform olarak kabul edilmektedir. Örneğin 00000000, 11111111, 00011100

gibi örüntüler uniform yapıdayken, 01010100 gibi sık geçiş içeren örüntüler non-uniform olarak değerlendirilmektedir. Uniform örüntülerin doku görüntülerindeki temel mikro-yapıların önemli bir bölümünü temsil ettiği gösterilmiş ve bu nedenle çok sayıda LBP varyantında özellik boyutunun azaltılması amacıyla kullanılmıştır (Ojala et al., n.d.). Dönme değişmez LBP gösteriminde ise aynı ikili örüntünün dairesel olarak kaydırılmış tüm biçimleri değerlendirilmekte ve genellikle bunlar arasındaki minimum değer temsil kodu olarak seçilmektedir:

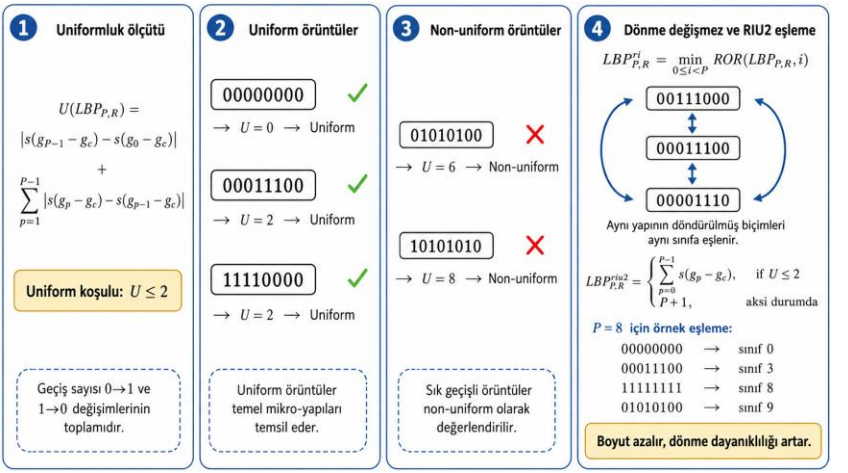
$$LBP_{P,R}^{ri} = \min_{i=0,\ldots,P-1} \left\{ ROR\left(LBP_{P,R}, i \right) \right\}$$

Burada $ROR(\cdot)$, LBP kodunun i bit kadar dairesel döndürülmesini ifade etmektedir. Böylece örneğin 00111000, 00011100, 00001110 gibi birbirinin döndürülmüş karşılığı olan örüntüler aynı dönme değişmez sınıfa eşlenebilmektedir. Uniform ve dönme değişmez yapıların birlikte kullanıldığı yaygın gösterimlerden biri $LBP_{P,R}^{riu2}$ biçimidir. Bu gösterim

$$LBP_{P,R}^{riu2} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c), & U(LBP_{P,R}) \le 2, \\ P+1, & \text{aksi durumda.} \end{cases}$$

şeklinde tanımlanmaktadır. Böylece uniform örüntüler, ikili kod içerisindeki 1 bitlerinin sayısına göre sınıflandırılmakta; tüm non-uniform örüntüler ise ortak bir sınıfta toplanmaktadır. Bu nedenle P komşuluğa sahip RIU2 gösteriminin özellik uzayı yalnızca $P + 2$ sınıftan oluşmaktadır. Örneğin $P = 8$ için klasik LBP'de 256 olası kod bulunurken, $LBP_{8,R}^{riu2}$ yalnızca 10 farklı histogram kutusu üretmektedir. Bu önemli boyut azalması dönme değişmez ve kompakt doku temsili açısından önemli bir avantaj sağlasa da, tüm non-uniform örüntülerin tek bir sınıfta birleştirilmesi bazı ayırt edici doku bilgilerinin kaybolmasına neden olabilmektedir (Sa et al.,

2023). Uniform, non-uniform ve dönme değişmez eşleme mantığı Şekil 3'te özetlenmiştir.



Şekil 3. *Uniform örüntü, non-uniform örüntü ve RIU2 dönme değişmez eşleme yapısının şematik gösterimi.*

2.4. Histogram Tabanlı Özellik Temsili

LBP operatörü görüntüdeki her geçerli piksel konumu için bir kod üretmektedir. Bu işlem sonucunda orijinal görüntü ile aynı mekânsal yapıyı büyük ölçüde koruyan bir LBP kod haritası elde edilir. Ancak sınıflandırma veya benzerlik analizi sırasında bütün kod haritasının doğrudan kullanılması yerine, belirli kodların görüntü içerisinde görülme sıklıkları histogram yardımıyla temsil edilmektedir. Bir görüntüde K farklı LBP sınıfının bulunduğu kabul edilirse, k. histogram bileşeni

$$H(k) = \sum_{x=1}^{M} \sum_{y=1}^{N} \delta\big(LBP(x,y), k\big), \qquad k = 0,1,\ldots,K-1$$

şeklinde hesaplanabilir. Burada $\delta(\cdot)$ Kronecker delta fonksiyonudur ve

$$\delta(a,b)=\begin{cases}1, & a=b,\\ 0, & a\neq b.\end{cases}$$

olarak tanımlanmaktadır. Böylece $H(k)$, k. LBP örüntüsünün görüntü içerisinde kaç kez gözlendiğini ifade eder. Görüntü boyutundan bağımsız bir temsil elde etmek amacıyla histogram genellikle normalize edilmektedir:

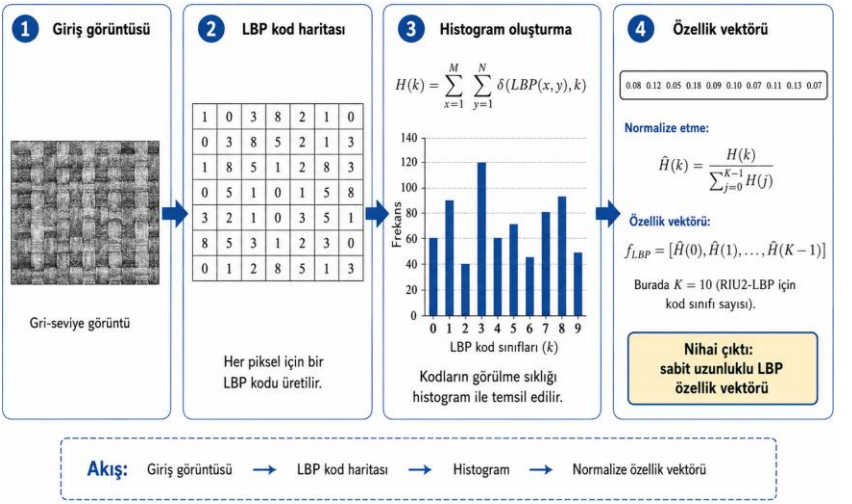
$$\hat{H}(k)=\frac{H(k)}{\sum_{j=0}^{K-1}H(j)}$$

ve nihai özellik vektörü

$$\mathbf{f}_{LBP}=\left[\hat{H}(0),\hat{H}(1),\ldots,\hat{H}(K-1)\right]$$

şeklinde oluşturulmaktadır. Örneğin $LBP_{8,1}^{riu2}$kullanıldığında $K=10$olduğundan, görüntü 10 boyutlu bir histogram vektörüyle temsil edilebilmektedir.

Histogram yaklaşımının temel avantajı, çok sayıdaki piksel düzeyindeki LBP kodunu sabit uzunlukta ve sınıflandırmaya uygun bir özellik vektörüne dönüştürmesidir. Bununla birlikte global histogram, aynı LBP örüntülerinin görüntünün hangi bölgesinde oluştuğu bilgisini doğrudan korumamaktadır. Bu nedenle sonraki LBP çalışmalarında görüntünün alt bölgelere ayrılması, bölgesel histogramların oluşturulması, ortak histogramların kullanılması ve farklı ölçek veya özellik kanallarından elde edilen histogramların birleştirilmesi gibi yaklaşımlar geliştirilmiştir (Wang, Xu, et al., 2025b; Xu et al., 2020). LBP kodlarının piksel düzeyinden görüntü düzeyindeki özellik vektörüne dönüştürülmesi Şekil 4'te gösterilmektedir.



Şekil 4. *LBP kod haritasından histogram tabanlı özellik vektörünün oluşturulması.*

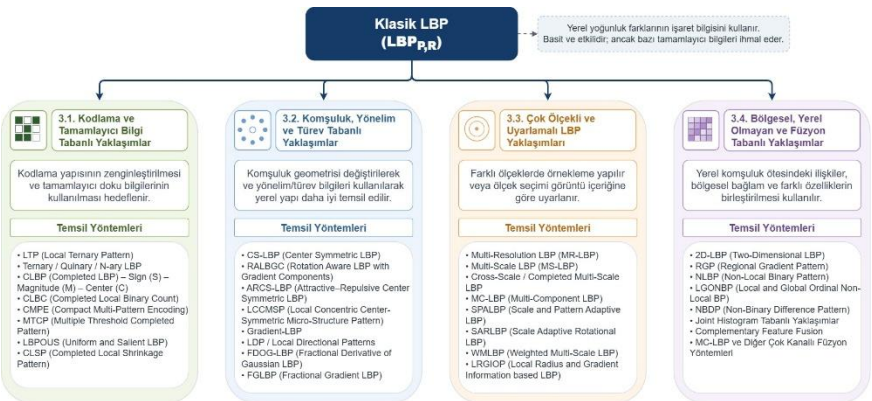
Şekil 4'te görüldüğü üzere, görüntü üzerindeki yerel LBP kodları önce kod haritasına dönüştürülmekte, ardından bu kodların görülme sıklıkları histogram ile özetlenmektedir. Normalize edilen histogram, görüntüyü temsil eden sabit uzunluklu LBP özellik vektörünü oluşturmaktadır. Elde edilen bu özellik vektörü daha sonra k-NN, SVM ve benzeri makine öğrenmesi tabanlı sınıflandırıcıların giriş verisi olarak kullanılabilmekte ve görüntülerin doku özelliklerine göre sınıflandırılması veya karşılaştırılması sağlanabilmektedir.

3. LBP VARYANTLARI VE GELİŞİM YAKLAŞIMLARI

Klasik LBP, düşük hesaplama maliyeti ve basit yapısı sayesinde doku analizinde yaygın olarak kullanılmasına rağmen, yerel yoğunluk farklarının ağırlıklı olarak işaret bilgisini kullanması nedeniyle dokuya ait bazı tamamlayıcı bilgileri göz ardı etmektedir. Ayrıca gürültü, dönme ve ölçek değişimleri, sabit komşuluk yapısı ve sınırlı uzamsal temsil gibi faktörler yöntemin farklı görüntüleme

koşullarındaki ayırt ediciliğini etkileyebilmektedir (Pan et al., 2021; Tan & Triggs, 2010; Upadhyay et al., 2025; Xu et al., 2020).

Bu sınırlılıkların giderilmesine yönelik çalışmalar sonucunda LBP, farklı kodlama stratejileri, tamamlayıcı doku bileşenleri, alternatif komşuluk geometrileri, yönelim ve türev bilgileri ile çok ölçekli ve uyarlamalı örnekleme mekanizmaları kullanılarak genişletilmiştir. Daha güncel yaklaşımlarda ise yalnızca yakın komşuluk ilişkileriyle yetinilmeyerek bölgesel bağlam, yerel olmayan ilişkiler ve farklı özelliklerin füzyonu da temsil sürecine dahil edilmektedir (El merabet & Ruichek, 2018; Wang, Xu, et al., 2025b; Xu et al., 2021). Bu doğrultuda LBP varyantları bu bölümde **kodlama ve tamamlayıcı bilgi**, **komşuluk, yönelim ve türev**, **çok ölçekli ve uyarlamalı**, ayrıca **bölgesel, yerel olmayan ve füzyon tabanlı** yaklaşımlar olmak üzere dört temel grupta ele alınmaktadır. Söz konusu gelişim doğrultuları Şekil 5'te genel olarak gösterilmiştir.



Şekil 5. *LBP varyantlarının temel gelişim yaklaşımlarına göre sınıflandırılması.*

3.1. Kodlama ve Tamamlayıcı Bilgi Tabanlı Yaklaşımlar

Klasik LBP, merkez piksel ile komşuları arasındaki yoğunluk farklarının yalnızca işaret bilgisini kullanmaktadır. Bu yapı basit ve hızlı olmakla birlikte, fark büyüklüğü ve merkez pikselin mutlak

yoğunluğu gibi tamamlayıcı doku bilgilerinin kaybolmasına neden olabilmektedir. Bu nedenle ilk önemli geliştirme doğrultularından biri, ikili kodlama mekanizmasının genişletilmesi ve farklı bilgi bileşenlerinin birlikte temsil edilmesi olmuştur (Tan & Triggs, 2010; Xu et al., 2020).

Bu kapsamda **Local Ternary Pattern (LTP)**, merkez-komşuluk farklarını iki yerine üç seviyede kodlayarak küçük yoğunluk değişimlerinin doğrudan bit değişimine dönüşmesini azaltmayı amaçlamıştır. Özellikle düzgün görüntü bölgelerinde klasik LBP'ye göre gürültüye daha dayanıklı bir temsil sağlaması, daha sonra ternary, quinary ve genel N-ary kodlama yaklaşımlarının geliştirilmesine zemin hazırlamıştır (Tan & Triggs, 2010).

Tamamlayıcı bilgi kullanımındaki temel yaklaşımlardan biri olan **Completed Local Binary Pattern (CLBP)** ise yerel fark bilgisini **işaret (Sign)** ve **büyüklük (Magnitude)** bileşenlerine ayırmakta ve bunları **merkez piksel (Center)** bilgisiyle birlikte değerlendirmektedir. Böylece klasik LBP'nin göz ardı ettiği farklı doku ipuçları aynı temsil içerisinde kullanılabilmektedir. Bu yaklaşım daha sonra CLBC, CLTP, multi-scale CLBP ve benzeri completed-pattern yöntemleriyle genişletilmiştir. Bununla birlikte çok sayıda tamamlayıcı alt özelliğin birlikte kullanılması özellik boyutunu ve hesaplama yükünü artırabilmektedir. Bu nedenle daha güncel çalışmalar, zengin bilgi temsilini daha kompakt kodlama yapılarıyla sağlamaya yönelmiştir. **CLSP**, tamamlanmış yerel fark bilgisini doğrudan kodlamayı hedeflerken; **CMPE** yerel işaret, ekstremum ve merkez bilgisini daha düşük boyutlu bir yapı içerisinde birleştirmektedir (Xu et al., 2020, 2021; Zheng et al., 2022). Böylece kodlama tabanlı LBP varyantlarındaki temel eğilim, **daha fazla tamamlayıcı bilginin daha az tekrar ve daha düşük özellik boyutuyla temsil edilmesi** yönünde gelişmiştir.

3.2. Komşuluk, Yönelim ve Türev Tabanlı Yaklaşımlar

Klasik LBP'de kodlama, merkez piksel ile çevresindeki komşular arasındaki yoğunluk farklarının işaretine dayanmaktadır. Ancak bu yapı, komşular arasındaki geometrik ilişkileri, yerel yönelim bilgisini ve doku geçişlerinin türevsel karakterini doğrudan temsil etmemektedir. Bu nedenle ikinci önemli gelişim doğrultusu, komşuluk geometrisinin değiştirilmesi ve yönelim ya da türev bilgisinin LBP kodlamasına dahil edilmesi olmuştur (Heikkilä et al., 2006; Song, Xin, Gao, et al., 2018; Sucharitha & Senapati, 2020).

Bu yaklaşımların erken örneklerinden **Center-Symmetric LBP (CS-LBP)**, her komşuyu merkez piksele göre değerlendirmek yerine birbirine karşıt komşu çiftleri karşılaştırarak daha kompakt bir yerel yapı tanımlamaktadır. Böylece özellikle kenar ve yönelim bilgisinin daha belirgin biçimde temsil edilmesi amaçlanmıştır (Heikkilä et al., 2006). Benzer biçimde merkez-simetrik ve yönelim duyarlı yapılar daha sonra farklı geometrik ilişkiler ve yerel mikro-yapılar kullanılarak genişletilmiştir.

Yönelim tabanlı yöntemlerde ise yerel yoğunluk geçişlerinin hangi doğrultuda gerçekleştiği önem kazanmaktadır. **Sorted Local Gradient Pattern (SLGP)**, yerel gradyan bilgisini farklı komşuluk ilişkileri üzerinden kodlarken; **Local Directional Edge Binary Pattern (LDEBP)** farklı yönlerdeki kenar cevaplarını kullanarak yönsel doku bilgisini temsil etmektedir (Song, Xin, Gao, et al., 2018; Sucharitha & Senapati, 2020).

Daha güncel çalışmalar bu yaklaşımı türev ve gradyan alanına taşıyarak yoğunluk değerleri yerine görüntünün değişim yapısını kodlamaya yönelmiştir. Özellikle **FDOG-LBP** ve **FGLBP** gibi kesirli dereceli gradyan tabanlı yöntemler, ince doku ayrıntılarını ve farklı frekans bileşenlerini daha esnek biçimde temsil etmeyi hedeflemektedir (Alpaslan, 2026; Alpaslan & Hanbay, 2025). Bu gelişim çizgisi genel olarak, klasik yoğunluk karşılaştırmalarından

geometrik komşuluk, yönelim ve türev bilgisinin birlikte kullanıldığı daha zengin yerel temsillere doğru bir ilerlemeyi göstermektedir.

3.3. Çok Ölçekli ve Uyarlamalı LBP Yaklaşımları

Klasik LBP'de kullanılan sabit Pve Rparametreleri, yalnızca belirli büyüklükteki yerel doku yapılarını temsil etmektedir. Bu durum, farklı ölçeklerde ortaya çıkan mikro ve makro yapıların aynı özellik uzayında yeterince yakalanmasını güçleştirmektedir. Bu nedenle çok ölçekli LBP yaklaşımlarında farklı yarıçap ve örnekleme düzenlerinden elde edilen özellikler birlikte değerlendirilmiş, böylece ölçek değişimlerine karşı daha dayanıklı temsiller oluşturulmaya çalışılmıştır (Ojala et al., n.d.; Rachdi et al., 2023).

Çok ölçekli yaklaşımlarda temel strateji, farklı R değerlerinde çıkarılan yerel örüntülerin birleştirilmesidir. Bununla birlikte ölçek sayısı arttıkça özellik boyutu ve hesaplama maliyeti de artabilmektedir. Bu nedenle daha güncel yöntemlerde yalnızca birden fazla ölçeğin birlikte kullanılması yerine, ölçekler arasındaki ilişkilerin modellenmesi ve görüntü içeriğine uygun ölçeğin seçilmesi ön plana çıkmıştır.

Bu doğrultuda **Scale and Pattern Adaptive LBP (SPALBP)**, yönsel gradyan bilgisinden yararlanarak örnekleme yapısını yerel doku karakterine göre uyarlamakta; **Scale Adaptive Robust LBP (SARLBP)** ise farklı radyal yönler için birden fazla aday ölçek arasından uygun ölçeği dinamik olarak belirlemektedir. SARLBP ayrıca doğrudan piksel yoğunlukları yerine bölgesel medyanlardan yararlanarak gürültü dayanımını artırmayı ve mikro-makro doku bilgisini birlikte temsil etmeyi amaçlamaktadır (Hu et al., 2024; Upadhyay et al., 2025).

Benzer şekilde **WMLBP** ve **LRGIOP** gibi güncel yöntemlerde çok ölçekli yapı, yalnızca farklı yarıçaplardaki özelliklerin birleştirilmesi olarak değil, ölçekler arası ilişkilerin ve hiyerarşik doku bilgisinin

modellenmesi amacıyla kullanılmaktadır (Wang, Feng, et al., 2025; Wang, Xu, et al., 2025a). Böylece LBP tabanlı çok ölçekli temsil, sabit yarıçap kullanımından çıkarak **ölçek seçiminin ve ölçekler arası ilişkinin görüntü içeriğine göre uyarlanabildiği daha esnek yapılara** doğru gelişmektedir.

3.4. Bölgesel, Yerel Olmayan ve Füzyon Tabanlı Yaklaşımlar

Klasik LBP ve birçok türevi, ağırlıklı olarak merkez piksel ile yakın komşuluğu arasındaki ilişkileri kodlamaktadır. Bununla birlikte bazı doku yapılarında ayırt edici bilgi yalnızca yakın çevrede değil, daha geniş bölgesel yapılarda veya birbirinden uzak örnekleme noktaları arasındaki ilişkilerde ortaya çıkabilmektedir. Bu nedenle güncel çalışmalar, yerel kodlamayı bölgesel bağlam ve yerel olmayan ilişkilerle genişletmeye yönelmiştir.

Bu doğrultuda **Regional Gradient Pattern (RGP)**, klasik yerel komşuluk bilgisinin ötesine geçerek komşuluk ile içinde bulunduğu bölge arasındaki etkileşimi modellemektedir. Yöntemde gradyan, ekstremum, varyans ve merkez bilgileri ortak bir yapı içerisinde değerlendirilerek yerel ve bölgesel doku özelliklerinin birlikte temsil edilmesi amaçlanmaktadır (Wang, Xu, et al., 2025b).

Yerel olmayan ilişkilerin doğrudan modellendiği güncel örneklerden biri ise **Non-Local Binary Derivative Pattern (NBDP)** yöntemidir. NBDP, Gaussian türev alanındaki büyüklük cevaplarını kullanırken, *non-local-to-neighborhood* ve *non-local-to-center* olmak üzere iki tamamlayıcı kodlama yapısıyla yerel ve uzak örnekleme noktaları arasındaki ilişkileri birlikte temsil etmektedir (Yang et al., 2026).

Bir diğer gelişim doğrultusu, farklı özellik bileşenlerinin veya kodlama sonuçlarının **füzyon** yoluyla birleştirilmesidir. Örneğin **LBPOUS**, üç tamamlayıcı eşleme biçimini bir araya getirirken; **PGMO-MSTP** farklı yönelim ve ölçeklerde elde edilen histogram bilgilerini ortak bir temsil içerisinde birleştirmektedir (Khadiri et al., 2021; Sa et al., 2023).

Genel olarak bu yaklaşım grubu, LBP tabanlı tanımlayıcıların yalnızca yakın piksel ilişkilerine dayanan yapısından çıkarak **yerel-bölgesel etkileşimleri, uzak ilişkileri ve tamamlayıcı özelliklerin birlikte kullanımını** kapsayan daha geniş doku temsillerine doğru geliştiğini göstermektedir.

4. LBP'NİN TEMEL SINIRLILIKLARI VE DAYANIKLILIK ÇÖZÜMLERİ

LBP tabanlı yöntemlerin başarısı büyük ölçüde basit kodlama yapıları ve düşük hesaplama maliyetlerinden kaynaklanmaktadır. Bununla birlikte klasik LBP; gürültü, dönme, ölçek ve aydınlatma değişimleri gibi görüntüleme koşullarından etkilenebilmekte, ayrıca histogram tabanlı temsil nedeniyle uzamsal bilginin bir kısmını kaybedebilmektedir. Bu sınırlılıklar, LBP ailesindeki birçok varyantın temel motivasyonunu oluşturmuştur (Pan et al., 2021; Song, Xin, Gao, et al., 2018; Tan & Triggs, 2010; Upadhyay et al., 2025).

Özellikle daha dayanıklı bir doku tanımlayıcısının yalnızca yüksek sınıflandırma başarısı sağlaması yeterli değildir. Gürültü ve geometrik değişimlere karşı kararlılığın yanı sıra düşük özellik boyutu, sınırlı hesaplama maliyeti ve farklı görüntüleme koşullarında tutarlı temsil de önem taşımaktadır. Bu nedenle LBP'nin temel sınırlılıkları ve bunlara yönelik çözüm stratejileri aşağıda dört ana başlık altında ele alınmaktadır.

4.1. Gürültü Duyarlılığı

Klasik LBP'de her komşu piksel merkez piksel ile doğrudan karşılaştırıldığı için küçük yoğunluk değişimleri dahi ikili kodda bit değişimine neden olabilmektedir. Özellikle merkez pikselin bozulması durumunda aynı merkez değerine bağlı birden fazla karşılaştırma eş zamanlı olarak değişebilmekte ve sonuçta tamamen farklı bir LBP kodu üretilebilmektedir. Bu durum, özellikle düzgün

veya düşük kontrastlı bölgelerde yöntemin gürültüye karşı duyarlılığını artırmaktadır (Pan et al., 2021; Tan & Triggs, 2010).

Bu probleme yönelik ilk çözüm stratejilerinden biri, sert ikili eşikleme yerine daha toleranslı karar mekanizmalarının kullanılmasıdır. LTP, belirli bir tolerans aralığındaki küçük yoğunluk farklarını ayrı bir seviye ile kodlayarak özellikle düzgün bölgelerdeki gürültü etkisini azaltmayı amaçlamıştır. Daha sonraki yöntemlerde ise ham piksel değerleri yerine ortalama veya medyan gibi daha kararlı bölgesel istatistiklerin kullanılması tercih edilmiştir. Örneğin MRELBP, doğrudan piksel yoğunlukları yerine bölgesel medyanlardan yararlanarak gürültü ve dönme değişimlerine karşı daha dayanıklı bir temsil oluşturmayı hedeflemektedir.

Merkez pikselin güvenilirliği de gürültü dayanımı açısından kritik bir konudur. ACPS yaklaşımı, sabit merkez piksel yerine farklı adaylar arasından daha uygun bir merkez değerinin adaptif olarak seçilmesini önermektedir. Benzer biçimde SARLBP, merkez ve komşuluk bilgilerinin doğrudan yoğunlukları yerine bölgesel medyanlara dayalı örüntüler kullanmaktadır (Pan et al., 2021; Upadhyay et al., 2025). Bu yaklaşımlar genel olarak, gürültü probleminin yalnızca kodlama aşamasında değil, **eşik değeri, merkez piksel ve komşuluk temsilinin daha kararlı hâle getirilmesiyle** azaltılabileceğini göstermektedir.

4.2. Dönme ve Ölçek Değişimleri

Dönme ve ölçek değişimleri, LBP tabanlı doku tanımlayıcılarının kararlılığını doğrudan etkileyen temel problemlerdendir. Görüntünün döndürülmesi, merkez piksel çevresindeki komşuların göreli sırasını değiştirdiğinden aynı yerel yapı farklı LBP kodları üretebilmektedir. Bu probleme karşı geliştirilen dönme değişmez eşleme yaklaşımlarında, döndürülmüş ikili örüntüler ortak sınıflar altında toplanmaktadır. Özellikle LBP^{ri} ve LBP^{riu2} temsilleri bu amaçla yaygın biçimde kullanılmaktadır. Bununla birlikte daha

güçlü değişmezlik elde edilirken ayırt edici bilginin bir kısmı kaybolabilmektedir; örneğin LBP^{riu2} yapısında çok sayıda düzgün olmayan örüntünün aynı sınıfta birleştirilmesi önemli bir bilgi kaybına neden olabilmektedir (Ahonen et al., 2009; Sa et al., 2023).

Dönme dayanıklılığını artırmak amacıyla yalnızca kod eşleme değil, histogram ve komşuluk yapısı üzerinde de farklı stratejiler geliştirilmiştir. LBP-HF, LBP histogramlarının Fourier dönüşümünden yararlanarak bölgesel düzeyde dönme değişmez özellikler üretirken, SPALBP dönme etkisinin neden olabileceği örüntü bozulmalarını daha kararlı komşuluk örnekleme şablonlarıyla azaltmayı hedeflemektedir (Ahonen et al., 2009; Hu et al., 2024).

Ölçek değişiminde ise temel problem, sabit bir Ryarıçapının yalnızca belirli büyüklükteki doku yapılarını yakalayabilmesidir. Bu nedenle ilk çözümlerde farklı yarıçaplardan elde edilen özellikler birlikte kullanılarak çok ölçekli temsiller oluşturulmuştur. Ancak ölçek sayısının artırılması hem özellik boyutunu hem de hesaplama maliyetini yükseltebilmektedir. Daha güncel yaklaşımlar bu nedenle bütün ölçekleri eşit biçimde kullanmak yerine, görüntü içeriğine uygun ölçeği seçmeye yönelmiştir.

Örneğin **SPALBP**, Kirsch gradyan cevaplarını kullanarak her merkez piksel için sekiz yönde uyarlamalı örnekleme yarıçapları belirlemekte; **SARLBP** ise her radyal yön için birden fazla aday ölçek arasından yerel bölgenin özelliklerine uygun tek bir ölçeği dinamik olarak seçmektedir (Hu et al., 2024; Upadhyay et al., 2025). Böylece ölçek dayanıklılığındaki gelişim, sabit yarıçap kullanımından **çok ölçekli örneklemeye ve sonrasında içerik tabanlı uyarlamalı ölçek seçimine** doğru ilerlemektedir.

4.3. Aydınlatma ve Gri-Seviye Terslenmesi

LBP'nin önemli avantajlarından biri, merkez ve komşu pikseller arasındaki göreli yoğunluk ilişkilerine dayanması nedeniyle monoton gri-seviye değişimlerine belirli ölçüde dayanıklı olmasıdır.

Bununla birlikte bu özellik, genel aydınlatma değişimleri ile **gri-seviye terslenmesine** karşı aynı düzeyde dayanıklılık sağlamaz. Özellikle işaret tabanlı kodlamada, parlak ve koyu bölgelerin göreli sırası tersine döndüğünde merkez-komşuluk farklarının işaretleri de değişebilmekte ve aynı doku yapısı farklı LBP kodları üretebilmektedir (Song, Xin, Gao, et al., 2018; Song, Xin, Luo, et al., 2018).

Bu probleme yönelik ilk yaklaşımlarda, bir LBP kodu ile onun tamamlayıcısının ortak biçimde değerlendirilmesi veya yoğunluk farklarının doğrudan işareti yerine daha kararlı ilişkilerin kullanılması amaçlanmıştır. **NRLBP**, bir LBP kodu ile tamamlayıcısını aynı temsil altında eşleyerek gri-seviye terslenmesinin etkisini azaltırken; daha sonra geliştirilen **DRLBP** ve **DRLTP** gibi yöntemler bu yaklaşımı daha ayırt edici kodlama yapılarıyla genişletmiştir. Benzer biçimde gradient tabanlı yöntemler de mutlak yoğunluk değerleri yerine yerel değişim yapılarını kullanarak aydınlatma farklılıklarına karşı daha kararlı temsiller üretmeyi hedeflemiştir.

Bu doğrultuda **Sorted Local Gradient Pattern (SLGP)**, merkez-halka ve halka-halka ilişkilerinden elde edilen tamamlayıcı gradyan bilgilerini kullanarak hem dönme hem de gri-seviye terslenmesine dayanıklı bir temsil geliştirmiştir (Song, Xin, Gao, et al., 2018). Benzer şekilde **Completed Grayscale-Inversion and Rotation Invariant LBP (CGRI-LBP)**, işaret ve büyüklük bileşenlerini merkez yoğunluk bilgisiyle birlikte kodlarken işaret bileşeninde tamamlayıcı bir kodlama mekanizması kullanmaktadır.

Daha güncel yöntemlerde ise gri-seviye terslenmesine dayanıklılık, yerel yoğunluk karşılaştırmalarının ötesinde bölgesel ve türev tabanlı bilgilerle sağlanmaya çalışılmaktadır. Örneğin **RGP**, gradyan, ekstremum, varyans ve merkez bileşenlerini birlikte kullanarak yerel-bölgesel ilişkileri modellerken hesaplama yapısı gereği gri-seviye terslenmesine karşı değişmezlik sağlamayı

amaçlamaktadır (Wang, Xu, et al., 2025b). Böylece bu alandaki gelişim, basit tamamlayıcı kodlamadan **gradyan, sıralama ve bölgesel bilgi temelli daha güçlü değişmezlik mekanizmalarına** doğru ilerlemektedir.

4.4. Uzamsal Bilgi, Özellik Boyutu ve Hesaplama Maliyeti

LBP tabanlı yöntemlerin önemli sınırlılıklarından biri, yerel örüntülerin histogram biçiminde özetlenmesi sırasında görüntü içerisindeki daha geniş uzamsal ilişkilerin yeterince korunamamasıdır. Nitekim LBPV çalışmasında yerel LBP özelliklerinin global uzamsal bilgiyi kaybetme eğiliminde olduğu açıkça belirtilmiş ve bu probleme karşı yerel LBP histogramları ile global yönelim bilgisini birlikte değerlendiren bir eşleme yaklaşımı önerilmiştir (Guo et al., 2010).

Uzamsal temsil gücünü artırmak amacıyla farklı bölgeler, ölçekler veya yapısal bileşenler birlikte kullanılabilmektedir. Örneğin **QxLBP-ASPP**, yerel özellikleri görüntü yapısına göre uyarlanan çok çözünürlüklü histogramlar içerisinde toplarken; **RGP**, komşuluk bilgisini daha geniş bölgesel bilgilerle ilişkilendirerek yerel-bölgesel etkileşimleri doğrudan modellemektedir (Song et al., 2021; Wang, Xu, et al., 2025b).

Bununla birlikte daha fazla alt özellik, ölçek veya temsil bileşeninin birleştirilmesi özellik boyutunu ve hesaplama maliyetini artırabilmektedir. **CMPE** çalışmasında çoklu özellik füzyonunda bazı alt özelliklerin tekrarlı veya düşük ayırt ediciliğe sahip olabileceği ve bunun yüksek hesaplama karmaşıklığına yol açabileceği belirtilmiştir. Benzer şekilde **CLSP**, yüksek boyutlu düşük ayırt ediciliğe sahip alt özelliklerin füzyonuna alternatif olarak tamamlanmış yerel fark bilgisini daha kompakt bir biçimde temsil etmeyi amaçlamaktadır (Xu et al., 2020, 2021).

Bu nedenle LBP varyantlarında temel tasarım problemi yalnızca daha fazla doku bilgisinin elde edilmesi değildir. Asıl hedef, **ayırt**

edicilik ve uzamsal temsil gücünü artırırken özellik boyutunu ve hesaplama maliyetini kontrol altında tutabilmektir. Güncel çalışmaların kompakt kodlama, seçici füzyon ve uyarlamalı temsil mekanizmalarına yönelmesi bu gereksinimin doğal bir sonucudur.

5. Derin Öğrenme Çağında LBP ve Güncel Eğilimler

Derin öğrenme tabanlı yöntemlerin görüntü sınıflandırma ve doku analizi alanlarında yaygınlaşması, özellik çıkarım sürecini önemli ölçüde değiştirmiştir. Geleneksel LBP tabanlı yaklaşımlarda özelliklerin nasıl çıkarılacağı önceden tanımlanırken, derin ağlarda bu temsiller eğitim verisinden öğrenilmektedir. Bununla birlikte doku veri kümelerinin çoğunda sınıf başına örnek sayısının sınırlı olması, yüksek hesaplama gereksinimi ve model karmaşıklığı, el yapımı doku tanımlayıcılarının önemini tamamen ortadan kaldırmamıştır (Dong et al., 2025; Xu et al., 2021).

Günümüzde LBP ailesi, derin öğrenmeye alternatif olmaktan çok farklı kullanım koşullarında tamamlayıcı bir özellik çıkarım yaklaşımı olarak değerlendirilmektedir. Özellikle düşük boyutlu, eğitim gerektirmeyen veya sınırlı hesaplama kaynağıyla çalışması beklenen sistemlerde LBP tabanlı tanımlayıcılar hâlen önemli avantajlar sağlayabilmektedir (Alpaslan, 2026; Alpaslan & Hanbay, 2025).

5.1. El Yapımı ve Derin Doku Özellikleri

El yapımı doku tanımlayıcılarının temel avantajı, özellik çıkarım sürecinin açık ve önceden tanımlanmış olmasıdır. LBP ve türevleri genellikle eğitim gerektirmeden uygulanabilmekte, düşük hesaplama maliyeti sunmakta ve belirli dönüşümlere karşı dayanıklılık sağlayacak biçimde doğrudan tasarlanabilmektedir. Buna karşılık temsil güçleri kullanılan komşuluk, eşikleme ve kodlama mekanizmasıyla sınırlıdır.

Derin öğrenme tabanlı yöntemler ise görüntüden çok katmanlı ve yüksek seviyeli temsiller öğrenebilmekte, böylece karmaşık doku yapılarının modellenmesinde önemli avantajlar sağlayabilmektedir. Ancak bu yöntemlerin etkin biçimde eğitilmesi çoğunlukla daha fazla etiketli veri ve hesaplama kaynağı gerektirmektedir. Nitekim güncel bir derin doku sınıflandırma çalışması olan DANet, sınıf başına sınırlı eğitim örneğinin derin modeller açısından önemli bir problem olmaya devam ettiğini belirtmekte ve farklı ağ seviyelerinden elde edilen özellikleri birleştiren bir yapı önermektedir (Dong et al., 2025).

Dolayısıyla el yapımı ve derin özellikler arasında mutlak bir üstünlükten söz etmek yerine, veri miktarı, hesaplama bütçesi ve uygulamanın dayanıklılık gereksinimleri dikkate alınmalıdır. Özellikle düzenli dokuların veya sınırlı veri içeren problemlerin ele alındığı durumlarda kompakt el yapımı tanımlayıcılar hâlen rekabetçi çözümler sunabilmektedir.

5.2. LBP ve Derin Özelliklerin Füzyonu

El yapımı ve derin özelliklerin farklı bilgi türlerini temsil etmesi, iki yaklaşımın birlikte kullanılmasını doğal bir araştırma yönü hâline getirmiştir. Temel düşünce, LBP ile elde edilen belirgin yerel doku örüntülerinin, derin modeller tarafından öğrenilen daha karmaşık ve yüksek seviyeli özelliklerle tamamlanmasıdır.

Bu yaklaşımın doğrudan örneklerinden biri Multi-scale LBP fusion with the contours from deep CellNNs yöntemidir. Çalışmada çok ölçekli LBP özellikleri ile deep CellNNs tarafından çıkarılan kontur özellikleri ağırlıklı bir füzyon mekanizmasıyla birleştirilmiştir. Böylece LBP'nin doku bilgisi ile öğrenilmiş kontur bilgisinin aynı temsil içerisinde kullanılması amaçlanmıştır (Chang et al., 2024).

Bu tür hibrit yapılar, el yapımı ve öğrenilmiş özellikleri birbirinin alternatifi olarak görmek yerine tamamlayıcı bilgi kaynakları olarak değerlendirmektedir. Bununla birlikte füzyon sonucunda

oluşabilecek özellik boyutu ve hesaplama yükü, hibrit yöntemlerin tasarımında dikkate alınması gereken temel sorunlardan biridir.

5.3. Güncel Araştırma Eğilimleri

Son dönem LBP çalışmalarında temel eğilim, klasik operatöre yalnızca yeni bir kodlama eklemekten ziyade örnekleme, ölçek, bölgesel bağlam ve kullanılan görüntü bilgisini uyarlamalı hâle getirmek yönündedir. SPALBP sabit örnekleme yarıçapı yerine gradyan tabanlı adaptif yarıçaplar kullanırken, güncel ölçek tabanlı çalışmalar farklı ölçekler arasındaki ilişkileri doğrudan modellemeye yönelmektedir (Hu et al., 2024; Wang, Xu, et al., 2025a).

Bir diğer belirgin eğilim, yoğunluk değerlerinin ötesine geçerek gradyan, türev ve frekans bilgilerini LBP benzeri kodlamalarla bütünleştirmektir. FDOG-LBP kesirli dereceli türev büyüklüklerini yerel kodlama yapısına dahil ederken, FGLBP Euler tabanlı kesirli gradyanları kullanarak ince doku ayrıntıları ile gürültü dayanıklılığı arasında denge kurmayı amaçlamaktadır. WMLBP ise doku temsilini dalgacık alanına taşıyarak çok ölçekli ve ölçekler arası bilgiyi birlikte kullanmaktadır (Alpaslan, 2026; Alpaslan & Hanbay, 2025; Wang, Feng, et al., 2025).

Bölgesel ve yerel olmayan ilişkilerin modellenmesi de güncel çalışmaların önemli bir yönünü oluşturmaktadır. RGP yerel komşuluk ile bulunduğu bölge arasındaki etkileşimi modellemekte, NBDP ise yerel ve yerel olmayan ilişkileri türev alanında birlikte kodlamaktadır (Wang, Xu, et al., 2025b; Yang et al., 2026).

Genel olarak güncel LBP araştırmaları; uyarlamalı ölçek ve komşuluk seçimi, bölgesel ve yerel olmayan ilişkiler, kesirli türev ve frekans bilgileri, kompakt özellik temsili ve derin özelliklerle füzyon eksenlerinde ilerlemektedir. Bu eğilimler, LBP'nin sabit bir yerel operatör olmaktan çıkarak farklı bilgi kaynaklarıyla bütünleşebilen daha esnek bir doku temsil çerçevesine dönüştüğünü göstermektedir.

Tablo 1. *El yapımı, derin ve hibrit doku temsil yaklaşımlarının genel karşılaştırması.*

Yaklaşım	Güçlü yönleri	Temel sınırlılıkları	Uygun kullanım durumu
El yapımı / LBP tabanlı	Düşük maliyet, açık matematiksel yapı, eğitim gerektirmeyen özellik çıkarımı	Temsil kapasitesinin tasarlanan operatörle sınırlı olması	Az veri, düşük kaynak, dayanıklılık odaklı uygulamalar
Derin özellikler	Öğrenilebilir ve yüksek seviyeli temsil	Veri, eğitim ve hesaplama gereksinimi	Yeterli veri ve hesaplama kaynağı bulunan problemler
Hibrit yaklaşım	Yerel el yapımı bilgi ile öğrenilmiş özelliklerin tamamlayıcılığı	Füzyon karmaşıklığı ve artan özellik maliyeti	Ayırt edicilik ve dayanıklılığın birlikte gerekli olduğu sistemler

Tablo 1'de özetlendiği üzere, derin öğrenmenin gelişimi LBP tabanlı yöntemleri tamamen geçersiz kılmamış; aksine bu yöntemlerin kullanım alanını daha belirgin hâle getirmiştir. Güncel eğilim, el yapımı ve derin temsiller arasında tek taraflı bir seçimden çok, uygulamanın veri ve hesaplama koşullarına uygun temsil stratejisinin belirlenmesi yönündedir.

6. UYGULAMA ALANLARI VE GENEL DEĞERLENDİRME

LBP ve türevleri, başlangıçta doku sınıflandırma amacıyla geliştirilmiş olmakla birlikte zamanla çok sayıda görüntü işleme probleminde kullanılan genel amaçlı bir özellik çıkarım ailesine dönüşmüştür. Bu yaygınlığın temel nedenleri; yerel yapıları etkili biçimde temsil edebilmesi, düşük hesaplama maliyeti, eğitim gerektirmeyen yapısı ve farklı problemler için kolayca uyarlanabilmesidir (Nanni et al., 2010; Sa et al., 2023). Bununla birlikte her uygulama alanı için en uygun LBP varyantı aynı değildir; tercih edilecek temsil biçimi, veri yapısına, beklenen dönüşümlere ve hesaplama kısıtlarına bağlı olarak değişmektedir.

Bu bölümde önce LBP tabanlı yaklaşımların başlıca uygulama alanları özetlenmekte, ardından farklı yaklaşım aileleri genel özellikleri bakımından karşılaştırmalı olarak değerlendirilmektedir.

6.1. Başlıca Uygulama Alanları

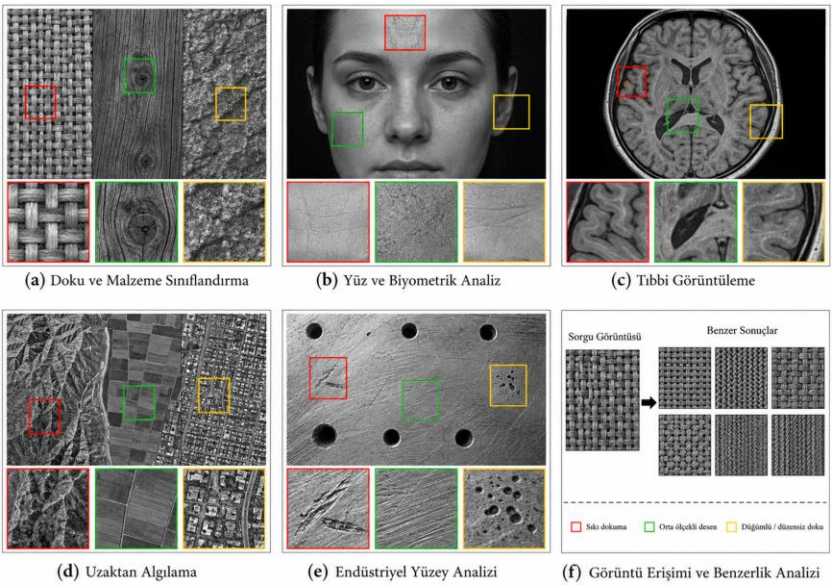
LBP ailesinin en temel kullanım alanı **doku ve malzeme sınıflandırma** problemidir. Outex, CUReT, KTH-TIPS, UIUC ve benzeri veri kümeleri üzerinde gerçekleştirilen çalışmalar, klasik LBP'den çok ölçekli, uyarlamalı ve türev tabanlı yeni varyantlara kadar geniş bir yöntem ailesinin bu alanda etkili olduğunu göstermektedir (Alpaslan, 2026; Alpaslan & Hanbay, 2025; Guo et al., 2010). Özellikle son dönem çalışmalarda ölçek uyarlaması, gradyan temsili ve bölgesel bilgi kullanımıyla doku ayırt ediciliğinin daha da artırıldığı görülmektedir (Upadhyay et al., 2025; Wang, Xu, et al., 2025b).

Bir diğer önemli alan **yüz analizi ve biyometrik uygulamalar**dır. LBP'nin yerel mikro-yapıları etkili biçimde temsil edebilmesi, yüz bölgelerindeki ince doku farklılıklarının tanımlanmasında avantaj sağlamaktadır. Bu nedenle LBP ve varyantları yüz tanıma ve benzeri biyometrik görevlerde yaygın biçimde kullanılmış; özellikle eşikleme ve tamamlayıcı bilgi tabanlı varyantlar bu alanda dikkat çekmiştir (Sa et al., 2023; Tan & Triggs, 2010).

LBP tabanlı özellikler ayrıca **tıbbi görüntüleme ve içerik tabanlı görüntü erişimi** alanlarında da önemli bir yere sahiptir. Tıbbi görüntülerde hastalıklı ve sağlıklı dokular arasındaki yerel doku farklarının belirleyici olması, LBP tabanlı yöntemleri bu alanda kullanışlı hâle getirmiştir. Nitekim LBP varyantlarının tıbbi görüntü analizi için ayrıntılı biçimde ele alındığı çalışmalar, bu descriptor ailesinin biyomedikal görüntülerin temsilinde etkili olduğunu göstermektedir (Nanni et al., 2010). Benzer biçimde LBP tabanlı descriptor'lar görüntü erişimi ve benzerlik temelli arama sistemlerinde de kullanılmaktadır (Sucharitha & Senapati, 2020).

Son yıllarda LBP ailesinin kullanım alanı, **hibrit ve modern doku analiz sistemlerine** doğru da genişlemiştir. Örneğin çok ölçekli LBP özelliklerinin derin CellNN tabanlı kontur özellikleriyle birleştirildiği çalışma, LBP'nin yalnız başına değil, derin veya tamamlayıcı özelliklerle birlikte de etkili biçimde kullanılabildiğini

göstermektedir (Chang et al., 2024). Bu durum, LBP'nin yalnızca klasik bir el yapımı descriptor olarak değil, farklı özellik çıkarım çerçeveleriyle bütünleşebilen esnek bir temsil ailesi olarak değerlendirilebileceğini göstermektedir. Başlıca uygulama alanlarında LBP tabanlı temsillerin örnek görünümleri ve görsel çıktıları Şekil 6'da verilmiştir.



Şekil 6. *LBP tabanlı yaklaşımların başlıca uygulama alanlarına ilişkin örnek görseller.*

6.2. Karşılaştırmalı Değerlendirme

LBP tabanlı yöntemlerin karşılaştırmalı değerlendirilmesinde ilk dikkat edilmesi gereken nokta, basitlik ile ayırt edicilik arasındaki dengedir. Klasik LBP ve RIU2-LBP gibi temel gösterimler düşük hesaplama maliyeti ve kompakt yapı avantajına sahipken, tamamlayıcı bilgi kullanan completed-pattern veya multi-pattern yaklaşımlar daha yüksek ayırt edicilik sağlayabilmektedir. Bununla birlikte bu gelişim çoğu zaman artan özellik boyutu ve hesaplama maliyeti ile birlikte gelmektedir (Xu et al., 2020, 2021).

İkinci önemli değerlendirme ekseni, dayanıklılık ile bilgi kaybı arasındaki ilişkidir. Dönme, ölçek, gürültü veya gri-seviye terslenmesi gibi değişimlere dayanıklı descriptor'lar genellikle özel eşleme, çok ölçekli yapı veya adaptif kodlama mekanizmaları kullanmaktadır. Ancak daha güçlü değişmezlik çoğu durumda belirli örüntülerin birleştirilmesine veya kod uzayının sadeleştirilmesine yol açabilmektedir (Hu et al., 2024; Sa et al., 2023; Wang, Feng, et al., 2025). Buna karşılık güncel yöntemler, dayanıklılığı artırırken ayırt ediciliği mümkün olduğunca korumaya çalışmaktadır.

Üçüncü eksen ise el yapımı, derin ve hibrit temsil stratejileri arasındaki seçimdir. Az veri, düşük kaynak ve açıklanabilirlik gerektiren uygulamalarda LBP tabanlı yöntemler önemli avantajlar sunarken, büyük veri ve yüksek işlem gücü bulunan senaryolarda derin öğrenme tabanlı temsiller öne çıkabilmektedir. Hibrit yöntemler ise her iki yaklaşımın güçlü yönlerini birleştirmeyi amaçlamaktadır (Chang et al., 2024; Dong et al., 2025). LBP tabanlı yaklaşım ailelerinin genel özellikleri Tablo 2'de özetlenmiştir.

Tablo 2. *LBP tabanlı yaklaşım ailelerinin genel karşılaştırması.*

Yaklaşım	Temsil gücü	Dayanıklılık	Özellik boyutu	Hesaplama maliyeti	Temel avantaj
Klasik LBP	Orta	Düşük-Orta	Düşük	Düşük	Basitlik ve hız
Uniform / RIU2	Orta	Dönmeye karşı yüksek	Çok düşük	Düşük	Kompakt temsil
Completed / multi-pattern	Yüksek	Orta-Yüksek	Orta-Yüksek	Orta	Tamamlayıcı bilgi kullanımı
Çok ölçekli / uyarlamalı	Yüksek	Ölçek ve gürültüye karşı güçlü	Orta	Orta	Ölçek uyumu
Bölgesel / non-local	Yüksek	Yüksek	Orta-Yüksek	Orta-Yüksek	Geniş bağlamın modellenmesi
Türev / gradyan tabanlı	Yüksek	Gürültü ve yapısal değişimlere güçlü	Orta	Orta	İnce yapısal bilgi
Hibrit LBP-derin	Çok yüksek	Uygulamaya bağlı	Yüksek	Yüksek	Tamamlayıcı temsil

Tablo 2'de görüldüğü üzere, tek bir LBP varyantının tüm uygulama koşullarında en iyi çözüm olması beklenmemelidir. Uygun descriptor seçimi; veri kümesinin yapısı, beklenen görüntü

dönüşümleri, istenen dayanıklılık düzeyi ve mevcut hesaplama kaynağına bağlıdır. Bu nedenle güncel yaklaşım, yalnızca sınıflandırma başarısını artırmaya değil, ayırt edicilik, dayanıklılık, kompaktlık ve hesaplama verimliliği arasında dengeli bir çözüm geliştirmeye yönelmektedir.

7. SONUÇ

Yerel İkili Örüntüler, basit matematiksel yapısı, düşük hesaplama maliyeti ve yerel doku bilgisini etkili biçimde kodlayabilmesi nedeniyle görüntü işleme ve örüntü tanıma alanlarında uzun süredir kullanılan temel özellik çıkarım yöntemlerinden biridir. Klasik LBP'nin merkez piksel ile komşuları arasındaki yoğunluk ilişkilerini ikili biçimde temsil eden yapısı, yöntemin kolay uygulanabilir ve yorumlanabilir olmasını sağlamış; genelleştirilmiş $LBP_{P,R}$, uniform ve dönme değişmez örüntüler gibi düzenlemeler ise farklı komşuluk ve görüntüleme koşullarına uyarlanmasına olanak vermiştir.

Bununla birlikte klasik LBP; gürültü, dönme ve ölçek değişimleri, gri-seviye terslenmesi, sınırlı uzamsal temsil ve yerel fark bilgisinin yalnızca işaret bileşenine dayanması gibi çeşitli sınırlılıklara sahiptir. Bu sorunların giderilmesine yönelik olarak ternary ve çok seviyeli kodlamalar, tamamlayıcı bilgi kullanımı, merkez-simetrik yapılar, yönelim ve gradyan tabanlı kodlamalar, çok ölçekli örnekleme ve uyarlamalı komşuluk mekanizmaları geliştirilmiştir. Daha güncel çalışmalarda ise bölgesel bağlamın, yerel olmayan ilişkilerin, ölçekler arası bağıntıların ve türev bilgisinin doğrudan temsil sürecine dahil edildiği görülmektedir.

LBP ailesindeki gelişim aynı zamanda ayırt edicilik ile hesaplama maliyeti arasında önemli bir denge problemini ortaya çıkarmıştır. Çok sayıda alt özelliğin, ölçeğin veya histogramın doğrudan birleştirilmesi temsil gücünü artırabilmekle birlikte özellik boyutunu ve işlem yükünü de yükseltmektedir. Bu nedenle güncel araştırmalarda yalnızca daha fazla bilgi üretmek yerine, ayırt edici

bilginin daha kompakt, seçici ve uyarlamalı biçimde temsil edilmesi giderek daha önemli hâle gelmektedir.

Derin öğrenmenin yaygınlaşması da LBP tabanlı yöntemlerin kullanım biçimini değiştirmiştir. Derin ağlar yüksek seviyeli ve öğrenilebilir özellikler sunarken, LBP tabanlı tanımlayıcılar düşük veri gereksinimi, açık matematiksel yapı ve düşük hesaplama maliyeti gibi avantajlarını korumaktadır. Özellikle el yapımı yerel özelliklerin derin özelliklerle birleştirildiği hibrit yaklaşımlar, iki temsil paradigmasının birbirinin alternatifi olmaktan çok tamamlayıcısı olarak değerlendirilebileceğini göstermektedir.

Sonuç olarak LBP, yalnızca klasik bir doku tanımlayıcısı olarak değil, farklı kodlama, ölçek, bölge ve özellik kaynaklarıyla genişletilebilen genel bir yerel örüntü temsil çerçevesi olarak önemini sürdürmektedir. Gelecekteki çalışmaların; uyarlamalı örnekleme, bölgesel ve yerel olmayan ilişkiler, kompakt özellik tasarımı, dönüşümlere karşı dayanıklılık ve el yapımı–derin özellik bütünleşmesi eksenlerinde ilerlemesi beklenmektedir. Bu yönüyle LBP ailesi, özellikle hesaplama verimliliği ile güçlü doku temsilinin birlikte gerekli olduğu görüntü işleme uygulamalarında güncelliğini korumaya devam etmektedir.

Kaynakça

Ahonen, T., Matas, J., He, C., & Pietikäinen, M. (2009). Rotation invariant image description with local binary pattern histogram fourier features. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, *5575 LNCS*, 61–70. https://doi.org/10.1007/978-3-642-02230-2_7/SAVE-RESEARCH

Alpaslan, N. (2026). Hybrid euler fractional local binary patterns for texture classification. *Ain Shams Engineering Journal*, *17*(6). https://doi.org/10.1016/j.asej.2026.104175

Alpaslan, N., & Hanbay, K. (2025). Fractional-order gradient based local binary pattern for texture classification. *Computers and Electrical Engineering*, *124*. https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2025.110316

Chang, M., Ji, L., & Zhu, J. (2024). Multi-scale LBP fusion with the contours from deep CellNNs for texture classification. *Expert Systems with Applications*, *238*. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122100

Dong, Y., Lu, N., & Li, X. (2025). Dense attention networks for texture classification. *Neurocomputing*, *634*. https://doi.org/10.1016/j.neucom.2025.129833

El merabet, Y., & Ruichek, Y. (2018). Local Concave-and-Convex Micro-Structure Patterns for texture classification. *Pattern Recognition*, *76*, 303–322. https://doi.org/10.1016/j.patcog.2017.11.005

Guo, Z., Zhang, L., & Zhang, D. (2010). Rotation invariant texture classification using LBP variance (LBPV) with global matching. *Pattern Recognition*, *43*(3), 706–719. https://doi.org/10.1016/j.patcog.2009.08.017

Heikkilä, M., Pietikäinen, M., & Schmid, C. (2006). *Description of Interest Regions with Center-Symmetric Local Binary Patterns*. 58–69. https://doi.org/10.1007/11949619_6

Hu, S., Li, J., Fan, H., Lan, S., & Pan, Z. (2024). Scale and pattern adaptive local binary pattern for texture classification[Formula presented]. *Expert Systems with Applications*, *240*. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122403

Khadiri, I. El, Merabet, Y. El, Tarawneh, A. S., Ruichek, Y., Chetverikov, D., Touahni, R., & Hassanat, A. B. (2021). Petersen Graph Multi-Orientation Based Multi-Scale Ternary Pattern (PGMO-MSTP): An Efficient Descriptor for Texture and Material Recognition. *IEEE Transactions on Image Processing*, *30*, 4571–4586. https://doi.org/10.1109/TIP.2021.3070188

Nanni, L., Lumini, A., & Brahnam, S. (2010). Local binary patterns variants as texture descriptors for medical image analysis. *Artificial Intelligence in Medicine*, *49*(2), 117–125. https://doi.org/10.1016/j.artmed.2010.02.006

Ojala, T., Pietika, M., & Ma, T. (n.d.). *Multiresolution Gray-Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns*.

Pan, Z., Hu, S., Wu, X., & Wang, P. (2021). Adaptive center pixel selection strategy in Local Binary Pattern for texture classification. *Expert Systems with Applications*, *180*, 115123. https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2021.115123

Rachdi, E., El khadiri, I., El merabet, Y., Rhazi, Y., & Meurie, C. (2023). Texture and material classification with multi-scale ternary and septenary patterns. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, *35*(1), 405–415. https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2022.12.009

Sa, J., Song, Y., Zhang, X., & Wan, S. (2023). Improved Local Binary Pattern Based on a Novel Mapping Method for Texture Classification. *2023 7th International Conference on Electrical,*

Mechanical and Computer Engineering, ICEMCE 2023, 1004–1007. https://doi.org/10.1109/ICEMCE60359.2023.10491045

Song, T., Xin, L., Gao, C., Zhang, G., & Zhang, T. (2018). Grayscale-Inversion and Rotation Invariant Texture Description Using Sorted Local Gradient Pattern. *IEEE Signal Processing Letters*, *25*(5), 625–629. https://doi.org/10.1109/LSP.2018.2809607

Song, T., Xin, L., Gao, C., Zhang, T., & Huang, Y. (2021). Quaternionic extended local binary pattern with adaptive structural pyramid pooling for color image representation. *Pattern Recognition*, *115*, 107891. https://doi.org/10.1016/J.PATCOG.2021.107891

Song, T., Xin, L., Luo, L., & Gao, C. (2018). Completed Grayscale-Inversion and Rotation Invariant Local Binary Pattern for Texture Classification. *Proceedings - International Conference on Pattern Recognition*, *2018-August*, 2642–2647. https://doi.org/10.1109/ICPR.2018.8545438

Sucharitha, G., & Senapati, R. K. (2020). Biomedical image retrieval by using local directional edge binary patterns and Zernike moments. *Multimedia Tools and Applications*, *79*(3–4), 1847–1864. https://doi.org/10.1007/s11042-019-08215-7

Tan, X., & Triggs, B. (2010). Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions. *IEEE Transactions on Image Processing*, *19*(6), 1635–1650. https://doi.org/10.1109/TIP.2010.2042645

Upadhyay, P. C., Lory, J. A., & Desouza, G. N. (2025). SARLBP: Scale Adaptive Robust Local Binary Patterns for Texture Representation. *IEEE Transactions on Image Processing*, *34*, 969–981. https://doi.org/10.1109/TIP.2025.3529376

Wang, X., Feng, L., Wang, D., & Niu, P. (2025). A robust wavelet domain multi-scale texture descriptor for image classification. *Expert Systems with Applications*, *265*, 126000. https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2024.126000

Wang, X., Xu, Y., & Niu, P. (2025a). A robust image descriptor-local radial grouped invariant order pattern. *Information Sciences*, *693*. https://doi.org/10.1016/j.ins.2024.121675

Wang, X., Xu, Y., & Niu, P. (2025b). Regional gradient pattern (RGP): A novel invariant texture descriptor. *Expert Systems with Applications*, *276*. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.127215

Xu, X., Li, Y., & Wu, Q. M. J. (2020). A completed local shrinkage pattern for texture classification. *Applied Soft Computing Journal*, *97*. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106830

Xu, X., Li, Y., & Wu, Q. M. J. (2021). A compact multi-pattern encoding descriptor for texture classification. *Digital Signal Processing: A Review Journal*, *114*. https://doi.org/10.1016/j.dsp.2021.103081

Yang, H., Xu, Y., Wei, N., Niu, P., & Wang, X. (2026). Grayscale-inversion and rotation invariant texture descriptor: Non-Local Binary Derivative Pattern. *Signal Processing: Image Communication*, *146*. https://doi.org/10.1016/j.image.2026.117580

Zheng, Z., Xu, B., Ju, J., Guo, Z., You, C., Lei, Q., & Zhang, Q. (2022). Circumferential Local Ternary Pattern: New and Efficient Feature Descriptors for Anti-Counterfeiting Pattern Identification. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, *17*, 970–981. https://doi.org/10.1109/TIFS.2022.3154289

BÖLÜM 6

HESAPLAMALI YÖNTEMLER VE OTOMATİK SİBER ZORBALIK TESPİTİ

ARZUM KARATAŞ[1]

Giriş

Çevrim içi sosyal ağların ve dijital iletişim platformlarının küresel ölçekte yaygınlaşması, her gün petabaytlarca kullanıcı tarafından üretilen içeriğin ağlara akmasına neden olmaktadır. Bu devasa veri hacmi ve siber uzamın sunduğu anlık etkileşim imkânı, siber zorbalık, nefret söylemi ve siber taciz gibi toksik davranışların da katlanarak artmasını beraberinde getirmiştir. Geleneksel platform mimarilerinde içerik güvenliği, büyük oranda kullanıcı şikayetlerine dayalı reaktif denetimlere veya insan moderatörlerin manuel incelemelerine dayanmaktaydı (Gillespie, 2018).

Ancak veri üretim hızının ve hacminin insani işleme kapasitesinin katbekat üzerine çıkması, insan odaklı moderasyon yaklaşımlarını işlevsiz kılmıştır. Bunun da ötesinde, insan moderatörlerin vardiyalar boyunca binlerce şiddet, hakaret ve taciz içerikli metne/görsele maruz kalması, ikincil travmatik stres ve ciddi psikolojik tahribatlara yol açmaktadır (Roberts, 2019). Bu durum,

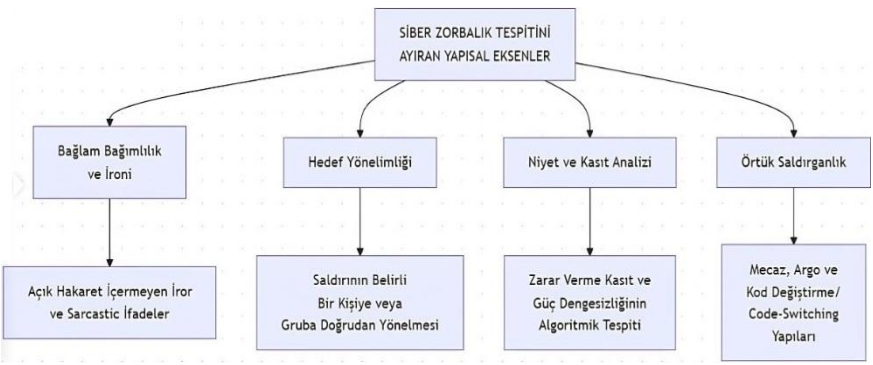
[1] Dr. Öğr. Üyesi, Bandırma Onyedi Eylül Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Orcid: 0000-0001-6433-3355

bilişim sistemlerinde insan müdahalesini minimuma indiren, veriyi saniyeler seviyesinde ölçeklenebilir bir biçimde işleyebilen proaktif ve otomatik içerik tespiti ve denetim mekanizmalarının geliştirilmesini zorunlu kılmıştır.

Hesaplamalı dilbilim ve bilgisayar mühendisliği literatüründe siber zorbalık tespiti, ilk bakışta standart bir metin sınıflandırma veya duygu analizi problemi gibi algılanabilmektedir. Ancak algoritmik açıdan bakıldığında siber zorbalık tespiti, genel duygu analizinden çok daha karmaşık ve bağlam bağımlı bir problem alanıdır (Fortunatus, Joshi, & Poria, 2020).

Genel bir duygu analizi modeli, bir metindeki olumlu ($pozitif$), olumsuz ($negatif$) veya nötr ($nötr$) polariteyi tespit etmeye odaklanır. Ancak olumsuz bir duygu içeren her metin siber zorbalık teşkil etmez. Örneğin; *"Bugün hava çok kötü ve kendimi berbat hissediyorum"* cümlesi yüksek oranda olumsuz duygu skoruna sahiptir fakat herhangi bir zorbalık unsuru içermez. Buna karşılık; *"Senin gibilerin burada yeri yok, yarın neler olacağını görürsün/göreceksin"* ifadesi açık bir olumsuz duygu kelimesi içermemesine rağmen, bağlamsal olarak yüksek riskli bir siber zorbalık ve tehdit eylemidir.

Şekil 1 Siber Zorbalık Tespitini Ayıran Yapısal Eksenler



Siber zorbalık tespitini standart doğal dil işleme (Natural Language Processing-NLP) problemlerinden ayıran temel yapısal farklar Şekil 1'de şematize edilmiştir. Bu yapısal karmaşıklık nedeniyle siber zorbalık tespiti; yalnızca kelime bazlı anahtar kelime eşleştirmelerine dayalı kuralsal sistemlerle çözülemez. Problem, dilsel bağlamı, örtük anlamları, söylem analizi dinamiklerini ve kullanıcılar arası etkileşim matrislerini bütüncül bir biçimde işleyebilen ileri düzey NLP, makine öğrenmesi ve derin öğrenme mimarilerinin kullanılmasını gerektirmektedir.

SOSYAL MEDYA VERİSİNİN KARAKTERİSTİĞİ VE ÖN İŞLEME AŞAMALARI

Türkçe Sosyal Medya Verisinin Gürültülü Yapısı ve Dilsel Zorluklar

Hesaplamalı NLP çalışmalarında sosyal medya platformlarından (X/Twitter, Reddit, Instagram vb. gibi) çekilen veriler, doğası gereği yüksek oranda düzensiz, yapısız ve gürültülü olarak nitelendirilir. Siber zorbalık tespitinde kullanılacak metinlerin doğru sınıflandırılabilmesi için bu gürültülü yapının algoritmik olarak temizlenmesi ve standart bir biçime getirilmesi kritik bir zorunluluktur. Türkçe sosyal medya metinlerinde karşılaşılan temel dilsel ve yapısal zorluklar şu başlıklar altında toplanmaktadır:

- **Sondan Eklemeli (Aglutinatif) Dil Yapısı:** Türkçe, zengin bir ek sistemine sahip sondan eklemeli bir dildir. Tek bir köke

getirilen yapım ve çekim ekleri vasıtasıyla yüzlerce farklı kelime türetilebilmekte (örneğin; *zorba-laş-tı-rıl-mış-lar-dan-mı-sı-nız*), bu durum NLP modellerinde kelime hazinesi boyutunun aşırı büyümesine ve *seyrek veri* (data sparsity) problemine yol açmaktadır.

- **Yazım Kuralı ve Noktalama İhlalleri:** Sosyal medya kullanıcıları hızlı yazım amacıyla büyük/küçük harf kullanımına uymamakta, Türkçe karakterleri (ç, ğ, ı, ö, ş, ü) İngilizce karakterlerle (c, g, i, o, s, u) değiştirmekte veya kasıtlı yazım hataları yapmaktadır.
- **Argo, Kısaltmalar ve Harf Tekrarları:** Duygu ve vurguyu artırmak amacıyla yapılan harf uzatmaları (*"huuuuu", "deeeeefoooool"*), sosyal medya jargonu kavisli kısaltmalar (*"mrb", "tşk", "slm"*) ve argo kelimeler, standart sözlük tabanlı modellerin kelimeleri tanıyamamasına neden olmaktadır.
- **Emoji ve Multimedya Simgeleri:** Emojiler metin içerisinde kimi zaman bir zorbalığı destekleyen bir unsur (örneğin toksik bir hakaretin yanına eklenen alaycı bir emoji), kimi zaman da metnin tüm anlamını değiştiren bir ironi göstergesi olarak işlev görür.
- **Kod Değiştirme (Code-Switching):** Özellikle genç kullanıcılar arasında Türkçe ve İngilizce kelimelerin aynı cümle veya paragraf içerisinde karışık olarak kullanılması (*"seni tamamen block'layacağım bro"*), tek dilli eğitilmiş modellerin başarımını düşürmektedir.

Doğal Dil İşleme (NLP) Metin Ön İşleme Aşamaları

Ham sosyal medya verisini makine öğrenmesi ve derin öğrenme modellerinin işleyebileceği sayısal vektör uzaylarına

aktarmadan önce, verinin belirli bir işlem hattından geçirilmesi gerekmektedir.

Şekil 2'de siber zorbalık tespiti için tasarlanan uçtan uca ön işleme işlem hattı gösterilmiştir.

Şekil 2 Siber Zorbalık Tespiti İçin Uçtan Uca Ön İşleme Hattı



Bu işlem hattının adımları şu teknik detayları barındırır:

1. **Metin Temizleme ve Normalizasyon:** Metindeki HTML etiketleri, URL bağlantıları, kullanıcı etiketlemeleri (@kullanici) ve özel karakterler duygu kaybı yaratmayacak şekilde filtreler veya özel simgelerle ([USER], [URL]) değiştirilir. Ardından tüm metin küçük harfe dönüştürülür. Kasıtlı harf tekrarları (*"nefreeeeeet"* → *"nefret"*) düzenli ifadeler (regex) vasıtasıyla sıkıştırılır.
2. **Emoji Analizi ve Metne Dönüştürme:** Emojileri doğrudan silmek bağlam kaybına yol açtığından, emojiler metin karşılıklarına dönüştürülür (örneğin; 😡 → [kizgin_yuz]).
3. **Metin Parçalama (Tokenizasyon) ve Kök/Gövde Analizi:** Metinler kelime veya alt-kelime birimlerine ayrıştırılır. Türkçe için Zemberek (Akın & Akın, 2007), NLTK (Bird ve diğerleri, 2009) veya SpaCy (Honnibal & Montani, 2017) kütüphaneleri kullanılarak kelimelerin kökleri (stemming) veya sözlük biçimleri (lemmatization) elde edilir.
4. **Durak Kelime (Stopwords) İncelemesi:** Genel NLP görevlerinde *"ve, veya, de, da, için"* gibi anlamsız bağlaçlar silinirken, siber zorbalık tespitinde olumsuzluk ekleri (*"-me, -ma"*) veya zamirler (*"sen, o"*) hedef gösterme ve olumsuzluk bağlamını taşıdığı için dikkatle muhafaza edilmelidir.

Vektör Temsil Teknikleri

Geleneksel ve derin öğrenme modellerinin metinleri matematiksel girdiler olarak işleyebilmesi için metinlerin sayısal vektörlere (Word embeddings) dönüştürülmesi gerekmektedir. Vektörleştirme yaklaşımları üç ana evrede incelenir:

1. Frekans Tabanlı Geleneksel Vektörleştirme (TF-IDF)

Kelime Torbası (Bag-of-Words) modelinin gelişmiş hali olan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF), bir

kelimenin hem ilgili metindeki yerel frekansını (TF) hem de tüm veri kümesindeki genel nadirliğini (*IDF*) ağırlıklandırarak vektörleştirir:

$$TF - IDF(t, d, D) = TF(t, d) \times log\left(\frac{|D|}{|\{d \in D: t \in d\}|}\right)$$

Denklemi oluşturan matematiksel bileşenler şunlardır:

t: İlgili kelimeyi veya terimi,

d: İncelemeye konu olan tekil sosyal medya metnini veya belgeyi,

D: Veri kümesindeki tüm metinlerin/dokümanların oluşturduğu toplam derlemi,

$TF(t, d)$: t teriminin d metni içerisindeki geçme sıklığını,

$|D|$: Veri kümesindeki toplam metin sayısını,

$|\{d \in D: t \in d\}|$: t terimini içeren metinlerin/dokümanların toplam sayısını temsil etmektedir.

Büyüklüğü belirleyen log terimi (*IDF*), veri kümesindeki hemen her metinde geçen yaygın kelimelerin ağırlığını düşürürken, nadir geçen ancak siber zorbalık bağlamı açısından ayırt edici olan kelimelerin ağırlığını artırır. Ancak *TF-IDF* yaklaşımı, kelimelerin cümle içerisindeki sırasını ve anlamsal ilişkilerini tamamen göz ardı ederek yüksek boyutlu ve seyrek matrisler üretmektedir.

2. Statik Yoğun Vektör Temsilleri

Kelimelerin anlamsal yakınlıklarını gizli katmanlar üzerinden alçak boyutlu ve yoğun vektör uzaylarında temsil eden modellerdir. Continuous Bag-of-Words ve Skip-gram mimarilerine dayanan *Word2Vec* modeli (Mikolov, Sutskever, Chen, Corrado, & Dean, 2013); (Mikolov, Sutskever, Chen, Corrado, & Dean, 2013), kelimelerin anlamsal yakınlıklarını gizli katmanlar üzerinden alçak boyutlu ve yoğun vektör uzaylarında temsil eder ve benzer bağlamda

geçen kelimeleri vektör uzayında birbirine yakın noktalar olarak haritalandırır.

Facebook tarafından geliştirilen FastText (Bojanowski, Grave, Joulin, & Mikolov, 2017) ise kelimeleri $n-gram$ karakter parçalarına bölerek temsil eder. Bu durum, Türkçe gibi sondan eklemeli dillerde kelime köküne gelen eklerin veya veri kümesinde daha önce görülmemiş kelimelerin vektörel olarak başarıyla temsil edilmesini sağlar.

3. Bağlamsal Vektör Temsilleri

Statik modellerde bir kelime (örneğin *"yüz"* kelimesi) metnin neresinde geçerse geçsin tek bir sabit vektörle temsil edilir. Transformatör (Transformer) (Vaswani, Shazeer, & Parmar, 2017)mimarilerine dayanan BERT (Devlin, Chang, Lee, & Toutanova, 2019) ve çift yönlü dil modellerine dayanan ELMo (Peters, Neumann, & Iyyer, 2018) gibi bağlamsal modeller, kelimenin vektörünü sağındaki ve solundaki tüm kelimelerin oluşturduğu bütünsel bağlama göre dinamik olarak hesaplar. Bu yaklaşım, siber zorbalık tespitindeki örtük anlamları ve eş sesli/bağlam bağımlı kelimeleri yakalamada en yüksek başarıyı sunmaktadır.

GELENEKSEL MAKİNE ÖĞRENMESİNDEN DERİN ÖĞRENME MİMARİLERİNE

Geleneksel Makine Öğrenmesi Sınıflandırıcıları ve Öznitelik Mühendisliği

Otomatik siber zorbalık tespitinde derin öğrenme öncesi dönemde yaygın olarak kullanılan geleneksel makine öğrenmesi yaklaşımları, manuel olarak tasarlanan öznitelik kümelerine ve istatistiksel sınıflandırma algoritmalarına dayanmaktadır. Bu süreçte metinler; sözcüksel, biçimbilimsel, anlamsal ve kullanıcı profil/ağ niteliklerinden oluşan öznitelik vektörlerine dönüştürülür.

Siber zorbalık tespiti literatüründe sıklıkla başvurulan geleneksel algoritmalar şunlardır:

- **Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines-SVM):** Yüksek boyutlu ve seyrek metin vektörlerinin sınıflandırılmasında oldukça dirençlidir. SVM, zorbalık içeren (y_i = +1) ve içermeyen y_i= -1) metin örneklerini ayırırken sınıflar arasındaki marjini maksimize eden hiper düzlemi şu amaç fonksiyonu üzerinden hesaplar:

$$min_{w,b} \frac{1}{2}\|w\|^2 \; s.t. \; y_i(w^T x_i + b) \geq 1, \forall i$$

Denkleme ait temel matematiksel bileşenler şunlardır:

- $x_i \in \mathbb{R}^d$: i'nci metin örneğine ait d-boyutlu öznitelik vektörünü (TF-IDF veya kelime gömme matrisi),
- $y_i \in \{-1, +1\}$: Metnin gerçek sınıf etiketini (+1: siber zorbalık, -1: zorbalık değil),
- $w \in \mathbb{R}^d$: Hiper düzlemin eğimini ve öznitelik ağırlıklarını belirleyen dik (normal) vektörü,
- $b \in \mathbb{R}$ Hiper düzlemin orijinden olan sapma miktarını,
- $\|w\|$: Normal vektörün Öklid normunu temsil etmektedir. Denklemdeki $\frac{1}{2}\|w\|^2$ teriminin minimize edilmesi, iki sınıf arasındaki geometrik marjinin $\frac{2}{\|w\|}$ maksimize edilmesini sağlar.

- **Rastgele Orman (Random Forest-RF) ve Karar Ağaçları:** Birden fazla karar ağacının kolektif tahminine (topluluk öğrenme) dayanan bu yöntem, öznitelikler arasındaki doğrusal olmayan karmaşık ilişkileri ve kural tabanlı bağımlılıkları başarıyla yakalar.
- **Naïve Bayes (NB):** Bayes Teoremi'ne dayanan ve özniteliklerin birbirinden bağımsız olduğunu varsayan olasılıksal bir sınıflandırıcıdır. Düşük bilgi işlem maliyeti nedeniyle ilk aşama filtrelemelerinde tercih edilir.

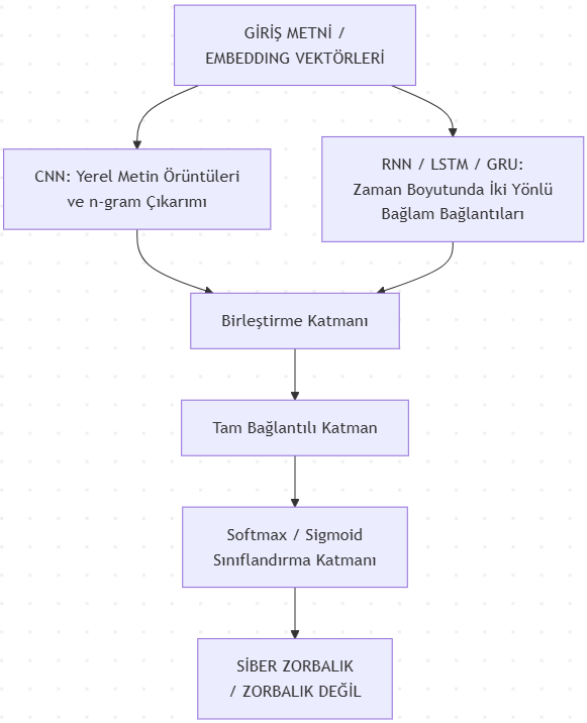
Ancak geleneksel makine öğrenmesi modelleri, alan uzmanlığı gerektiren öznitelik mühendisliğine bağımlıdır. Kelime sırasını, uzun mesafeli bağlamsal ilişkileri ve dildeki esnek yapıları (ironi, mecaz) yeterince temsil edememeleri, bu modellerin başarımını kısıtlayan temel faktördür.

Derin Öğrenme Mimarileri ve Sekansel Metin Analizi

Derin öğrenme (Deep Learning-DL) yaklaşımları, temsil öğrenimi yetenekleri sayesinde özniteliklerin veri üzerinden otomatik olarak çıkarılmasını sağlayarak siber zorbalık tespitinde paradigmatik bir dönüşüm yaratmıştır. Metinleri birer zaman serisi veya sekans (sequence) olarak işleyen derin öğrenme mimarileri, kelimeler arasındaki sıralı ve bağlamsal ilişkileri öğrenebilmektedir.

Şekil 3'te sunulan hibrit derin öğrenme mimarisi, metinsel verinin hem yerel örüntülerini hem de zamansal dizisel bağlamını eşzamanlı olarak işleyen çift kanallı bir yapıya dayanmaktadır. İşlem hattının ilk katmanında, ön işleme aşamasından geçen metinler kelime gömme vektörleri (Embedding Vectors) olarak sisteme beslenir. Ardından veri iki paralel öğrenme kanalına ayrılır:

Şekil 3 Siber Zorbalık Tespiti İçin Hibrit Derin Öğrenme Mimarisi (CNN ve BiLSTM/GRU İşlem Hattı)



1. **Evrişimsel Kanal (CNN Katmanı):** 1D evrişim (convolution) matrisleri vasıtasıyla metin üzerindeki *n-gram* kelime gruplarını tarayarak yerel toksik ifadeleri ve zorbalık kalıplarını öznitelik haritasına dönüştürür.
2. **Dizisel Bağlam Kanalı (RNN/BiLSTM / GRU Katmanı):** Metni çift yönlü olarak zaman boyutunda işleyerek kelimeler arasındaki uzak mesafeli anlamsal ilişkileri ve cümlenin genel bağlamını temsil eder.

İki kanaldan elde edilen öznitelik vektörleri birleştirme katmanında tek bir yoğun temsil matrisine dönüştürülür. Tam bağlantılı katmanlar üzerinden geçirilen bu vektör, en nihayetinde aktivasyon fonksiyonu (Softmax/Sigmoid) ile sınıflandırılarak

girdinin *"Siber Zorbalık"* veya *"Zorbalık Değil"* şeklinde nihai risk skorunu üretir.

Evrişimli Sinir Ağları (Convolutional Neural Networks- CNN)

Aramalı metin analizinde CNN modelleri, 1D evrişim matrisleri (1D-Convolutions) vasıtasıyla kelime dizilimleri üzerinde kayan pencereler işlettiğinde yerel n-gram örüntülerini yakalar (Kim, 2014). Metin içerisindeki belirli zorbalık kalıplarını ve bir arada geçen toksik kelime öbeklerini tespit etmede oldukça hızlı ve etkilidir.

Yinelemeli Sinir Ağları (RNN), LSTM ve GRU Mimarileri

Geleneksel RNN modelleri, uzun metin dizilerinde kaybolan türev problemi nedeniyle uzun mesafeli bağımlılıkları öğrenmekte yetersiz kalır. Bu sınırlılığı aşmak için tasarlanan *Uzun Kısa Süreli Bellek (Long Short-Term Memory - LSTM)* hücresi; girdi (input), unutma (forget) ve çıktı (output) kapıları vasıtasıyla bilginin hücre durumunda ne kadar süreyle saklanacağını veya silineceğini kontrol eder (Hochreiter & Schmidhuber, 1997).

Gelişmiş tespit mimarilerinde metni hem soldan sağa hem de sağdan sola işleyen *Çift Yönlü LSTM (BiLSTM)* ve daha az parametreye sahip olan *Gated Recurrent Unit (GRU)* ağları tercih edilmektedir. BiLSTM, bir kelimenin hem geçmişteki (önceki) hem de gelecekteki (sonraki) kelimelerle olan bağlamsal ilişkisini eşzamanlı olarak modelleyerek siber zorbalık içeriklerinin anlamsal arka planını yüksek hassasiyetle sınıflandırır.

TRANSFORMATÖR MİMARİLERİ VE TÜRKÇE MODELLER

Öz-Dikkat Mekanizması (Self-Attention) ve Transformatör Paradigması

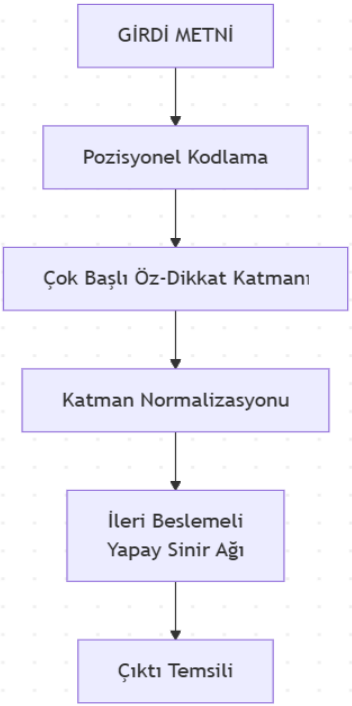
Derin öğrenme tabanlı dizisel modeller (LSTM, BiLSTM), metinleri sıralı adım adım işledikleri için uzun metinlerde bağlamsal bilgi kaybı yaşamakta ve paralelleştirilemedikleri için büyük veri kümeleri üzerinde yüksek eğitim süreleri gerektirmektedir. Vaswani ve diğerleri (2017) tarafından önerilen *Transformatör* (Transformer) mimarisi, yinelemeli yapıları tamamen ortadan kaldırarak metindeki tüm kelimeleri eşzamanlı olarak işleyen *Öz-Dikkat (Self-Attention)* mekanizmasını tanıtmıştır.

Öz-Dikkat mekanizması, bir cümledeki her bir kelimenin, cümledeki diğer tüm kelimelerle olan anlamsal ilişkisini ve ağırlığını matematiksel olarak hesaplar. Bu süreç, girdi vektörlerinin Sorgu (Query-Q), Anahtar (Key-K) ve Değer (Value-V) matrislerine dönüştürülmesiyle yürütülür.

$$Attention(Q, K, V) = softmax\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V$$

Burada d_k, anahtar vektörlerinin boyutunu temsil eder ve ölçeklendirme faktörü olarak matris çarpımlarının aşırı büyümesini engeller. Bu matematiksel akışın Transformatör kod çözücü (encoder) katmanındaki mimari karşılığı Şekil 4'de gösterilmiştir.

Şekil 4 Transformatör (Transformer) Kod Çözücü Bloğu ve Öz-Dikkat Akış Mimarisi



Şekil 4'te detaylandırılan Transformatör kod çözücü mimarisi, dizisel bağımlılıkları ortadan kaldıran katmanlı bir veri işleme akışına sahiptir. Süreç, girdi metninin alt-kelime parçalarına (tokens) ayrılarak vektörleştirilmesiyle başlar.

- **Pozisyonel Kodlama (Positional Encoding):** Transformatörler veriyi paralel işlediği için kelimelerin cümle içindeki sıra bilgisini korumak amacıyla vektörlere sinüzoidal pozisyonel kodlar eklenir.
- **Çok Başlı Öz-Dikkat Katmanı (Multi-Head Self-Attention):** Sorgu (Q), Anahtar (K) ve Değer (V) matrisleri üzerinden kelimeler arası anlamsal bağıntı ağırlıkları hesaplanır. Farklı temsil alt uzaylarında paralel yürütülen dikkat başlıkları hem yerel kelime öbeklerini

hem de cümlenin geneline yayılmış örtük zorbalık bağlamını yakalar.

- **Katman Normalizasyonu (Add & Norm):** Derin ağlarda kaybolan türev problemini önlemek ve eğitimi kararlı kılmak adına artık bağlantılar ve katman normalizasyonu uygulanır.
- **İleri Beslemeli Ağ (Feed-Forward Network):** Pozisyon bazlı doğrusal olmayan dönüşümler tamamlanarak bir sonraki katmana bağlamsal vektör temsil matrisleri aktarılır.

Çok Başlı Dikkat mekanizması, bu dikkat hesabını farklı temsil alt uzaylarında paralel olarak birden fazla kez gerçekleştirerek, modelin metin içerisindeki hem kısa hem de uzun mesafeli dilsel örüntüleri (örneğin bir özne ile cümlenin sonundaki örtük bir siber zorbalık eylemi arasındaki bağı) eşzamanlı olarak öğrenmesini sağlar.

BERT, RoBERTa ve Türkçe İçin Özel Modeller (BERTurk)

Transformatör mimarisinin kod çözücü (encoder) bloğuna dayanan *BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)* (Devlin, Chang, Lee, & Toutanova, 2019), metni her iki yönden de (sağdan sola ve soldan sağa) eşzamanlı olarak işleyen maskelenmiş dil modellemesi esasına dayanır.

Genel amaca yönelik eğitilmiş önceden eğitilmiş diller arası modeller, Türkçe gibi sondan eklemeli ve zengin biçimbilimsel yapıya sahip dillerde yetersiz kalabilmektedir. Bu kısıtlılığı aşmak amacıyla geliştirilen *BERTurk* (Schweter, 2020), devasa boyuttaki Türkçe derlemler (Wikipedia, haber portalları, sosyal medya metinleri vb. gibi) üzerinde özel alt-kelime üreteçleriyle eğitilmiştir. BERTurk, Türkçe sosyal medya metinlerindeki ek birleşmelerini ve yapım/çekim kalıplarını alt-kelime düzeyinde son derece yüksek bir

başarıyla temsil ederek siber zorbalık tespitinde durumun en iyisi (State-of-the-Art) sonuçlar sunmaktadır.

İnce Ayar Süreçleri ve Performans Metrikleri

Önceden eğitilmiş bir diller arası veya yerel dili temsil eden modelin (BERTurk) siber zorbalık tespiti görevine uyarlanması *İnce Ayar (fine-tuning)* süreciyle gerçekleştirilir. Bu aşamada, modelin genel dil bilgisini içeren alt katman parametreleri dondurulabilir veya çok düşük öğrenme oranlarıyla (learning rate, örn. $2e-5$) eğitilirken, modelin en üstüne eklenen bir sınıflandırma katmanı etiketli siber zorbalık veri kümesi üzerinde eğitilir.

Aşırı öğrenme (overfitting) riskini önlemek amacıyla *Erken Durdurma* (Early Stopping), *Ağırlık Sönümleme* (Weight Decay) ve *Bırakma* (Dropout) teknikleri işletilir. Modelsel başarımı ölçümlemek için yalnızca Doğruluk (Accuracy) metriğine bakılması dengesiz veri kümelerinde yanıltıcı sonuçlar üretir. Bu nedenle sınıflandırma başarısı şu metrikler üzerinden bütüncül olarak değerlendirilir.

$$Kesinlik\ (precision) = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Duyarlılık\ (recall) = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F1\ Skor = 2 \times \frac{Kesinlik \times Duyarlılık}{Kesinlik + Duyarlılık}$$

Burada TP Doğru Pozitifleri, FP Yanlış Pozitifleri, FN ise Yanlış Negatifleri temsil etmektedir. Siber zorbalık tespitinde özellikle $Duyarlılık$ metriğinin yüksek olması, gözden kaçan mağduriyet durumlarını (FN) minimuma indirmek açısından kritiktir.

ÇOK MODLU VE GRAF TABANLI İLERİ TESPİT YAKLAŞIMLARI

Çok Modlu Siber Zorbalık Tespiti

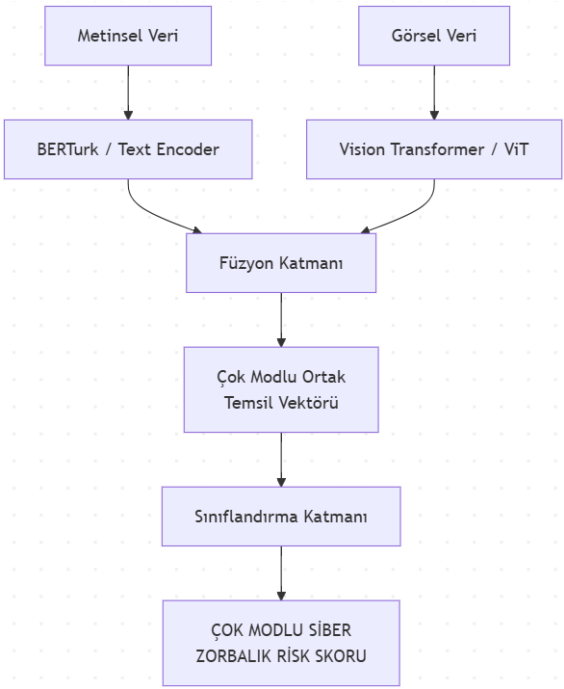
Sosyal medya platformlarındaki toksik etkileşimler artık yalnızca metinsel ifadelerle sınırlı kalmamakta; memler (memes), manşet görselleri, manipüle edilmiş fotoğraflar ve videolar üzerinden çok modlu (multimodal) bir form kazanmaktadır. Tek başına zararsız görünen bir metin (örneğin *"Harika görünüyorsun"*), aşağılayıcı veya alaycı bir görselle eşleştirildiğinde yüksek derecede siber zorbalık unsuru taşıyabilmektedir. Bu durum, metin ve görsel verinin eşzamanlı olarak işlendiği çok modlu tespit mimarilerini zorunlu kılmaktadır (Kiela, Firooz, & Mohan, 2020).

Çok modlu siber zorbalık tespiti sistemlerinde iki temel füzyon yaklaşımı benimsenmektedir:

1. **Erken Füzyon (Early Fusion):** Metinden elde edilen bağlamsal vektörler (BERT/BERTurk) ile görselden elde edilen öznitelik haritaları (CNN/ViT-Görsel Transformatör), sınıflandırma katmanına girmeden önce alt uzayda birleştirilir. Model, iki mod arasındaki ortak anlamsal etkileşimleri en baştan itibaren öğrenir.
2. **Geç Füzyon (Late Fusion):** Metin ve görsel modları bağımsız ayrı modeller üzerinden işlenerek ayrı risk skorları üretilir. Bu skorlar daha sonra ağırlıklı ortalama, oy birliği veya meta-sınıflandırıcılar vasıtasıyla nihai karara dönüştürülür.

Metin ve görsel modlarının uçtan uca füzyon mekanizmasıyla işlendiği çok modlu mimari akışı Şekil 5'te şematize edilmiştir. Bu çok modlu mimari, heterojen veri türlerini (metin ve görsel) ortak bir anlamsal vektör uzayında buluşturan hibrit bir öğrenme işlem hattına sahiptir:

Şekil 5 Metin ve Görsel Veriyi Birleştiren Çok Modlu Siber Zorbalık Tespit Mimarisi



- **Metinsel Kodlayıcı:** Metin girdisi, diller arası veya yerel önceden eğitilmiş diller modeli (BERTurk) üzerinden geçirilerek cümlenin anlamsal ve bağlamsal vektör temsilini oluşturur.
- **Görsel Kodlayıcı:** Paylaşılan görsel veya mem, Görsel Transformatör (ViT) veya derin evrişimsel ağlar (CNN) vasıtasıyla piksel düzeyinde öznitelik haritalarına dönüştürülür.
- **Çapraz Dikkat Füzyon Katmanı (Cross-Attention Fusion):** Metin ve görsel öznitelikleri bağımsız işlenmek yerine, çapraz dikkat mekanizması vasıtasıyla birbirinin

bağlamıyla ağırlıklandırılır. Bu katman, görseldeki ironi ile metindeki ifadenin çelişkisini tespit etmede kritik role sahiptir.

- **Ortak Temsil ve Sınıflandırma:** Füzyondan elde edilen çok modlu birleşik temsil vektörü, tam bağlantılı katmanlar üzerinden geçirilerek Softmax/Sigmoid fonksiyonu ile içerik için *Çok Modlu Siber Zorbalık Risk Skoru* üretir.

Son dönem modellerinde ise *metin* ve *görsel* modları arasındaki örtük anlamsal hizalamayı sağlamak amacıyla *Çapraz Dikkat* mekanizmaları (Vaswani, Shazeer, & Parmar, 2017) ve *CLIP* (Contrastive Language-Image Pre-training) benzeri önceden eğitilmiş çok modlu Transformatör mimarileri (Radford, Kim, & Hallacy, 2021) öne çıkmaktadır.

Graf Sinir Ağları ve Topolojik Etkileşim Analizi

Siber zorbalık eylemleri yalıtılmış birer metin girdisi olmanın ötesinde, kullanıcılar arasındaki ilişkisel ağlar üzerinde gerçekleşen sosyal eylemlerdir. Metin tabanlı doğal dil işleme modelleri dilsel içeriği başarıyla analiz etse de zorbanın geçmiş davranış profillerini, kurbanın ağ üzerindeki konumunu veya izleyicilerin yayılım dinamiklerini tek başına yakalayamaz. Bu kısıtlılığı aşmak için Graf Teorisi ile Derin Öğrenmeyi birleştiren *Graf Sinir Ağları (Graph Neural Networks-GNN)* kullanılmaktadır (Kipf & Welling, 2017).

Bir sosyal ağ $G = (V, E, X)$ olarak modellendiğinde; V kullanıcı düğümlerini, E etkileşim kenarlarını (takip, etiketleme, yanıt verme), X ise düğümlerin içerik özniteliklerini (BERT metin vektörleri, profil özellikleri) temsil eder. Graf Evrişimli Ağlar (Graph Convolutional Networks-GCN) ve Graf Dikkat Ağları (Graph Attention Networks-GAT), komşu düğümlerden gelen

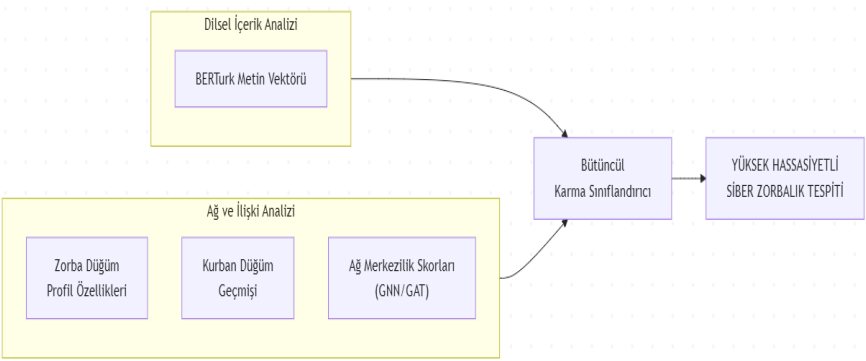
bilgileri mesaj iletimi mekanizmasıyla toplayarak her bir düğüm için ilişkisel ve topolojik bir temsil vektörü oluşturur.

$$h_v^{(l+1)} = \sigma\left(\sum_{u \in \mathcal{N}(v) \cup \{v\}} \frac{1}{c_{vu}} W^{(l)} h_u^{(l)}\right)$$

Burada h_v^l, v düğümünün l. katmandaki temsilini, $\mathcal{N}(v)$ komşuluk kümesini, $W^{(l)}$ öğrenilebilir ağırlık matrisini, σ ise doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonunu temsil eder.

Şekil 6'da detaylandırılan karma sınıflandırma mimarisi, yalıtılmış metin analizinin ötesine geçerek siber zorbalığı ağ üzerindeki ilişkisel bağlamıyla birlikte ele alan iki kanallı bir öğrenme yapısına sahiptir.

Şekil 6: Dilsel Metin İçeriği ve Graf Tabanlı (GNN/GAT) Topolojik Ağ Özelliklerini Birleştiren Karma Sınıflandırma Mimarisi



- **Dilsel Düzey (NLP Katmanı):** İnce ayarı yapılmış yerel dil modelleri (BERTurk) vasıtasıyla paylaşılan metnin anlamsal, biçimsel ve duygu durum vektörleri çıkarılır.
- **Topolojik Düzey (GNN/GAT Katmanı):** Mesaj iletim mekanizması kullanılarak zorba düğümün profil özellikleri, kurban düğümün geçmiş mağduriyet

örüntüleri ve düğümün ağ üzerindeki derece/arasındalık merkezilik skorları ilişkisel bir matrise dönüştürülür.

- **Bütüncül Karma Sınıflandırıcı:** Dilsel içerik vektörü ile ilişkisel topoloji vektörü ortak bir katmanda birleştirilerek, tek başına metin üzerinden yakalanamayan örtük ve bağlam bağımlı siber zorbalık eylemleri yüksek hassasiyet ve F1-Skor ile tespit edilir.

Graf tabanlı bu karma yaklaşım sayesinde, sadece atılan metnin içeriğine değil, aynı zamanda o metni atan kullanıcının ağ içerisindeki ilişkisel kümelenmesine ve geçmiş saldırganlık örüntülerine bakılarak siber zorbalık tespiti çok daha yüksek doğruluk oranlarıyla (F1-Skor) gerçekleştirilebilmektedir.

ZORLUKLAR, ETİK BOYUT VE GELECEK YÖNELİMLERİ

Veri Kümesi Dengesizliği ve Veri Kısıtları

Hesaplamalı siber zorbalık tespitinde karşılaşılan en temel metodolojik ve algoritmik kısıtlardan biri *veri kümesi dengesizliğidir*. Gerçek hayat sosyal medya akışlarında siber zorbalık veya toksisite içeren paylaşımlar, toplam veri hacminin nispeten küçük bir yüzdesini (genellikle %1 ila %10 arası) oluşturur. Etiketlenmiş veri kümelerindeki bu asimetri, makine öğrenmesi ve derin öğrenme modellerinin çoğunluk sınıfına (zorbalık içermeyen metinler) doğru yönelmesine ve azınlık sınıfını (zorbalık içeren metinler) gözden kaçırmasına neden olmaktadır.

Bu dengesizliği gidermek adına hesaplamalı literatürde şu teknik çözümler uygulanmaktadır:

- **Yeniden Örnekleme (Resampling) Yöntemleri:** Azınlık sınıfını sentetik verilerle çoğaltan *SMOTE* (Synthetic Minority Over-sampling Technique) yöntemi veya çoğunluk sınıfını rastgele azaltan *Random Under-sampling* teknikleri (Chawla, Bowyer, Hall, & Kegelmeyer, 2002).
- **Maliyet Duyarlı Öğrenme (Cost-Sensitive Learning):** Kayıp fonksiyonlarında azınlık sınıfının yanlış sınıflandırılmasına daha yüksek ceza katsayısı verilmesi. Örneğin, Odak Kaybı (Focal Loss) kullanımı (Lin, Goyal, Girshick, He, & Dollar, 2017):

$$FL(p_t) = -\alpha_t(1-p_t)^{\gamma}\log(p_t)$$

  Burada γ odaklanma parametresi, zor örneklerin kayıp fonksiyonundaki ağırlığını artırarak modelin azınlık sınıfını öğrenmesini zorunlu kılar.

- **Veri Artırma (Data Augmentation):** NLP'de geri çeviri, eş anlamlı kelime değişimi veya üretken yapay zekâ (LLMler) vasıtasıyla sentetik siber zorbalık metinlerinin türetilmesi.

Ayrıca, Türkçe diline özel açık erişimli, standartlaştırılmış ve hakemli siber zorbalık veri kümelerinin azlığı, modellerin genelleştirilebilirliğini ve çapraz platform başarımını kısıtlayan kritik bir veri problemidir.

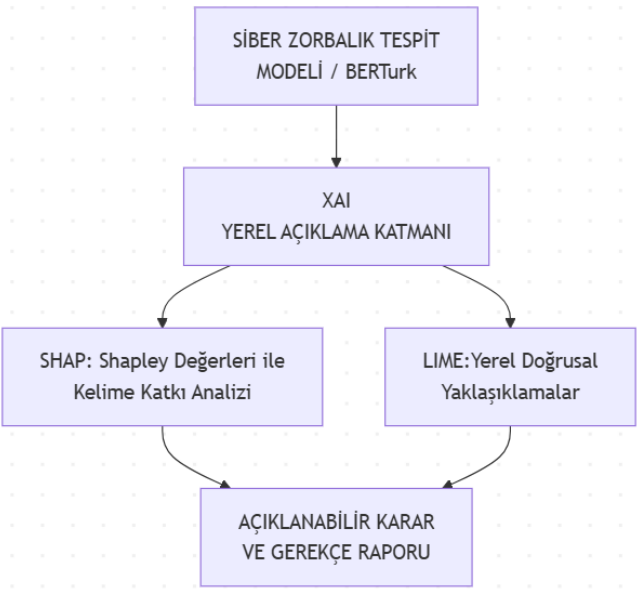
Açıklanabilir Yapısal Yapay Zekâ ve Model Şeffaflığı

Kara kutu niteliğindeki karmaşık derin öğrenme ve Transformatör (BERTurk) modellerinin yüksek başarım sunmalarına rağmen kararlarını nasıl verdikleri şeffaf değildir. Bir kullanıcının hesabının askıya alınması veya içeriğinin silinmesi gibi adli ve idari yaptırımlarda, sistemin hangi kelime, öznitelik veya bağlama

dayanarak siber zorbalık kararı verdiğini gerekçelendirmesi gerekmektedir. Bu gereksinim *Açıklanabilir Yapısal Yapay Zekâ (Explainable AI-XAI)* disiplinini ön plana çıkarmıştır (Arrieta ve diğerleri, 2020).

Transformatör tabanlı kara kutu sınıflandırıcıların kararlarını yerel açıklanabilirlik katmanlarıyla şeffaflaştıran mimari akış Şekil 7'de şematize edilmiştir. Şekilde sunulan XAI mimarisi, yüksek boyutlu ve karmaşık yapay sinir ağı kararlarını denetlenebilir ve insan tarafından anlaşılabilir gerekçelere dönüştüren katmanlı bir denetim yapısına sahiptir:

Şekil 7: Transformatör (BERTurk) Tabanlı Siber Zorbalık Tespit Modelleri İçin XAI Açıklanabilirlik Katmanı Mimarisi



- **Kara Kutu Model Katmanı (BERTurk):** Girdi metnini işleyerek yüksek doğruluk oranıyla bir olasılıksal risk skoru üretir.

- **XAI Yerel Açıklama Katmanı:** Tahmin üretildikten sonra model bağımsız açıklama algoritmalarını devreye sokar:
    - **SHAP (SHapley Additive exPlanations):** Kooperatif oyun teorisine dayanarak metindeki her bir token veya alt-kelimenin nihai siber zorbalık skoruna pozitif ya da negatif yöndeki marjinal katkısını (Shapley value) adil olarak dağıtır (Lundberg & Lee, 2017).
    - **LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations):** Tahmin yapılan metnin etrafındaki komşuluk uzayında yerel doğrusal bir yedek model kurarak karara en çok etki eden baskın kelime öbeklerini tespit eder (Ribeiro, Singh, & Guestrin, 2016).

2. **Açıklanabilir Karar ve Gerekçe Raporu:** Elde edilen katkı skorları görselleştirilerek (örneğin zorbalık skorunu artıran kelimelerin kırmızı, düşürenlerin yeşil vurgulanması) platform moderatörlerine ve adli makamlara sunulan *gerekçeli karara* dönüştürülür.

XAI entegrasyonu, hem platform moderatörlerinin algoritmaya güven duymasını sağlar hem de yanlış pozitif (FP) kararlarda kullanıcılara hukuki açıklanabilirlik sunar.

Algoritma Yanlılığı ve Veri Etiği

Otomatik siber zorbalık tespit sistemlerinin yaygınlaşması, beraberinde ciddi veri etiği ve algoritma yanlılığı tartışmalarını getirmektedir. Modeller, eğitildikleri veri kümelerindeki toplumsal önyargıları, kalıp yargıları ve dilsel sapmaları doğrudan öğrenme eğilimindedir (Blodgett, Barocas, Daume III, & Wallach, 2020).

Örneğin, belirli etnik grupların, dini azınlıkların veya alt kültürlerin kendi aralarında kullandıkları nötr jargona ait kelimelerin, modeller tarafından yanlışlıkla nefret söylemi veya siber zorbalık olarak etiketlenmesi aşırı sansürleme problemlerine yol açmaktadır. Ayrıca, otomatik siber zorbalık tespiti amacıyla kullanıcıların kişisel verilerinin, profil bilgilerinin ve özel mesajlaşma/etkileşim içeriklerinin rızasız olarak toplanıp işlenmesi; Türkiye'de *KVKK* (Kişisel Verilerin Korunması Kanunu) ve Avrupa Birliği'nde *GDPR* (General Data Protection Regulation) kapsamındaki *"unutulma hakkı"*, *"açık rıza ilkesi"* ve *"veri minimizasyonu"* prensipleriyle doğrudan çelişerek ciddi mahremiyet ihlallerine zemin hazırlayabilir. Bu yasal kısıtlılıkları ve etik riskleri aşmak amacıyla gelecek yönelimlerde, kullanıcı verilerini yerel cihazlarda tutarak merkeze aktarmadan model eğiten mahremiyeti koruyucu *Konfederatif Öğrenme* (Federated Learning) ve etik açıdan denetlenebilir adil yapay zekâ mimarileri kritik önem kazanmaktadır.

SONUÇ

Bu kitap bölümünde, siber zorbalık olgusunun otomatik tespiti ve önlenmesi; bilgisayar bilimleri, doğal dil işleme, derin öğrenme ve ağ analitiği perspektifinden bütüncül bir teknik yaklaşımla incelenmiştir. İncelemeler göstermektedir ki; gürültülü sosyal medya metinlerinin ön işleme aşamalarından geçirilerek vektörleştirilmesi, geleneksel makine öğrenmesinden dizisel modeller (BiLSTM) ve Transformatör tabanlı yerel modellere

(BERTurk) uzanan evrimsel süreçte tespit başarısını radikal biçimde artırmıştır.

Bununla birlikte, siber zorbalığın yalnızca metinsel bir eylem olmaktan çıkıp görsel ve ağ seviyesinde karmaşık bir boyut kazanması; Çok Modlu (Multimodal) Transformatörler ve Graf Sinir Ağlarının (GNN/GCN) kullanımını zorunlu kılmıştır. Otomatik moderasyon sistemlerinin gelecekte daha adil, güvenilir ve sürdürülebilir bir yapıda işletilebilmesi ise; veri kümesi dengesizliklerinin giderilmesine, XAI entegrasyonuna ve algoritma yanlılığından arındırılmış etik modellerin tasarlanmasına bağlıdır.

Kaynakça

Akin, A., & Akin, M. (2007). Zemberek, an open source NLP framework for Turkic languages. *10*, 1-5.

Arrieta, A., Diaz-Rodriguez, N., & Del Ser, J. (2020). Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *58*, 82-115.

Bird, S., Loper, E., & Klein, E. (2009). *Natural language processing with Python: Analyzing text with the Natural Language Toolkit.* O'Reilly Media.

Blodgett, S., Barocas, S., Daume III, H., & Wallach, H. (2020). Language (technology) is power: A critical survey of bias in NLP. *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL)*, (s. 5454-5476).

Bojanowski, P., Grave, E., Joulin, A., & Mikolov, T. (2017). Enriching word vectors with subword information. *5*, 135-146.

Chawla, N., Bowyer, K., Hall, L., & Kegelmeyer, W. (2002). SMOTE: Synthetic minority over-sampling technique. *16*, 321-357.

Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *Proceedings of NAACL-HLT*, (s. 4171-4186).

Fortunatus, R., Joshi, A., & Poria, S. (2020). Deep learning for cyberbullying detection: A survey. *8*, 186712-186725.

Gillespie, T. (2018). *Custodians of the internet: Platforms, content moderation, and the hidden decisions that shape social media.* Yale University Press.

Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *9*(8), 1735-1780.

Honnibal, M., & Montani, I. (2017). *spaCy 2: Natural language understanding with Bloom embeddings, convolutional neural networks and incremental parsing.* Explosion AI.

Kiela, D., Firooz, H., & Mohan, A. (2020). The hateful memes challenge: Detecting hate speech in multimodal memes. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, *33*, s. 2611-2624.

Kim, Y. (2014). Convolutional neural networks for sentence classification. *Proceedings of EMNLP*, (s. 1746-1751).

Kipf, T., & Welling, M. (2017). Semi-supervised classification with graph convolutional networks. *International Conference on Learning Representations (ICLR).*

Lin, T.-Y., Goyal, P., Girshick, R., He, K., & Dollar, P. (2017). Focal loss for dense object detection. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, (s. 2980-2988).

Lundberg, S., & Lee, S.-I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, *30*, s. 4765-4774.

Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., & Dean, J. (2013). Efficient estimation of word representations in vector space.

Mikolov, T., Sutskever, I., Chen, K., Corrado, G., & Dean, J. (2013). Distributed representations of words and phrases and their

compositionality. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, *26*, s. 3111-3119.

Peters, M., Neumann, M., & Iyyer, M. (2018). Deep contextualized word representations. *Proceedings of NAACL-HLT*, (s. 2227-2237).

Radford, A., Kim, J., & Hallacy, C. (2021). Learning transferable visual models from natural language supervision. *Proceedings of ICML*, *139*, s. 8748-8763.

Ribeiro, M., Singh, S., & Guestrin, C. (2016). Why should I trust you?: Explaining the predictions of any classifier. *Proceedings of ACM SIGKDD*, (s. 1135-1144).

Roberts, S. (2019). *Behind the screen: Content moderation in the shadows of social media.* Yale University Press.

Schweter, S. (2020). *BERTurk - BERT models for Turkish.* Zenodo.

Vaswani, A., Shazeer, N., & Parmar, N. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, *30*, s. 5998-6008.

BÖLÜM 7

BÖLÜM I

Çok Kriterli Karar Verme Yöntemlerinden TOPSIS, GRA, VIKOR, WASPAS ve SAW ile Pandemi Dönemi Bist İnşaat Firmalarının Performans Değerlendirmeleri

Gürkan KAPLAN[1]

[1] Arş. Gör. Dr., Eskişehir Osmangazi Üniversitesi, Fen Fakültesi, Matematik ve Bilgisayar Bilimleri, Eskişehir/TÜRKİYE, Orcid: 0000-0002-6393-5546, gkaplan@ogu.edu.tr

Giriş

Küresel ölçekte büyük bir yıkıma yol açan COVID-19 pandemisi, dünya genelinde yürürlüğe giren kısıtlamalar nedeniyle pek çok alanın operasyonlarını askıya almasına ya da yavaşlatmasına sebebiyet vermiştir. Şantiye süreçlerindeki duraksamalar, hammaddeye erişim zorlukları ve makroekonomik belirsizlikler sebebiyle bu krizden en ağır darbeyi alan iş kollarının arasında inşaat sektörü yer almıştır. Uluslararası yazında yer alan çok sayıda ampirik çalışma, pandeminin inşaat firmalarının kârlılık, nakit akışı, borçluluk ve likidite performansları üzerinde yarattığı tahribatı somut verilerle ortaya koymaktadır.

Sektörün finansal göstergeleri incelendiğinde öne çıkan ilk temel dinamik kârlılık oranlarındaki keskin düşüştür. Salami vd. (2023), küresel tedarik zinciri kesintilerinin malzeme maliyetlerini ve teslimat sürelerini artırmasının nakit çıkışlarını tırmandırdığını ve bunun da projelerin bütçe dengelerini bozduğunu vurgulamaktadır. Benzer şekilde, Pamidimukkala ve Kermanshachi (2021) projelere ait ek güvenlik ve hijyen protokollerinin operasyonel maliyetleri tırmandırarak kâr marjlarını daralttığını göstermiştir. Gamil ve Alhagar (2020) ise geciken projeler sebebiyle yüklenici firmaların uğradığı maliyet artışlarının ve nakit akışındaki aksamaların şirketlerin net kârlılığını ciddi şekilde erittiğini saptamıştır.

Kârlılıktaki bu aşınma, inşaat sektörünün likidite ve borç yönetimi dengelerinde ciddi bir kırılmaya yol açmıştır. Assaad ve El-Adaway (2021), kriz sürecinde operasyonel nakit akışlarındaki duraksamanın yüklenici firmaları ek finansman ve borçlanmaya yönelttiğini, bunun da sektör genelinde finansal riskleri ve yükümlülükleri artırdığını vurgulamaktadır. Siraj ve Fayek (2019) ile Assaad ve El-Adaway (2021), kriz dönemlerinde yaşanan bu likidite darlığının özellikle işletme sermayesi yetersiz olan firmalarda nakit tükenmesi (*cash burn*) krizine dönüştüğünü ve sektörel finansal kırılganlığı tırmandırdığını ifade etmektedir.

Krizin borsa ve sermaye piyasalarına yansıması ise piyasa değeri erimeleri ve hisse senedi getirilerindeki dalgalanmalar şeklinde gerçekleşmiştir. Al-Awadhi vd. (2020) ile Zhang vd. (2020), küresel salgın döneminde sermaye piyasalarında artan risk algısı nedeniyle borsa şirketlerinin getirilerinde ciddi düşüşler yaşandığını ve inşaat gibi yüksek riskli sektörlerin finansman maliyetlerinin yükseldiğini ortaya koymuştur.

Sonuç olarak uluslararası akademik literatür, COVID-19 krizinin inşaat sektöründe yalnızca geçici bir gelir kaybı yaratmadığını; aynı zamanda nakit yönetimi, sermaye yapısı ve risk değerlendirme stratejilerini temelden değiştirdiğini doğrulamaktadır.

Bu araştırmada, salgın sürecinde Borsa İstanbul'da (BIST) faaliyet gösteren inşaat şirketlerinin mali yapılarının ve performanslarının analiz edilmesi hedeflenmiştir. Ele alınan dönemi kapsayan 2019-2022 yılları arasında, BIST bünyesindeki önde gelen inşaat işletmelerinin mali tabloları titizlikle taranmış ve performans ölçümüne esas teşkil eden finansal oranlar hesaplanmıştır.

Analiz aşamasında, hem yıllık veriler baz alınarak Çok Kriterli Karar Verme (ÇKKV) tekniklerinden TOPSIS, GRA, VIKOR, WASPAS ve SAW yöntemleriyle sıralamalar gerçekleştirilmiştir. Uygulama neticesinde; pandeminin etkilerinin zirve yaptığı 2020 ve onu takip eden 2021 senelerinde şirketlerin finansal göstergelerinde belirgin bir gerileme yaşandığı saptanmıştır. Çalışmadan elde edilen nihai bulgular ve firma karşılaştırmaları, tablolar ve şekiller aracılığıyla somutlaştırılmıştır.

Bahsedilen 4 dönem boyunca mali verileri Bist'te yer alan ve bu çalışma kapsamında ele alınan 7 inşaat firması incelenmiş olup firmaların sembolleri aşağıdaki tabloda verilmiştir.

Tablo 1: Firma İsimleri ve Sembolleri

Firma İsmi	**Sembolü**

Anel Elektrik Proje Taahhüt ve Ticaret A. Ş.	ANELE
Edip Gayrimenkul Yatırım San. Ve Tic. A. Ş.	EDIP
Enka İnşaat ve Sanayi A. Ş.	ENKAI
Kuyaş Yatırım A. Ş.	KUYAS
Orge Enerji Elektrik Taahhüt A. Ş.	ORGE
Yayla Enerji Üretim Turizm ve İnş. Tic. A. Ş.	YAYLA
Yeşil Yapı Endüstrisi A. Ş.	YYAPI

Materyal ve Metot

Finansal oranlar, inşaat firmalarının performans değerlendirmesinde ve kurumsal analiz süreçlerinde çok yönlü bir yönetsel araç olarak öne çıkmaktadır. Söz konusu rasyolar; yüklenici firmaların kısa ve uzun vadeli borç ödeme kapasitelerinin ölçülmesinde, proje ve şantiye yönetimi başarısının finansal tablolara yansımasında ve sektör paydaşları nezdinde firmanın kredibilitesinin ortaya konulmasında belirleyici temel unsurdur.

Uygulamalı akademik çalışmalar ve finansal analiz literatürü, bu oranların tahmin ve erken uyarı gücünü açıkça ortaya koymaktadır. Yapılan ampirik araştırmalar, finansal darboğaza giren veya iflas riskiyle yüzleşen şirketlerin henüz kriz derinleşmeden önce finansal oranlardaki bozulmalar sayesinde yüksek bir doğruluk payıyla tespit edilebildiğini göstermektedir. Benzer şekilde, bankalar ve finansal kuruluşlar da inşaat firmalarının kredi tahsis ve risk derecelendirme süreçlerinde nihai kararlarını büyük ölçüde bu oranlar üzerinden şekillendirmektedir.

Finansal rasyolar; inşaat sektörünün kendine özgü yapısı, uzun vadeli üretim döngüleri, yüksek stok yükü ve hakediş vadeleri gibi sektörel dinamikler nedeniyle diğer iş kollarından belirleyici

farklılıklar göstermektedir. Buna ek olarak, küresel COVID-19 pandemisi gibi makroekonomik şoklar, tedarik zinciri aksamaları ve dönemsel krizler de inşaat firmalarının finansal tablolarının ve oranlarının doğru yorumlanmasında kritik bir rol oynamaktadır.

Likidite oranları, inşaat şirketlerinin yüksek işletme sermayesi gerektiren şantiye süreçlerinde kısa vadeli yükümlülüklerini yerine getirme kabiliyetini ölçen kritik göstergelerdir. Sektörde yaygın olarak kullanılan cari oran, yüklenici firmanın dönen varlıkları ile kısa vadeli borçlarını karşılaştırarak mevcut borç ödeme gücünü ortaya koyar; bu oranın yüksekliği, firmanın nakit sıkışıklığı yaşamadan projelerini sürdürebileceğini göstererek yatırımcılar ve işveren idareler nezdinde güven yaratır. Stokların çıkarılmasıyla hesaplanan asit-test oranı ise tamamlanmamış konut veya proje stoklarının likiditeye dönüşüm hızını dışarıda bırakarak daha muhafazakâr bir tablo sunar. Bu noktada inşaat sektöründeki alacak devir hızı hayati bir rol oynamaktadır; bilançoda görünen ancak tahsilat kabiliyeti kalmamış taşeron veya işveren alacakları, doğru bir firma değerlendirmesi yapılabilmesi adına analistlerce bilançodan arındırılmalıdır. Firmanın anlık ödeme kapasitesini gösteren nakit oranı değerlendirilirken de sektörel dinamikler göz önünde bulundurulmalıdır. İnşaat sektöründe anlık ham madde alımları veya şantiye giderleri nedeniyle yüksek nakit tutulması gerekebileceği gibi, sermayenin devam eden projelere bağlandığı durumlarda düşük kasa bakiyesi her zaman olumsuz bir durum olarak yorumlanmamalıdır.

İnşaat firmalarında operasyonel etkinliği ve şantiye verimliliğini ölçen faaliyet oranları, varlıkların ne kadar başarılı yönetildiğini ortaya koyar. Net satışların toplam aktiflere oranlanmasıyla bulunan aktif devir hızı, yüklenici firmanın sahip olduğu iş makinesi, ekipman ve gayrimenkul gibi tüm varlıklarıyla yıl içinde ne kadarlık bir hakediş veya satış hacmi yarattığını ölçer ve bu oranın sektör ortalamasının üzerinde olması olumlu değerlendirilir. Dönen varlık devir hızı ise, malzeme stokları ve kısa vadeli alacakların yer aldığı dönen varlıkların yıl içinde kaç kez

satışa ve nakit akışına dönüştüğünü göstererek proje döngüsünün hızını yansıtır.

İşletmenin borç-özkaynak dengesini ve uzun vadeli finansal sürdürülebilirliğini ortaya koyan finansal yapı oranları, özellikle yüksek borçlanma gereksinimi duyan inşaat projelerinde kilit bir role sahiptir. Finansal kaldıraç oranı, inşaat projelerinin ve varlıkların ne kadarlık bir kısmının dış kaynakla finanse edildiğini gösterirken; özkaynak oranı, firmanın bilançosunu kendi kaynaklarıyla fonlama gücünü ifade eder. Özkaynağın aktif fonlamasındaki payının yüksekliği, firmanın dış kredi ihtiyacını ve faiz yükünü azaltır. Benzer şekilde finansman oranı, özkaynakların toplam yabancı kaynaklara oranını göstererek firmanın krizlere karşı dayanıklılığını ölçer. Borçların sağlıklı bir bilanço yapısına işaret etmesi ise doğrudan borçların vade yapısıyla ilgilidir; kısa ve uzun vadeli yükümlülükler oranları, inşaat projelerinin uzun vadeli nakit akışlarına uygun bir borçlanma takvimi oluşturulup oluşturulmadığını doğrular.

Son olarak kârlılık oranları, inşaat faaliyetlerinin ve üstlenilen proje risklerinin finansal başarısını gösterir. Vergi sonrası net kârın toplam aktiflere oranlanmasıyla hesaplanan aktif kârlılığı, firmanın üstlendiği projeler ve kullandığı varlıklar üzerinden ne kadar kâr üretebildiğini gösterir. Firmanın kendi kaynaklarının yıllık kârlılık performansını ölçen özkaynak kârlılığının ise normal bir faaliyet döneminde cari piyasa faiz oranının üzerinde gerçekleşmesi beklenir. Aksi halde, inşaat sektörünün taşıdığı yüksek operasyonel ve finansal riskler karşılığında firmanın özkaynaklarını verimli bir şekilde değerlendiremediği sonucu ortaya çıkar.

Çalışmada kullanılan finansal oranlar ve hesaplamaları Tablo 2'de verilmiştir.

Tablo 2: Finansal Oranlar ve Hesaplamaları

ORANLAR	Fayda/Maliyet

I.	**Likidite Oranları ve Hesaplamaları**		
1	Cari Oran	Dönen Varlıklar / Kısa Vadeli Borçlar	Maksimum
2	Asit-Test Oranı	(Dönen Varlıklar-Stoklar) / Kısa Vadeli Borçlar	Maksimum
3	Nakit Oranı	Hazır Değerler / Kısa Vadeli Borçlar	Maksimum
II.	**Finansal Yapı Oranları ve Hesaplamaları**		
4	Finansal Kaldıraç Oranı	Toplam Borçlar / Toplam Varlıklar	Minimum
5	Kısa Vadeli Yükümlülükler / Top. Varlıklar	Kısa Vadeli Yükümlülükler / Top. Varlıklar	Minimum
6	Uzun Vadeli Yükümlülükle / Top. Varlıklar	Uzun Vadeli Yükümlülükle / Top. Varlıklar	Minimum
7	Özkaynaklar / Top. Varlıklar	Özkaynaklar / Top. Varlıklar	Maksimum
III.	**Verimlilik Oranları ve Hesaplamaları**		
8	Stok Devir Hızı	Satılan Malların Maliyeti / Ortalama Stoklar	Minimum
9	Alacak Devir Hızı	Kredili Satışlar / Ortalama Ticari Alacaklar	Maksimum
10	Aktif Devir Hızı	Net Satışlar / Ortalama Toplam Aktifler	Maksimum
IV.	**Faaliyet Oranları ve Hesaplamaları**		
11	Özsermaye Devir Hızı	Net Satışlar / Ortalama Özkaynaklar	Maksimum

12	Net İşletme Sermayesi Devir Hızı	Net Satışlar / Ortalama Net İşletme Sermayesi	Maksimum
13	Maddi Duran Varlık Devir Hızı	Net Satışlar / Ortalama Net Maddi Duran Varlıklar	Maksimum
14	Hazır Değerler Devir Hızı	Net Satışlar / Ortalama Hazır Değerler	Maksimum
V.	**Karlılık Oranları ve Hesaplamaları**		
15	Özsermaye Karlılık Oranı	Net Dönem Karı / Ortalama Özkaynaklar	Maksimum
16	Aktif Getiri Oranı	Net Dönem Karı / Ortalama Toplam Aktifler	Maksimum
17	Brüt Kar Marjı	Brüt Satış Karı / Net Satışlar	Maksimum
18	Faaliyet Karı Oranı	Faaliyet Karı / Net Satışlar	Maksimum
19	Net Kar Marjı	Net Dönem Karı / Net Satışlar	Maksimum

Çalışmada kullanılan her yılın finansal oranların ağırlıkları her yıl için ayrı ayrı CRITIC metodu ile belirlenmiştir. Sonrasında bu ağırlıklar ile TOPSIS, GRA, VIKOR, WASPAS ve SAW yöntemleriyle elde edilen sonuçlar tablo ve şekiller ile görselleştirilmiştir. Bu bölümde kullanılan tüm yöntemler kısaca açıklanacaktır.

CRITIC (CRiteria Importance Through Intercriteria Correlation) metodu, karar matrisindeki objektif verileri kullanarak kriter ağırlıklarını belirlemek amacıyla Diakoulaki vd. (1995) tarafından geliştirilmiş nesnel bir ağırlıklandırma yöntemidir. Yöntem, uzman görüşüne veya karar vericilerin öznel tercihlerine ihtiyaç duymadan, kriterlerin taşıdığı bilgi miktarını standart sapma ile, kriterler arası çelişkiyi/ilişkiyi ise Pearson korelasyon katsayısı ile analiz eder. Karar matrisi standartlaştırıldıktan sonra, her bir kriterin sahip olduğu sapma miktarı ve diğer kriterlerle gösterdiği

korelasyon bağıntısı birleştirilerek kriterin toplam bilgi yükü hesaplanır; yüksek varyasyona ve diğer kriterlerle düşük korelasyona (yani yüksek bağımsız bilgiye) sahip kriterlere daha fazla bağıl ağırlık atanır.

TOPSIS yönteminin temel felsefesi, değerlendirilen alternatifler arasından pozitif ideal çözüme geometrik olarak en kısa mesafede yer alan, aynı zamanda negatif ideal çözümden ise en uzak konumda bulunan alternatifi belirleme ilkesine dayanmaktadır(Jollyta, 2018). Söz konusu karar verme sürecinin işlem adımları aşağıda sırasıyla sunulmaktadır:

İlk aşamada, farklı birim veya ölçeklere sahip kriter değerlerini ortak bir tabanda karşılaştırılabilir kılmak amacıyla normalleştirilmiş (standartlaştırılmış) karar matrisi matrisi oluşturulur. Denklem (1)'de ifade edilen bu süreçte i alternatifi (i = 1, …, m), j ise değerlendirme kriterini (j = 1,…, n) temsil etmektedir:

$$n_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^{m} x_{ij}^2} \qquad (1)$$

İkinci aşama olarak ağırlıklandırılmış normalize karar matrisi y_{ij} hesaplanır.

$$y_{ij} = w_i n_{ij}, \; j = 1,...J; i = 1,...m \qquad (2)$$

Burada w_i i. kriterin ağırlığını göstermektedir ve $\sum_{i=1}^{m} w_i = 1$'dir.

Üçüncü aşama Ağırlıklandırılmış karar matrisinin her bir sütunundaki en yüksek ve en düşük performans değerleri tespit edilerek sırasıyla pozitif ideal çözüm (A+) ve negatif ideal çözüm (A-) matrisleri oluşturulur.

$$A^{+} = (y_1^{+}, y_2^{+}, ..., y_n^{+}) \quad (3)$$

$$A^{-} = (y_1^{-}, y_2^{-}, ..., y_n^{-}) \quad (4)$$

Dördüncü aşamada matrisler arası uzaklıklar bulunur.

$$D_i^{+} = \sqrt{\sum_{j=1}^{m} (y_i^{+} - y_{ij})^2} \quad (5)$$

$$D_i^{-} = \sqrt{\sum_{j=1}^{m} (y_{ij} - y_i^{-})^2} \quad (6)$$

Beşinci adımda ise V_i i alternatifinin değeri

$$V_i = \frac{D_i^{-}}{D_i^{-} + D_i^{+}} \quad (7)$$

GRA(Gri İlişkisel Analiz) yöntemi, veri setinin türü ne olursa olsun (küçük örneklem boyutu veya düzensiz veri dağılımları dahil) nesnel bir değerlendirme olanağı sunar (Deng, 1989). m adet alternatif ve n adet kriterden oluşan bir karar probleminde süreç 5 temel adımda yürütülür:

1- Karar matrisinin oluşturulması ve veri normalizasyonu (Kuo et al., 2008).

2- Referans dizisinin ve mutlak fark matrisinin oluşturulması
3- Gri ilişkisel katsayılarının hesaplanması
4- Gri ilişkisel derecenin hesaplanması
5- Alternatiflerin sıralanması

VIKOR yöntemi, birbiriyle çelişen ve farklı ölçü birimlerine sahip kriterlerin varlığı altında, alternatifler arasından grup için en uygun uzlaşık çözümü belirlemeyi amaçlayan bir karar destek tekniğidir (Opricovic & Tzeng, 2007). Yöntemin temelinde, en iyi alternatifin "ideal çözüme en yakın" nokta olması ve karar vericilerin çoğunluğunun faydasını maksimize ederken bireysel pişmanlığı minimize etme felsefesi yer almaktadır (Opricovic & Tzeng, 2004). VIKOR yönteminin uygulama süreci genel olarak dört temel aşamada yürütülmektedir:

1- İdeal ve En Kötü Değerlerin Tespiti: Karar matrisinde yer alan her bir kriterin niteliğine (fayda veya maliyet yönlü olmasına) göre alternatifler içerisinden en iyi (*ideal*) ve en kötü (*aşırı*) değerler belirlenir.
2- Toplu Fayda (S) ve Bireysel Pişmanlık (R) Değerlerinin Hesaplanması: Alternatiflerin ideal çözüme olan bağıl uzaklıkları, kriter ağırlıkları dikkate alınarak analiz edilir. Bu aşamada her bir alternatif için çoğunluk faydasını temsil eden S değeri ile maksimum bireysel pişmanlığı temsil eden R değeri elde edilir (Opricovic & Tzeng, 2004).
3- Uzlaşık İndeks (Q) Skorunun Oluşturulması: Çoğunluk faydası ile bireysel pişmanlık dengesini sağlamak amacıyla, belirlenen bir strateji ağırlığı (genellikle v = 0.5) kullanılarak her bir alternatif için birleşik uzlaşık indeks skoru (Q) hesaplanır.
4- Sıralama ve Uzlaşık Çözümün Belirlenmesi: Alternatifler hesaplanan S, R ve Q parametrelerine göre küçükten büyüğe doğru sıralanır. Q skoru en küçük olan alternatif en başarılı seçenek olarak öne çıkarken; yöntemin sunduğu kabul edilebilir avantaj ve istikrarlı karar koşullarını sağlayan alternatifler nihai uzlaşık çözüm olarak belirlenir.

WASPAS yöntemi, ÇKKV teknikleri arasında karar verme hassasiyetini ve doğruluğunu artırmak amacıyla Zavadskas vd. (2012) tarafından geliştirilmiş karma bir yaklaşımdır. Yöntemin temel felsefesi, iki klasik Çok Kriterli Karar Verme modelinin(Ağırlıklı Toplam Modeli (WSM - Weighted Sum Model) ile Ağırlıklı Çarpım Modeli (WPM - Weighted Product Model)) belirlenen bir kombinasyon katsayısı(λ) üzerinden entegre edilmesine dayanır. WSM ve WPM yöntemlerinin tek başlarına kullanıldığında gösterebileceği sapmaları ve hassasiyet kayıplarını minimuma indirerek daha istikrarlı bir sıralama sunar. WASPAS yöntemi 5 temel aşamadan oluşur:

1- Karar matrisinin oluşturulması ve normalizasyonu
2- WSM'e göre bağıl önem derecesinin hesaplanması
3- WPM'e göre bağıl önem derecesinin hesaplanması
4- Birleşik performans skorunun oluşturulması
5- Alternatiflerin sıralanması

SAW yöntemi, ÇKKV literatüründe en köklü ve yaygın kullanılan doğrusal aditif modellerden biridir (Churchman & Ackoff, 1954). Yöntemin temel ilkesi, farklı birim veya ölçeklere sahip kriter değerlerinin normalleştirildikten sonra kendi önem ağırlıklarıyla çarpılması ve her bir alternatif için elde edilen ağırlıklı puanların toplanarak bileşik bir performans skoru türetilmesi felsefesine dayanır (MacCrimmon, 1968). Sezgisel olarak anlaşılması son derece kolay olan bu yaklaşım, tüm kriterlerin birbiriyle ikame edilebilir olduğunu varsayarak, bir kriterdeki düşük performansın başka bir kriterdeki yüksek performansla telafi edilmesine olanak tanır (Hwang & Yoon, 2012). Süreç; karar matrisinin fayda veya maliyet yönlü dönüştürmelerle ölçeksizleştirilmesi, belirlenen kriter ağırlıklarının matrise aktarılması ve nihayetinde toplam puanı en yüksek olan alternatifin en uygun seçenek olarak belirlenmesi adımlarıyla tamamlanır (Aghajani Bazzazi et al., 2011).

Bulgular

CRITIC yöntemi ile her yıl için bulunan finansal oran ağırlıkları Tablo 3'te verilmiştir.

Tablo 3: CRITIC Yöntemi Sonrası Elde Edilen ve Çalışmada Kullanılan Kriter Ağırlıkları

Oran No	Critic-2019	Critic-2020	Critic-2021	Critic-2022
1	0,048873	0,043842	0,048604	0,041655
2	0,04754	0,045336	0,049947	0,041694
3	0,042109	0,049978	0,069774	0,04523
4	0,054477	0,041983	0,042947	0,056751
5	0,066768	0,06317	0,062147	0,052039
6	0,066973	0,044929	0,043226	0,048366
7	0,054477	0,04196	0,042947	0,056751
8	0,074429	0,046696	0,043867	0,051303
9	0,043532	0,067157	0,075493	0,053353
10	0,046556	0,049535	0,040672	0,047583
11	0,052151	0,062552	0,042822	0,051149
12	0,052041	0,054821	0,057222	0,052004
13	0,072743	0,078172	0,06671	0,055136
14	0,063327	0,081039	0,065199	0,050712
15	0,039526	0,043626	0,037533	0,052251
16	0,036142	0,037204	0,03603	0,061838
17	0,044173	0,05996	0,068134	0,041082
18	0,047317	0,0427	0,062081	0,075914
19	0,046844	0,045342	0,044647	0,065187

TOPSIS metodu 4 kez kullanılarak her yılın karar matrisi için farklı hesaplamalar yapılmış olup sonuçlar Tablo 4'te, firma sıralamaları Tablo 5'te, grafiksel gösterimleri ise Şekil 1'de verilmiştir.

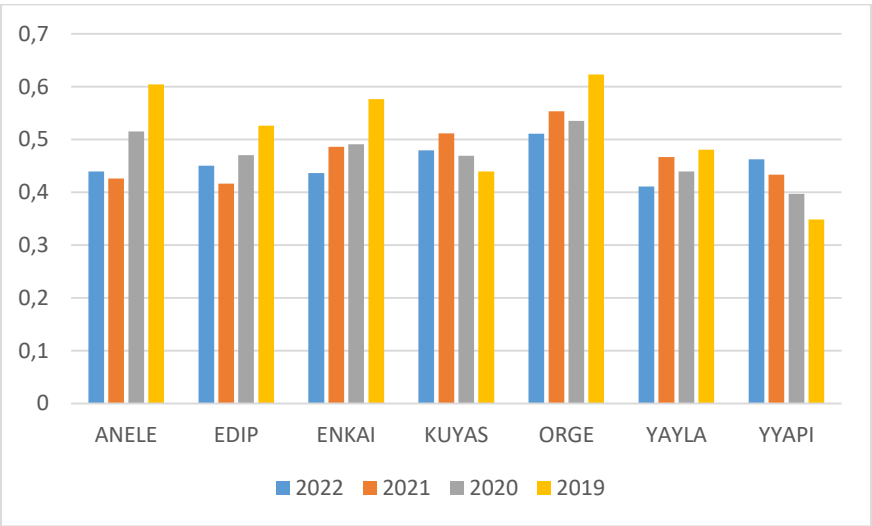
Tablo 4: TOPSIS Yöntemi ile Yıllara Göre Sonuçlar

Bist İnşaat	2019	2020	2021	2022

ANELE	0,6042312	0,5150863	0,4260769	0,4393345
EDIP	0,5260604	0,4702959	0,415994	0,450358
ENKAI	0,5764722	0,4908755	0,4857832	0,4364673
KUYAS	0,4391914	0,4688426	0,5111475	0,4791309
ORGE	0,6228545	0,5349703	0,552996	0,5106747
YAYLA	0,4807138	0,4390193	0,4665601	0,411059
YYAPI	0,3484108	0,3968495	0,4330448	0,4620807

Tablo 5: TOPSIS Yöntemi ile Yıllara Göre Firma Rankları

Bist İnşaat	2019	2020	2021	2022
ANELE	2	2	6	5
EDIP	4	4	7	4
ENKAI	3	3	3	6
KUYAS	6	5	2	2
ORGE	1	1	1	1
YAYLA	5	6	4	7
YYAPI	7	7	5	3



Şekil 1: Yıllara Göre TOPSIS Sonuç Grafiği

GRA metodu 4 kez kullanılarak her yılın karar matrisi için farklı hesaplamalar yapılmıştır. GRA yönteminde, karar matrisinde negatif veri olması herhangi bir sorun çıkarmaz. GRA yöntemi

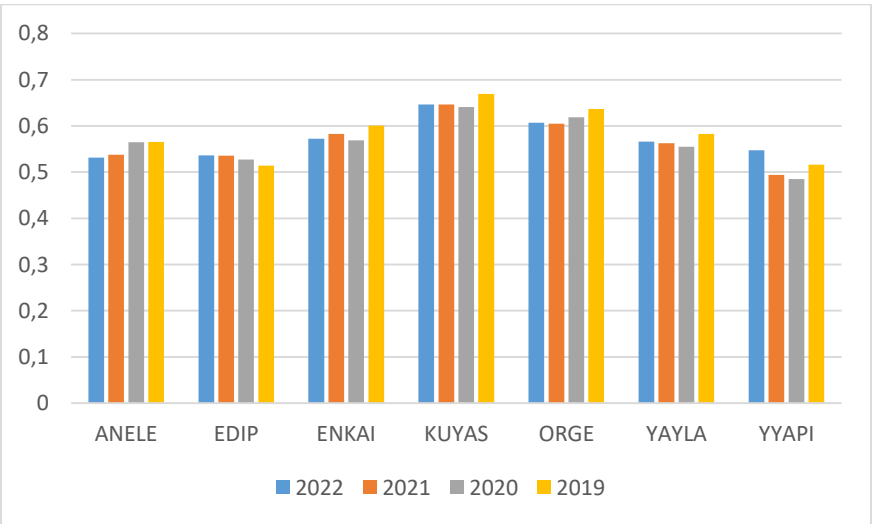
sonuçları Tablo 6'da, firma sıralamaları Tablo 7'de, grafiksel gösterimleri ise Şekil 2'de verilmiştir.

Tablo 6: GRA Yöntemi ile Yıllara Göre Sonuçlar

Bist İnşaat	2019	2020	2021	2022
ANELE	0,5651548	0,5645238	0,537459	0,5313039
EDIP	0,5138421	0,5270307	0,5356788	0,536
ENKAI	0,6008287	0,568461	0,5823431	0,5719544
KUYAS	0,6689072	0,6406705	0,6464718	0,6461278
ORGE	0,6367783	0,6184287	0,6050781	0,6066517
YAYLA	0,582506	0,5550823	0,5626377	0,5663344
YYAPI	0,5163362	0,4851614	0,4942416	0,547335

Tablo 7: GRA Yöntemi ile Yıllara Göre Firma Rankları

Bist İnşaat	2019	2020	2021	2022
ANELE	5	4	5	7
EDIP	7	6	6	6
ENKAI	3	3	3	3
KUYAS	1	1	1	1
ORGE	2	2	2	2
YAYLA	4	5	4	4
YYAPI	6	7	7	5

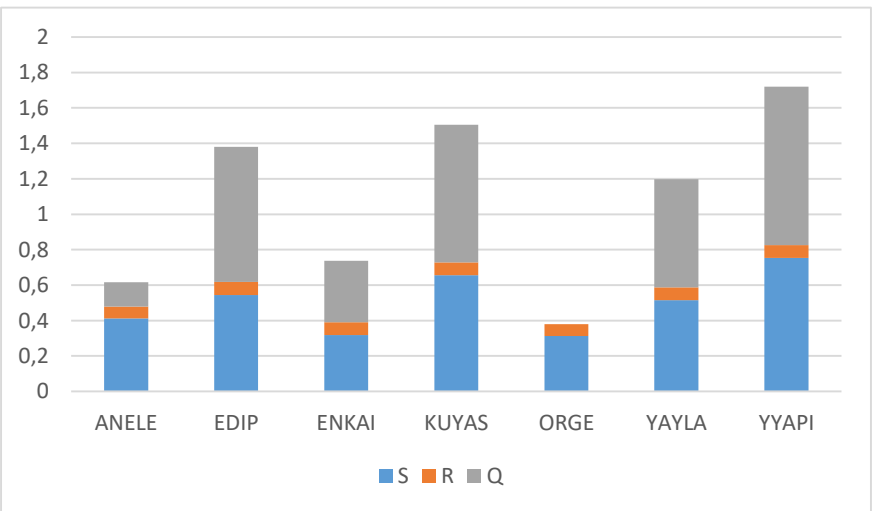


Şekil 2: Yıllara Göre GRA Sonuç Grafiği

VIKOR metodu 4 kez kullanılarak her yılın karar matrisi için farklı hesaplamalar yapılmıştır. VIKOR yönteminde, karar matrisinde negatif veri olması herhangi bir sorun çıkarmaz. Yöntemden üç farklı parametre elde edilir ve birlikte yorumlanır. Düşük olan değerler daha başarılıyı ifade eder. Her yıla ait VIKOR sonuçları(S, R, Q sıralamaları) ve grafiksel gösterimleri tablo ve şekil halinde aşağıda sırasıyla verilmiştir.

Tablo 8: VIKOR Yöntemi 2019 Sonuçları

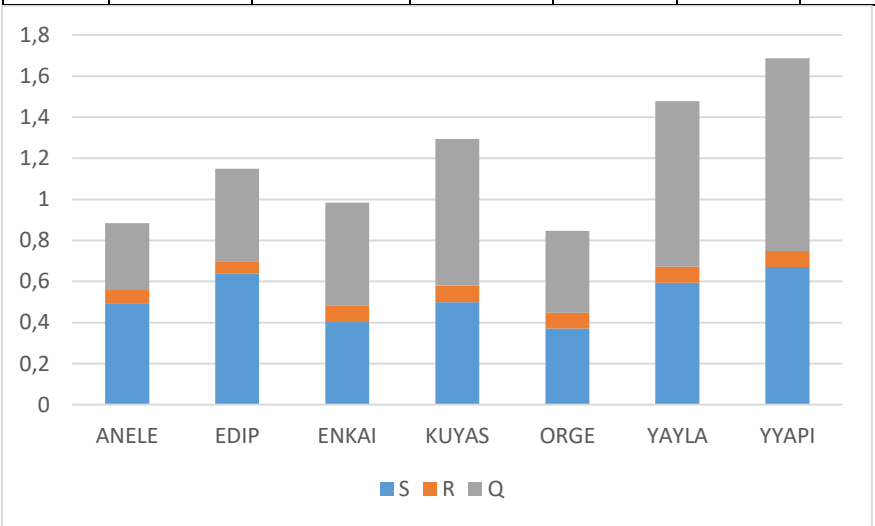
Bist İnşaat 2019	S	R	Q	S Sıralama	R sıralama	Q Sıralama
ANELE	0,4120763	0,06676834	0,1369728	3	2	2
EDIP	0,5431651	0,07442902	0,7621207	5	7	5
ENKAI	0,3180864	0,07187428	0,3475495	2	3	3
KUYAS	0,6556975	0,07261042	0,7769542	6	5	6
ORGE	0,3124972	0,0663852	0	1	1	1
YAYLA	0,5149672	0,07250526	0,6104977	4	4	4
YYAPI	0,7524004	0,07274326	0,8952139	7	6	7



Şekil 3: 2019 VIKOR Sonuç Grafiği

Tablo 9: VIKOR Yöntemi 2020 Sonuçları

Bist İnşaat 2020	S	R	Q	S Sıralama	R sıralama	Q Sıralama
ANELE	0,4945081	0,06388393	0,3255034	3	2	1
EDIP	0,6402115	0,05850354	0,4497789	6	1	3
ENKAI	0,4031198	0,07870681	0,5015627	2	6	4
KUYAS	0,4991844	0,08103865	0,7139454	4	7	5
ORGE	0,3712463	0,076487	0,3990098	1	3	2
YAYLA	0,5941211	0,07803027	0,8059551	5	4	6
YYAPI	0,6702434	0,07828734	0,938955	7	5	7

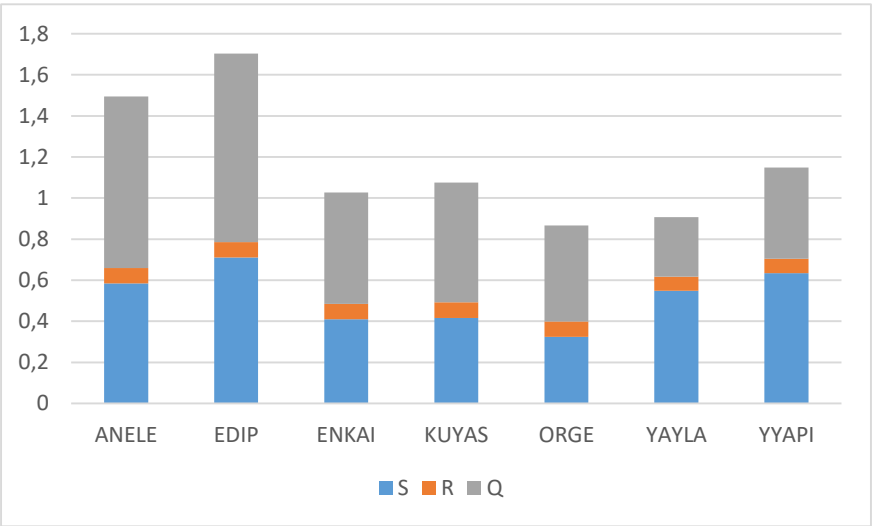


Şekil 4: 2020 VIKOR Sonuç Grafiği

Tablo 10: VIKOR Yöntemi 2021 Sonuçları

Bist İnşaat 2021	S	R	Q	S Sıralama	R sıralama	Q Sıralama
ANELE	0,5839511	0,07549331	0,8358884	5	7	6

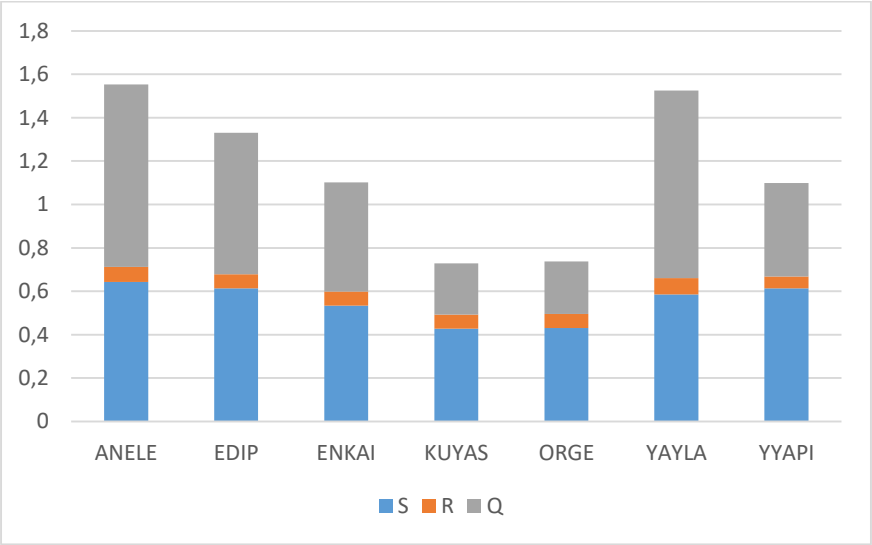
EDIP	0,711283	0,07446255	0,9176821	7	3	7
ENKAI	0,4100935	0,07462791	0,5426998	2	4	4
KUYAS	0,4167779	0,07502867	0,5833205	3	5	5
ORGE	0,3233999	0,07509402	0,4681119	1	6	3
YAYLA	0,5480932	0,06923245	0,289673	4	1	1
YYAPI	0,6343794	0,0697738	0,4441156	6	2	2



Şekil 5: 2021 VIKOR Sonuç Grafiği

Tablo 11: VIKOR Yöntemi 2022 Sonuçları

Bist İnşaat 2022	S	R	Q	S Sıralama	R sıralama	Q Sıralama
ANELE	0,6425811	0,06929266	0,8409906	7	6	6
EDIP	0,6141681	0,06418437	0,6519865	6	2	5
ENKAI	0,5337539	0,06576128	0,5021292	3	5	4
KUYAS	0,4284018	0,06489995	0,235501	1	3	1
ORGE	0,4299175	0,06509296	0,242954	2	4	2
YAYLA	0,5847912	0,07591401	0,8650899	4	7	7
YYAPI	0,6130376	0,0550934	0,4310308	5	1	3



Şekil 6: 2022 VIKOR Sonuç Grafiği

WASPAS metodu 4 kez kullanılarak her yılın karar matrisi için farklı hesaplama yapılmıştır. WASPAS yönteminde, karar matrisinde negatif veri olması sorun çıkarır. Yüksek olan değerler daha başarılıyı ifade eder. Yöntem sonuçları Tablo 12'de, firma sıralamaları Tablo 13'te, sonuç grafikleri Şekil 7'de verilmiştir.

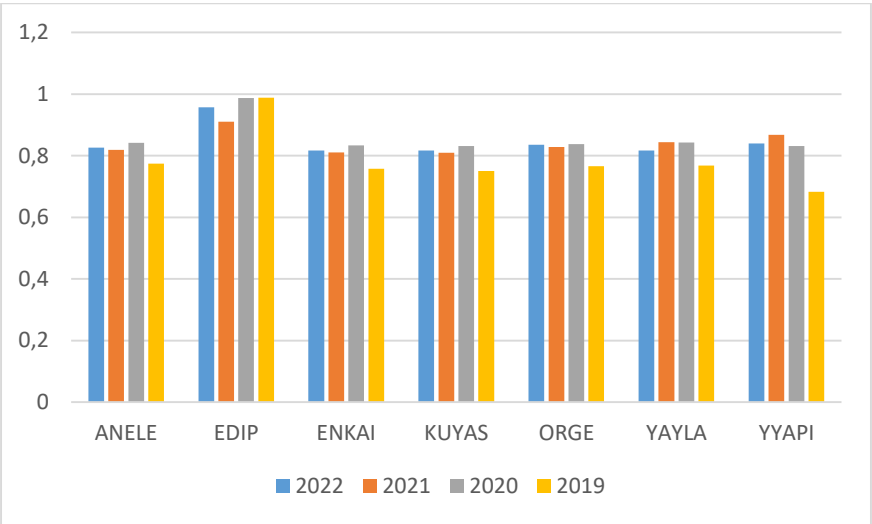
Tablo 12: WASPAS Yöntemi ile Yıllara Göre Sonuçlar

Bist İnşaat	2019	2020	2021	2022
ANELE	0,7742195	0,8420981	0,8187252	0,8259852
EDIP	0,9879871	0,9868127	0,9099433	0,9576609
ENKAI	0,757858	0,8331525	0,8107839	0,8164773
KUYAS	0,7499341	0,8314427	0,8097228	0,8166374
ORGE	0,7663433	0,8380518	0,828288	0,8352293
YAYLA	0,767862	0,8426037	0,8442095	0,817242
YYAPI	0,6829417	0,8309498	0,8677905	0,8393098

Tablo 13: WASPAS Yöntemi ile Yıllara Göre Firma Rankları

Bist İnşaat	2019	2020	2021	2022
ANELE	2	3	5	4
EDIP	1	1	1	1

ENKAI	5	5	6	7
KUYAS	6	6	7	6
ORGE	4	4	4	3
YAYLA	3	2	3	5
YYAPI	7	7	2	2



Şekil 7: Yıllara Göre WASPAS Sonuç Grafiği

SAW metodu 4 kez kullanılarak her yılın karar matrisi için farklı hesaplama yapılmıştır. SAW yönteminde, karar matrisinde negatif veri olması sorun çıkarır. Yüksek olan değerler daha başarılıyı ifade eder. Yöntem sonuçları Tablo 14'de, firma sıralamaları Tablo 15'te, sonuç grafikleri Şekil 8'de verilmiştir.

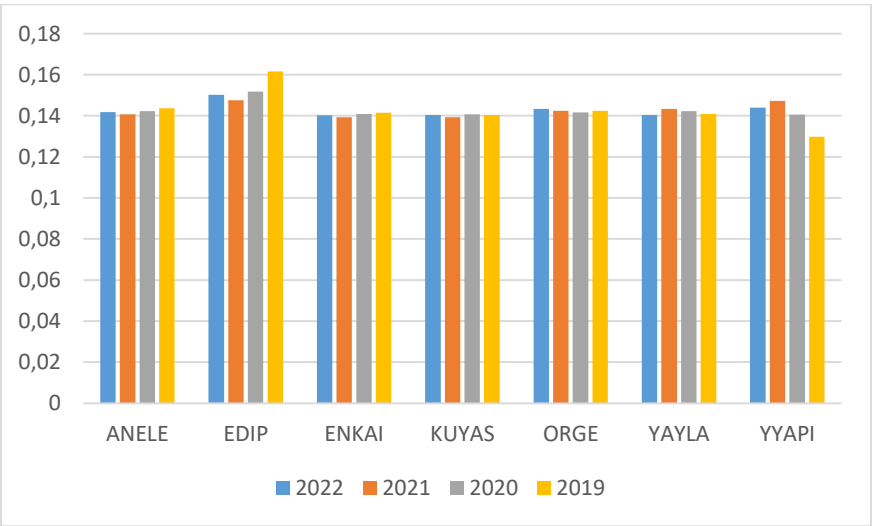
Tablo 14: SAW Yöntemi ile Yıllara Göre Sonuçlar

Bist İnşaat	2019	2020	2021	2022
ANELE	0,1436896	0,1423263	0,1407401	0,1417227
EDIP	0,1615182	0,1516979	0,1475452	0,1501944
ENKAI	0,1414135	0,1409003	0,1393602	0,1402088
KUYAS	0,1403084	0,1406566	0,1392748	0,1403065

ORGE	0,142473	0,1415717	0,1423824	0,143292
YAYLA	0,140846	0,1422763	0,1434022	0,1403457
YYAPI	0,1297513	0,140571	0,1472951	0,1439299

Tablo 15: SAW Yöntemi ile Yıllara Göre Firma Rankları

Bist İnşaat	2019	2020	2021	2022
ANELE	2	2	5	4
EDIP	1	1	1	1
ENKAI	4	5	6	7
KUYAS	6	6	7	6
ORGE	3	4	4	3
YAYLA	5	3	3	5
YYAPI	7	7	2	2



Şekil 8: Yıllara Göre SAW Sonuç Grafiği

Sonuçlar ve Öneriler

Bu çalışmada, COVID-19 pandemisi ve takip eden makroekonomik süreçte Borsa İstanbul'da (BIST) işlem gören 7 inşaat firmasının (ANELE, EDIP, ENKAI, KUYAS, ORGE, YAYLA, YYAPI) 2019-2022 yıllarını kapsayan 4 yıllık finansal performansları Çok Kriterli Karar Verme (ÇKKV) teknikleriyle bütüncül bir şekilde analiz edilmiştir. Kriter ağırlıklarının tespitinde nesnel verileri temel alan CRITIC yöntemi kullanılırken; performans sıralamalarında TOPSIS, GRA, VIKOR, WASPAS ve SAW yöntemlerinden yararlanılmıştır. Elde edilen bulgular aşağıdaki temel sonuçları ortaya koymaktadır:

1- Salgının etkilerinin en yoğun hissettirildiği 2020 ve 2021 yıllarında, incelenen inşaat şirketlerinin genel finansal performans ve likidite rasyolarında belirgin bir gerileme ve dalgalanma gözlemlenmiştir. Bu durum, uluslararası literatürde vurgulanan şantiye kısıtlamaları, tedarik zinciri kırılmaları, artan işletme maliyetleri ve nakit akışı aksamalarıyla örtüşmektedir.

2- TOPSIS ve VIKOR Yöntemleri: İdeal çözüme yakınlığı ve toplam fayda/pişmanlık dengesini esas alan bu yöntemlerde ORGE firması 2019–2021 döneminde tutarlı bir biçimde en yüksek performansı sergileyerek ilk sırada yer almıştır. 2022 yılı itibarıyla ise KUYAS üstün bir ivme yakalayarak TOPSIS ve VIKOR (Q skoru) sıralamalarında 1. sıraya yükselmiştir. GRA Yöntemi: Gri ilişkisel derecelendirme sonuçlarına göre KUYAS tüm analiz yılları (2019-2022) boyunca istikrarlı bir şekilde 1. sırada yer alırken; onu ikincil sırada ORGE ve üçüncül sırada ENKAI takip etmiştir. WASPAS ve SAW Yöntemleri: Doğrusal aditif ve ağırlıklı bileşik modelleri temel alan WASPAS ve SAW yöntemlerinde ise EDIP firması 2019-2022 yılları arasında kesintisiz olarak 1. sırada konumlanmıştır. YYAPI ise 2019-2020 yıllarında son sıralarda yer alırken, 2021 ve 2022 yıllarında performansını hızla artırarak 2. sıraya kadar yükselmiştir.

3- Finansal Yapı ve ÇKKV Hassasiyeti: Farklı ÇKKV yöntemlerinin sıralamalarında görülen varyasyonlar, yöntemlerin arka planında yatan matematiksel algoritmaların (mesafe bazlı, gri sistem teorisi, ağırlıklı toplam/çarpım modelleri) farklı finansal rasyolara (likidite, kârlılık, borçluluk, devir hızları) verdiği hassasiyetten kaynaklanmaktadır. Yüksek özkaynak kârlılığı, güçlü aktif devir hızı ve dengeli borç yapısına sahip firmaların kriz dönemlerinde daha dirençli kaldıkları somutlanmıştır.

Araştırma bulguları ışığında, inşaat sektörü uygulayıcıları, firma yöneticileri, yatırımcılar ve politika yapıcılar için geliştirilen yönetsel ve stratejik öneriler şu şekildedir:

1- Dirençli Nakit ve Likidite Yönetimi: Kriz ve belirsizlik dönemlerinde "nakit akışı yönetimi" kârlılığın önüne geçmektedir. İnşaat firmalarının işletme sermayesi yetersizliğinden kaynaklanan nakit tükenmesi (*cash burn*) riskine karşı muhafazakâr nakit oranı ve asit-test dengesi muhafaza edilmelidir. Tedarik Zinciri ve Maliyet Risklerinin Yönetimi: Pandemi sürecinde yaşanan malzeme ve navlun artışları göz önüne alınarak, projelerde dinamik maliyet ayarlama mekanizmaları, türev araçlar (hedging) ve tedarikçi çeşitlendirme stratejileri benimsenmelidir. Sermaye Yapısının İyileştirilmesi ve Borç Vadesi Uyumlaştırılması: Yüksek finansal kaldıraçla çalışan inşaat firmaları, artan faiz ve finansman maliyetleri karşısında kırılganlaşmaktadır. Borçların vade yapısının projelerin uzun vadeli hakediş ve nakit akış takvimine uygun hale getirilmesi, özkaynak yapısının güçlendirilmesi hayati önem taşımaktadır.
2- Bütüncül ve Çok Kriterli Değerlendirme: Yatırımcıların yalnızca net kâr veya ciro artışı gibi tekil göstergelere odaklanmak yerine; likidite, borçluluk, faaliyet verimliliği ve kârlılık rasyolarını bir arada değerlendiren ÇKKV bazlı analitik yaklaşımları kararlarına entegre

etmeleri önerilmektedir. Sektörel Duyarlılık ve Erken Uyarı İşaretleri: İnşaat sektörünün yüksek stok yükü ve alacak devir hızlarındaki aksamalar krizlerin ilk habercisidir. BIST'te işlem gören inşaat hisselerinin seçiminde, alacak kalitesi ve bilanço dışı yükümlülükler titizlikle incelenmelidir.

3- Yöntem ve Model Genişletmeleri: Gelecek çalışmalarda finansal oranların ağırlıklandırılmasında BWM, SWARA veya AHP gibi yöntemler CRITIC ile karşılaştırılabilir; firmanın sektörel konumlandırması için BWM-TOPSIS veya Interval-Valued (Aralık Değerli) bulanık ÇKKV modelleri uygulanabilir. Kapsam ve Zaman Genişletmesi: Analiz dönemi pandemi sonrası (2023 ve sonrası) yüksek enflasyon ve faiz ortamını da kapsayacak şekilde genişletilerek krizlerin uzun vadeli kalıcı etkileri incelenebilir.

Kaynakça

Salami, B. A., Ajayi, S. O., & Oyegoke, A. S. (2023). Tackling the impacts of Covid-19 on construction projects: an exploration of contractual dispute avoidance measures adopted by construction firms. *International journal of construction management*, *23*(7), 1196-1204.

Pamidimukkala, A., & Kermanshachi, S. (2021). Impact of Covid-19 on field and office workforce in construction industry. *Project leadership and society*, *2*, 100018.

Gamil, Y., & Alhagar, A. (2020). The impact of pandemic crisis on the survival of construction industry: a case of COVID-19. *Mediterranean Journal of Social Sciences*, *11*(4), 122-128.

Assaad, R., & El-Adaway, I. H. (2021). Guidelines for responding to COVID-19 pandemic: Best practices, impacts, and future research directions. *Journal of management in engineering*, *37*(3), 06021001.

Siraj, N. B., & Fayek, A. R. (2019). Risk identification and common risks in construction: Literature review and content analysis. *Journal of construction engineering and management*, *145*(9), 03119004.

Al-Awadhi, A. M., Alsaifi, K., Al-Awadhi, A., & Alhammadi, S. (2020). Death and contagious infectious diseases: Impact of the COVID-19 virus on stock market returns. *Journal of behavioral and experimental finance*, *27*, 100326.

Zhang, D., Hu, M., & Ji, Q. (2020). Financial markets under the global pandemic of COVID-19. *Finance research letters*, *36*, 101528.

Diakoulaki, D., Mavrotas, G., & Papayannakis, L. (1995). Determining objective weights in multiple criteria problems: The critic method. *Computers & operations research*, *22*(7), 763-770.

Jollyta, D. (2018). TOPSIS technique for selecting of property development location. *Softw. Eng*, *6*(1), 20-26.

Kuo, Y., Yang, T., & Huang, G. W. (2008). The use of grey relational analysis in solving multiple attribute decision-making problems. *Computers & industrial engineering*, *55*(1), 80-93.

Julong, D. (1989). Introduction to grey system theory. *The Journal of grey system*, *1*(1), 1-24.

Opricovic, S., Tzeng, G. H. (2004). Compromise solution by MCDM methods: A comparative analysis of VIKOR and

TOPSIS. *European journal of operational research*, *156*(2), 445-455.

Opricovic, S., Tzeng, G. H. (2007). Extended VIKOR method in comparison with outranking methods. *European journal of operational research*, *178*(2), 514-529.

Zavadskas, E. K., Turskis, Z., Antucheviciene, J., & Zakarevicius, A. (2012). Optimization of weighted aggregated sum product assessment. *Elektronika ir elektrotechnika*, *122*(6), 3-6.

Aghajani Bazzazi, A. B. B. A. S., Osanloo, M., & Karimi, B. (2011). A new fuzzy multi criteria decision making model for open pit mines equipment selection. *Asia-Pacific Journal of Operational Research*, *28*(03), 279-300.

Churchman, C. W., & Ackoff, R. L. (1954). An approximate measure of value. *Journal of the Operations Research Society of America*, *2*(2), 172-187.

Hwang, C. L., & Yoon, K. (2012). *Multiple attribute decision making: methods and applications a state-of-the-art survey*. Springer Science & Business Media.

MacCrimmon, K. R. (1968). *Decisionmaking among multiple-attribute alternatives: a survey and consolidated approach* (No. RM4823ARPA).

BÖLÜM 8

NESNELERİN İNTERNETİNDE SENSÖR TEKNOLOJİLERİ VE UYGULAMALARI

ÖZGE TAŞ[1]
RABİA YUMUŞAK[2]

Giriş

Bir serada sulamanın zamanlanması, bir hastanın nabzının izlenmesi ve bir üretim hattında arızanın erken fark edilmesi farklı uzmanlık alanlarına ait sorunlardır. Bununla birlikte, bu uygulamaların hepsi fiziksel bir olayın yeterli nitelikte ölçülebilmesine dayanır. Sensörler, ortamla sayısal sistem arasındaki bu ilişkiyi kurar. Nesnelerin İnterneti (Internet of Things, IoT) ise ölçümün başka cihazlara, veri işleme hizmetlerine ve karar süreçlerine taşınmasını sağlar. Güncel sensör literatüründe bu birliktelik, algılama elemanının yanında donanım, iletişim ve işlem yeteneklerinin de değerlendirilmesini gerektiren bir sistem tasarımı sorunu olarak ele alınmaktadır (Abdulhussain et al., 2025).

[1] Öğr. Gör., Kastamonu Üniversitesi, Çatalzeytin Meslek Yüksekokulu, Bilgisayar Teknolojileri Bölümü, Orcid: 0000-0001-7220-5054
[2] Öğr. Gör., Sivas Cumhuriyet Üniversitesi, Cumhuriyet Sosyal Bilimler Meslek Yüksekokulu, Veri Tabanı, Ağ Tasarımı Ve Yönetimi Bölümü, Orcid: 0000-0002-0257-939X

Uygulamada benzer veri akışları oldukça farklı bilgi ihtiyaçlarına karşılık gelebilir. Toprak nemindeki saatlik değişimle bir rulmanın titreşimindeki kısa süreli bozulmayı izlemek, aynı örnekleme düzeniyle mümkün olmayabilir. Sağlık izlemede ise hareket sırasında oluşan bir sinyal bozukluğu, gerçek bir fizyolojik değişimle karıştırılabilir. Ölçümün hangi olayı temsil ettiği ve verinin hangi karara dayanak olacağı açıklığa kavuşmadan yapılan sensör seçimi, sonraki aşamalarda giderilmesi güç sorunlar doğurur. (Boginski et al., 2011)

Son yıllardaki araştırmalar, verinin sürekli olarak uzak sunuculara gönderildiği mimarilerden, işlemenin bir bölümünün sensörde veya sensöre yakın donanımda yürütüldüğü yapılara da yönelmektedir. Bu yaklaşım veri taşıma yükünü azaltma potansiyeli taşır. Ancak sensör sürüklenmesi, donanım farklılıkları ve kısıtlı bellek gibi sorunlar yerel işlemenin de sınırlarını belirler (Baek et al., 2025). Dolayısıyla daha gelişmiş bir algoritmanın varlığı, ölçüm zincirinin fiziksel özelliklerini inceleme gereğini ortadan kaldırmaz.

Sensörleri yalnızca adlarına veya kullanım alanlarına göre sıralamak, uygulayıcıya sınırlı bir karşılaştırma olanağı verir. Aynı büyüklük farklı mekanizmalarla ölçülebilir. Benzer biçimde, aynı mekanizmaya dayanan iki eleman ölçüm aralığı, çevre dayanımı ve enerji ihtiyacı bakımından birbirinden ayrılabilir. Bu bölümün amacı, söz konusu farklılıkların nedenlerini açıklamak ve bunları IoT tasarımındaki seçimlerle ilişkilendirmektir.

Bu amaçla önce algılama ve ölçüm zinciri açıklanmakta, ardından sınıflandırma ölçütleri uygulama örnekleriyle tartışılmaktadır. Bölümün sonunda sunulan Çok Boyutlu Sensör Sınıflandırma ve IoT Uygunluk Çerçevesi, literatürdeki ölçüm ve işletim ölçütlerini ortak bir değerlendirme sırasına yerleştirir. Buradaki katkı, yeni bir sensör teknolojisi veya deneysel olarak doğrulanmış bir model önermekten çok, farklı ölçütler arasında

gerekçeli karar vermeyi kolaylaştıran bir kavramsal sentez sunmaktır.

Bu bölüm, sensör teknolojilerini temel ölçüm ilkeleri ile uygulama gereksinimleri arasında ilişki kurarak inceleyen anlatısal bir derlemedir.

Sensör Teknolojilerinin Temelleri

Sensörün Tanımı ve Temel İşlevleri

Sensör, ölçülen olgudan doğrudan etkilenen algılama bileşenidir. Bir sıcaklık algılayıcısında bu etki direnç değişimi olarak, bir basınç elemanında ise mekanik deformasyon üzerinden ortaya çıkabilir. Algılama elemanının verdiği yanıt, okuma devresi ve ölçüm modeli aracılığıyla fiziksel büyüklükle ilişkilendirilir. Uluslararası metroloji sözlüğündeki sensör ve ölçüm transdüseri tanımları, ölçümün bu farklı aşamalarını ayırt etmek için yararlıdır (Joint Committee for Guides in Metrology [JCGM], 2012).

IoT sisteminde ölçüm değerinin anlamı, kayıtla birlikte taşınan bilgilere de bağlıdır. Sıcaklık olduğu belirtilmeyen veya ölçüm zamanı bilinmeyen “25” değeri, karar vermek için yetersizdir. Birim, konum, zaman ve cihaz kimliği fiziksel ölçümü kullanılabilir veriye dönüştüren bağlamı oluşturur. Bu bağlam eksik olduğunda, çok sayıda gözlem bulunması verilerin karşılaştırılabilir olmasını sağlamaz.

Sensör Transdüser ve Aktüatör Kavramları

Transdüser, giriş büyüklüğünü belirli bir ilişkiyle başka bir çıkış büyüklüğüne dönüştürür. Sensör terimi, ölçülen ortamla doğrudan etkileşimi vurgular. Aktüatör ise bir komutu hareket, ısı veya akış gibi fiziksel bir etkiye çevirir (Fraden, 2016). Bu ayrım, izleme ile kontrol arasındaki farkı da açıklar. Bir serada sıcaklığın

kaydedilmesi izleme işleviyken, ölçüme bağlı olarak havalandırma motorunun çalıştırılması bir kontrol sürecidir.

Kapalı çevrim uygulamada ölçümün yeterince hızlı ve güvenilir olması, kararın uygun zamanda üretilmesi ve aktüatörün beklenen yanıtı vermesi ile birlikte önem kazanır. Bu halkalardan birindeki gecikme, diğer bileşenler uygun çalışsa bile kontrolün niteliğini düşürebilir. Bu nedenle sensör özellikleri, denetlenecek sürecin davranışından ayrı düşünülemez.

Algılama Elemanı ve Sinyal Dönüştürme

Algılama, hedef büyüklüğün bir malzeme veya yapıda oluşturduğu değişimle başlar. Elektrot yüzeyindeki bir kimyasal etkileşim potansiyel ya da akım üretirken, esneyen bir diyaframın hareketi elektriksel kapasiteyi değiştirebilir. Biyosensörlerde tanıma işlevini üstlenen enzim, antikor veya başka bir biyolojik yapı ile bu etkileşimi okunabilir sinyale dönüştüren bölüm farklı görevler yapar (Baranwal et al., 2022).

Gerçek bir ölçümde çıkış genellikle yalnızca hedef değişkene bağlı değildir. Sıcaklık, nem veya girişim yapan kimyasal türler de yanıtı etkileyebilir. Bu durumda algılayıcının duyarlılığı kadar seçiciliği de sorgulanır. Yardımcı sensörler ve düzeltme modelleri bazı etkileri azaltabilir, ancak modelin geliştirildiği ortamla kullanım ortamı arasındaki farkların ayrıca değerlendirilmesi gerekir.

Sinyal Koşullandırma Yükseltme ve Filtreleme

Algılama elemanından çıkan sinyal çoğu zaman doğrudan işlenmeye uygun değildir. Sinyal koşullandırma devresi bu çıkışı yükseltir, okuma devresiyle uyumlu hâle getirir ve ilgilenilen frekans aralığını sınırlar. Örneğin direnç köprüsündeki küçük fark geriliminin okunmasında yükseltecin kazancı kadar ofseti ve ortak mod davranışı da sonucu etkiler. Mekanik sensörlerin arayüzleri bu nedenle algılama elemanıyla birlikte ele alınır (Reverter, 2024).

Filtre seçiminin dayanağı ölçülmek istenen olaydır. Sinyaldeki hızlı değişimleri bastırmak sıcaklık izlemede uygun olabilirken, aynı işlem titreşim verisindeki bir arıza belirtisini silebilir. Filtreleme ayrıca gecikme getirir. Bu iki etki birlikte düşünüldüğünde, daha düzgün görünen bir sinyalin her zaman daha fazla ölçüm bilgisi taşımadığı anlaşılır.

Analog Dijital Dönüşüm

Analog-dijital dönüştürücü (ADC), sinyali belirli zaman aralıklarında örnekler ve genliğini sonlu sayıda düzeyle temsil eder. Temel bantta bant sınırlı bir sinyalin yeniden oluşturulabilmesi için örnekleme frekansı, korunacak en yüksek frekansın iki katını aşmalıdır. Gerçek devrede analog filtrenin geçiş bandı da hesaba katılır. ADC girişindeki örtüşme önleyici filtre, ölçüm bandı dışındaki bileşenlerin sayısallaştırılan veriye yanlış frekanslarla yansımasını sınırlar (Kester, 2008).

ADC'nin bit sayısı, bütün sistemin doğruluğu olarak yorumlanamaz. Sensör gürültüsü, referans kararlılığı ve kazanç hataları kullanılabilir çözünürlüğü sınırlar. Örnekleme hızını artırmak da her uygulamada yarar sağlamaz. Gereksiz yere üretilen örnekler işlem, depolama ve haberleşme yükünü artırır. Bu yüzden dönüştürücü seçimi, fiziksel olayın zamansal özellikleriyle birlikte yapılır.

Kalibrasyon Ölçüm Belirsizliği ve Statik Dinamik Karakteristikler

Kalibrasyon, belirli koşullarda cihaz göstergeleri ile referans değerler arasındaki ilişkiyi belirler. Ayarlama ise cihazın yanıtını değiştiren ayrı bir işlemdir (JCGM, 2012). Bir düzeltme uygulandıktan sonra da sonuçta belirsizlik kalır. JCGM'nin 2023 tarihli kılavuzu, ölçüm sonucunun değer ve ona eşlik eden belirsizlikle birlikte değerlendirilmesini vurgular. Belirsizliğin uygun biçimde açıklanması, farklı ölçümlerin karşılaştırılması ve bir

sonucun belirli bir karar için yeterli olup olmadığının anlaşılması bakımından önemlidir (JCGM, 2023).

Statik özellikler arasında duyarlılık, tekrarlanabilirlik, çözünürlük, doğrusallık ve histerezis yer alır. Dinamik özellikler ise sensörün değişen girişe ne hızla yanıt verdiğini gösterir. Durağan koşullarda yeterli bulunan bir sensör, kısa süreli bir olayı izleyemeyebilir. Bu ayrım özellikle titreşim, nabız dalgası ve hızlı basınç değişimlerinde belirginleşir (Fraden, 2016).

Güncel araştırmalarda kullanım sırasında değişen sensör davranışının küçük modellerle düzeltilmesi de incelenmektedir. Cardoni ve arkadaşları (2024), Mikroelektromekanik sistemler (MEMS) eylemsizlik sensörlerinde zamana bağlı kalibrasyon kaybını, nicemlemeyi dikkate alarak eğitilmiş küçük sinir ağlarıyla telafi etmeyi araştırmıştır. Çalışmanın sentetik yaşlanma verisi ile ısıl zorlanma altında toplanan veriyi birlikte kullanması dikkate değerdir. Yine de bu tür sonuçlar, her sensörde ve her yaşlanma koşulunda kendiliğinden geçerli olacak bir kalibrasyon çözümü olarak görülmemelidir.

Sensörlerin Sınıflandırılması

Sensörler; malzeme cinsi ve üretim teknolojisi, giriş büyüklüğü, çıkış sinyali, besleme gerilimi ihtiyacı, çalışma prensibi, uygulama alanı, gelişim dönemi ve algılama şekli bakımından sınıflandırılmaktadır. Bu sınıflandırma, sensörlerin yapısal ve işlevsel özelliklerinin sistematik biçimde değerlendirilmesine olanak tanımakta ve uygulama gereksinimlerine uygun sensör seçimine temel oluşturmaktadır. Sensörlerin özelliklerine göre sınıflandırılması Şekil 1'de verilmiştir.

Şekil 1: *Sensörlerin özelliklerine göre sınıflandırılması*



Kaynak: Abdulhussain ve ark. (2025)

Ölçülen Büyüklüğe Göre Fiziksel Kimyasal ve Biyolojik Sensörler

Fiziksel sensörler sıcaklık, basınç, hareket ve ışık gibi büyüklükleri ölçer. Kimyasal sensörler bir türün derişimi veya ortam bileşimiyle ilişkili analitik bilgi üretir. Biyosensörlerde ise tanıma sürecine biyolojik bir öğe katılır. Kullanım alanı ile algılama mekanizması aynı sınıflandırma ölçütü değildir. İnsan üzerinde kullanılan bir sıcaklık sensörü fiziksel bir sensör olarak kalırken, bir enzim elektrodu biyolojik tanıma ile elektrokimyasal dönüştürmeyi bir araya getirir (Baranwal et al., 2022).

Giyilebilir platformlardaki güncel eğilim, bu ölçüm türlerini aynı cihazda buluşturmaktır. Mahato ve arkadaşları (2024), biyofiziksel ve biyokimyasal sinyalleri birlikte izleyen hibrit sistemleri ele almaktadır. Böylece sensör sınıfları arasında kesin sınırlar çizmektense, her bileşenin hangi bilgiyi hangi etkileşim yoluyla ürettiğini açıklamak daha işlevsel bir yaklaşım haline gelmektedir.

Algılama Mekanizmasına Göre Sensörler

Rezistif sensörlerde hedef büyüklük direnci değiştirir. Gerinim ölçerler ve piezorezistif elemanlar mekanik etkileri bu yolla izler. Kapasitif sensörlerde elektrotlar arasındaki uzaklık, alan veya dielektrik özellik değişir. Piezoelektrik yapılarda ise mekanik yük elektriksel yük oluşturur. Bu son mekanizma, yük kaçakları nedeniyle uzun süreli durağan ölçümlerden çok dinamik kuvvet ve titreşim ölçümlerine uygundur (Reverter, 2024).

Endüktif sensörler bobin ve manyetik devre etkileşiminden yararlanır. Hall etkisine veya manyetodirence dayalı sensörlerde ise manyetik alanın elektriksel yanıtı okunur. Optik algılamada ışığın şiddeti, soğurulması ya da uçuş süresi ölçülen büyüklükle ilişkilendirilir. Termoelektrik elemanlar sıcaklık farkından gerilim üretir. Elektrokimyasal sensörlerde bilgi potansiyel, akım veya

empedans üzerinden elde edilebilir. Bu mekanizmaların IoT içindeki kullanımını karşılaştıran güncel derlemeler, seçimin ölçüm hedefi kadar malzeme ve işletim koşullarına da bağlı olduğunu göstermektedir (Abdulhussain et al., 2025).

Aynı uygulama için birden fazla mekanizma uygun görünebilir. Bu noktada temel soru en büyük sinyalin hangi elemanda üretildiği değil, istenen bilginin kullanım ortamında hangi yöntemle daha kararlı elde edilebildiğidir. Örneğin kirlenmeye açık bir ortamda yüzeyin temizlenebilmesi veya değiştirilebilmesi, başlangıç duyarlılığından daha belirleyici olabilir.

Çıkış Sinyaline Göre Analog Dijital ve Frekans Tabanlı Sensörler

Analog çıkışta bilgi çoğunlukla gerilim veya akım genliğiyle taşınır. Dijital çıkışlı bir sensörde sayısallaştırma ve bazı düzeltmeler paket içinde yapılır. Frekans veya darbe çıkışında ise büyüklük periyot, darbe sayısı ya da görev oranı üzerinden okunabilir. Bu sınıflar birbirini her durumda dışlamaz. Frekans bilgisi de sayısal bir sayaçla işlenebilir (Abdulhussain et al., 2025).

Arayüzün dijital olması, fiziksel ölçümdeki hataları ortadan kaldırmaz. Tasarım açısından değişen, bazı işlevlerin sensörün içine taşınmasıdır. Özellikle çoklu sensör sisteminde verinin güncellenme hızı ve örnekleme zamanı bilinmelidir. Denetleyicinin hızlı okuma yapması, sensörün aynı hızda yeni ölçüm ürettiği anlamına gelmeyebilir.

Enerji Gereksinimine Göre Sensörler

Termoelektrik ve piezoelektrik elemanlar ölçülen etkileşimden elektriksel çıkış üretebilir. Direnç ve kapasite değişimiyle çalışan elemanların okunmasında ise genellikle harici uyarım kullanılır. Buradaki ayrım algılama mekanizmasına

ilişkindir. Kablosuz bir düğümün yükselteci, işlemcisi ve haberleşme birimi ayrıca enerji tüketir.

Citroni ve arkadaşlarının (2024) derlemesi, düşük güçlü devre tasarımı ile enerji hasadının birlikte ele alınmasının önemini ortaya koymaktadır. Ortamdan enerji elde etmek çalışma süresini uzatabilir, ancak kaynağın kesintili oluşu depolama ve güç yönetimi gerektirir. Bir tarım düğümünün günlük enerji dengesi hesaplanırken sensörün nominal akımından daha fazlası gerekir. Ölçüme hazırlanma, veri işleme ve iletim süreleri de bu hesabın parçasıdır.

Ölçüm Biçimine Göre Temaslı ve Temassız Sensörler

Temaslı ölçüm, algılama elemanının hedefle doğrudan etkileşmesine dayanır. Bu etkileşim ısı alışverişi, mekanik yükleme veya yüzey koşulları nedeniyle ölçülen olayı da etkileyebilir. Temassız yöntemlerde ise erişim kolaylığına karşılık görüş hattı, yansıma ve çevre koşulları gibi etkenler ortaya çıkar. Ulaşım sensörlerinin karşılaştırıldığı çalışmalar, aynı hedefin farklı koşullarda farklı algılama yöntemleriyle daha iyi izlenebildiğini göstermektedir (Qian et al., 2025).

Bu ayrımın sağlık izlemede de somut karşılığı vardır. Deriye temas eden optik bir algılayıcının yerleşimi, ölçümün sürekliliğini ve sinyal niteliğini etkiler. Khalili ve arkadaşlarının (2024) fotopletismogram (PPG) çalışması, parmak ve bilek kayıtlarında yerleşim ve sinyal kalitesinin performansı değiştirdiğini göstermiştir. Temas biçimi bu bakımdan yalnızca mekanik bir tasarım ayrıntısı değildir.

Entegrasyon Düzeyine Göre Geleneksel MEMS Akıllı ve Ağ Bağlantılı Sensörler

Geleneksel algılama elemanı ayrı bir okuma devresiyle çalışabilir. MEMS ise mekanik yapıların mikro ölçekte üretilmesini sağlar. Akıllı sensör tanımı, yerel sayısallaştırma, düzeltme, durum

değerlendirmesi veya işlem yeteneğini anlatır. MEMS üretim biçimini, akıllılık ise işlevi ifade ettiği için bu iki özellik aynı anlama gelmez (Hou et al., 2023).

İşlem yeteneğinin sensöre yaklaşması entegrasyon tartışmasını genişletmiştir. Baek ve arkadaşları (2025), sensörün içinde yapılan hesaplama ile sensöre yakın ayrı birimde yapılan hesaplamayı ayırmaktadır. İlki algılama ve belirli işlemleri aynı yapıda birleştirirken, ikincisi algılama ile işlem arasındaki veri taşıma mesafesini kısaltır. Bu tasarımlar enerji ve gecikme açısından olanaklar sunsa da donanım değişkenliği ve sınırlı bellek, uygulanabilirliği etkileyen sorunlar arasındadır.

Sensörlerin IoT Uygulamaları

Akıllı Tarımda Toprak Nemi, Sıcaklık, pH ve Işık

Tarımsal üretimde sensör verisinin değeri, ölçümle yetiştirme kararı arasında kurulan ilişkiye bağlıdır. Toprak nemi sulama için, sıcaklık ve ışık ise bitkinin içinde bulunduğu mikroiklimin anlaşılması için veri sağlar. pH ölçümü, kök bölgesindeki kimyasal koşulların değerlendirilmesine katkıda bulunur. Soussi ve arkadaşları (2024), akıllı sensörler ile veri işleme yöntemlerinin hassas tarımda birlikte düşünülmesini bu nedenle öne çıkarmaktadır.

Toprak neminde tek bir sayının neyi temsil ettiği açık olmalıdır. Hacimsel su içeriği ile suyun toprakta tutulma koşulları farklı ölçüm hedefleridir. Ayrıca tek noktadaki kayıt, bütün tarlayı temsil etmeyebilir. Yerleşim derinliği ve noktaların dağılımı, sensörün seçilmesi kadar önem taşır. Sulamanın bu bilgiye göre düzenlenmesi de bitkinin gelişim dönemi ve hava koşullarıyla birlikte değerlendirilir.

Güncel bitki sensörleri, toprak ve mikroiklim gözlemlerinin yanına bitkinin kendi fizyolojik durumuna ilişkin verileri eklemektedir. Esnek yapılar, mikro ve nano ölçekli algılayıcılar bu

araştırma alanını genişletmiştir (Zhang et al., 2025). Ancak bu teknolojilerin tanıtılması, her koşulda belirli bir verim artışı sağladıkları anlamına gelmez. Üretim sürecinin hasat öncesinden depolamaya uzanan aşamalarında bağlantı ve veri bütünleşmesi sorunları sürmektedir (Kasera et al., 2024).

Akıllı Şehirlerde Hava Kalitesi Gürültü ve Trafik

Şehirlerde sensörler, çevresel koşulların ve hareketliliğin mahalleler, sokaklar ve kavşaklar arasındaki farklılıklarını ortaya koyabilir. Düşük maliyetli hava sensörleri daha sık gözlem yapılmasına olanak tanırken, bu yoğunluk beraberinde kalibrasyon ve veri denetimi ihtiyacını getirir. Nalakurthi ve arkadaşları (2024), çevresel koşulların ve sensör sürüklenmesinin hava ve su izleme sistemlerinde göz ardı edilemeyecek etkilerini tartışmaktadır.

Gürültü izlemede mikrofonun ürettiği sinyalin, tanımlı bir ölçüm süresi ve frekans ağırlıklandırmasıyla akustik göstergeye dönüştürülmesi gerekir. Trafikte ise araç sayısı, akış hızı ve yolculuk süresi farklı bilgi ihtiyaçlarıdır. Bir kamera veya radarın kullanılabilirliği, hangi göstergenin üretileceğine ve sensörün nereye yerleştirildiğine bağlı olarak değişir. Bu nedenle şehir ölçeğinde algılama, cihaz yerleştirmenin yanında bir örnekleme ve gösterge tasarımı sorunudur.

Farklı kurumların ürettiği verileri birleştirmek de ayrı bir güçlük oluşturur. IoT ve siber fiziksel sistemler üzerine yapılan incelemelerde birlikte çalışabilirlik, veri analitiği ve güvenlik ortak uygulama sorunları olarak ele alınmaktadır (Chui et al., 2023). Özellikle ses ve görüntüde, karar için gerekli özet bilgiyi yerelde üretmek kişisel verinin dolaşımını azaltabilir. Bu tercihin algılama başarısı üzerindeki etkisi de değerlendirmeye katılmalıdır.

Sağlıkta ECG, PPG, Sıcaklık ve Hareket

Elektrokardiyografi (ECG) kalbin elektriksel etkinliğini, fotopletismografi (PPG) ise dokudaki kan hacmi değişimlerinin optik etkisini izler. Bu sinyaller farklı olayları temsil eder. Birlikte kullanıldıklarında zamansal ilişkiler ve tamamlayıcı özellikler üzerinden yeni göstergeler üretilebilir. Rathnayake ve arkadaşlarının (2026) derlemesi, ECG ve PPG füzyonunun kalp hızı ve kalp hızı değişkenliğinin izlenmesi, stres değerlendirmesi ve kan basıncı kestirimi gibi alanlarda araştırıldığını göstermektedir. Buradaki araştırma potansiyeli ile klinik olarak doğrulanmış kullanım aynı düzeyde değerlendirilmemelidir.

Sıcaklık ve hareket ölçümleri, fizyolojik kaydın yorumlanmasına yardımcı olur. Örneğin egzersiz sırasında bozulan PPG sinyalini hareket verisiyle birlikte değerlendirmek, gerçek değişim ile artefaktın ayrılmasını kolaylaştırabilir. Hibrit giyilebilir platformların biyofiziksel ve biyokimyasal verileri birlikte toplaması da bu bağlamı genişletmektedir (Mahato et al., 2024).

Sinyal niteliğinin etkisi deneysel çalışmalarda açıkça görülmektedir. Khalili ve arkadaşları (2024), 31 sağlıklı gönüllüde arteriyel oklüzyon benzetimi kullanarak PPG tabanlı durum belirlemeyi incelemiş, yerleşim ve kalite seçiminin sonuçları değiştirdiğini göstermiştir. Çalışma gerçek ani kalp durması olaylarını değerlendirmediği için bulguları doğrudan klinik tanı başarısı olarak yorumlamak uygun değildir. Sağlık sensörlerinde cihaz, kullanıcı ve kullanım koşulu farklılıklarını içeren doğrulama, algoritmanın geliştirilmesi kadar önem taşır.

Şekil 2, PPG yaklaşımının gündelik bir ölçüm cihazındaki karşılığını göstermektedir. Ekrandaki değerler fotoğrafa aittir ve klinik değerlendirme amacı taşımaz.

Şekil 2.*PPG temelli ölçüme örnek parmak tipi oksimetre*



Not. Fotoğraf, optik ölçümün cihaz düzeyindeki bir örneğidir. (2010), Wikimedia Commons. CC BY-SA 3.0 (https://creativecommons.org/licenses/by-sa/3.0/).

Endüstri 4.0 ve Akıllı Fabrikalarda Titreşim, Akım ve Sıcaklık

Bir makinenin titreşimi mekanik davranışına, çektiği akım elektriksel yüke, sıcaklığı ise termal koşullara ilişkin bilgi verir. Bu gözlemler birlikte ele alındığında arızaya giden değişimlerin izlenmesi mümkün olabilir. Ancak aynı makinenin farklı yüklerdeki olağan davranışı da önemli ölçüde değişir. Arıza belirtisinin değerlendirilmesi bu nedenle çalışma koşuluna ilişkin bilgi gerektirir.

Tsallis ve arkadaşları (2025), makine öğrenmesine dayalı kestirimci bakım çalışmalarında veri heterojenliği, sınıf dengesizliği ve saha doğrulaması sorunlarını öne çıkarmaktadır. Laboratuvar veri kümesinde yüksek başarı sağlayan bir modelin fabrikada aynı başarıyı kendiliğinden göstereceği varsayılamaz. Sensörün montajı,

örnekleme bandı ve bakım kayıtlarının niteliği bu aktarımı etkiler. Özellikle arızanın seyrek görüldüğü sistemlerde, yanlış alarmın bakım ekibine getirdiği yük de model değerlendirmesinin parçasıdır.

Endüstriyel IoT'de Küçük Makine Öğrenimi (TinyML) yaklaşımı, küçük modellerin kısıtlı kaynaklara sahip cihazlarda çalıştırılmasına dayanır. Güncel sistematik derlemede titreşim ve hareket verisinin durum izleme uygulamalarında yaygın kullanıldığı, buna karşılık enerji ve bellek raporlamasında ortak değerlendirme ölçütlerinin eksik kaldığı belirtilmektedir (Alharthi et al., 2026). Dolayısıyla yerel tanı yeteneği kadar, uygulamanın ne kadar kaynak tükettiği ve bakım sürecine nasıl bağlandığı da açıklanmalıdır.

Akıllı Evlerde PIR Gaz Duman ve Sıcaklık

Pasif kızılötesi (PIR) algılayıcı, görüş alanındaki kızılötesi ışınım değişimlerine duyarlıdır. Hareket algılamada yararlı olmakla birlikte, uzun süre hareketsiz kalan bir kişinin varlığını her durumda belirleyemez. Gaz, duman ve karbonmonoksit algılama da farklı hedeflerdir. Bu işlevlerin ortak bir "güvenlik sensörü" adı altında değerlendirilmesi, hangi olayın gerçekten izlendiğini belirsizleştirebilir (Fraden, 2016).

Akıllı evde hareket, kapı ve sıcaklık kayıtları aydınlatma veya iklimlendirmeyi düzenlemek için birleştirilebilir. Alarm uygulamalarında ise yerel uyarı ile uzaktan bildirim farklı işlevler üstlenir. Bağlantı kesildiğinde yalnızca buluta dayalı bir bildirimin kullanılamayacağı tasarımda hesaba katılır. Kullanıcı açısından cihazın bakım ve güncelleme gereksinimlerinin anlaşılır olması da işletim sürekliliğine katkı sağlar.

Uzun kullanım ömrü, ürün desteğini sensör seçiminin bir parçası yapar. NIST'in 2026 tarihli rehberi, IoT ürünlerinde güvenlik gereksinimlerinin tasarım sırasında belirlenmesini ve ürünün piyasaya sunulmasından sonra da desteklenmesini ele almaktadır

(Fagan et al., 2026). Bu yaklaşım, ev içindeki sensörü bağlı olduğu uygulama ve hizmetlerle birlikte değerlendirmek için yararlıdır.

Çevresel İzlemede Karbondioksit Partikül Madde ve Su Kalitesi

Çevresel izlemede hedefin açık tanımı, veri yorumunun başlangıç noktasıdır. Karbondioksit, partikül madde ve diğer gazlar farklı değişkenlerdir. Tek bir sensörün çıktısıyla bütün hava kalitesini açıklamak mümkün değildir. Düşük maliyetli sistemler gözlem ağını genişletebilir, ancak çapraz duyarlılık, çevresel etkiler ve zamanla değişen yanıt nedeniyle düzenli kontrol gerektirir (Nalakurthi et al., 2024).

Makine öğrenmesi, hava sensörlerinde kalibrasyon ve kalite kontrolü için giderek daha fazla kullanılmaktadır. Kim ve Moon (2025), bu alandaki çalışmaları kalibrasyon, anomali belirleme ve sürüklenmenin ele alınması bakımından incelemektedir. Modelin aynı istasyondaki verilere iyi uyum sağlaması, başka mevsim veya bölgelerde de geçerli olduğunu göstermez. Zaman bakımından ayrılmış test verileri ve farklı ortamlarla yapılan sınamalar, pratik kullanıma ilişkin daha güçlü kanıt sunar.

Su kalitesinde pH, sıcaklık, iletkenlik, bulanıklık ve çözünmüş oksijen farklı süreçlere ilişkin göstergelerdir. IoT ağları bu ölçümleri uzaktan toplamaya yardımcı olur (Singh & Walingo, 2024). Bununla birlikte, bir kirleticinin başka parametrelerden modelle kestirilmesi ile doğrudan ölçülmesi arasında fark vardır. Özellikle mikrobiyolojik değerlendirmede, uygun görünen fizikokimyasal değerlerden hareketle bütün risklerin ortadan kalktığı sonucuna varılamaz. Sensör verisi, araştırılan kirleticiye uygun doğrulama yöntemleriyle ilişkilendirilmelidir.

Çok parametreli bir su kalitesi sondası, farklı fiziksel ve kimyasal büyüklüklerin aynı ölçüm noktasında izlenebilmesini somutlaştırmaktadır (Şekil 3). Fotoğraf sensör bileşenlerini göstermekte, iletişim altyapısını göstermemektedir.

Şekil 3.*Su kalitesinin izlenmesinde kullanılan çok parametreli ölçüm sondası*



Not. Sondanın uç görünümü farklı ölçüm elemanlarını birlikte göstermektedir.Fotoğraf: Sarah Mahanic, USGS (2022). Kamu malıdır. Kaynak: https://www.usgs.gov/media/images/water-quality-sondejpg

Ulaşımda LiDAR Radar Ultrasonik ve IMU

Ulaşım sistemlerinde kamera çevrenin görsel içeriğini, LiDAR geometrik yapısını, radar ise mesafe ve bağıl hız bilgisini sağlayabilir. Ultrasonik algılama yakın çevrede, eylemsizlik ölçüm birimi (IMU) ise ivme ve açısal hızın izlenmesinde kullanılır. Bu bileşenleri birlikte kullanmanın gerekçesi, her birinin farklı koşullarda sınırlı kalmasıdır. Güncel füzyon araştırmaları bu tamamlayıcılığı ortak bir çevre temsiline dönüştürmeye çalışmaktadır (Qian et al., 2025).

Şekil 4'te görülen servis aracı, LiDAR algılamasının gerçek bir ulaşım platformuna entegrasyonunu örneklemektedir. Birden fazla algılayıcıdan elde edilen bilgilerin nasıl birleştirileceği, aracın çalışma ortamına ve güvenlik gereksinimlerine bağlıdır.

Şekil 4.*LiDAR sensörüyle donatılmış otonom servis aracı*



Kaynak: Velodyne Lidar Inc. (2019), Wikimedia Commons. CC BY-SA 4.0 (https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/).

Birleştirme öncesindeki zaman ve koordinat eşleştirmesi sonuç üzerinde doğrudan etkilidir. İki sensörde farklı anlara ait gözlemlerin eşleştirilmesi, hareketli bir nesnenin konumunun yanlış yorumlanmasına yol açabilir. IMU'daki ofset ve ölçek değişimleri de hareket kestirimini etkiler. Yerel düzeltme modelleri bu sorunun bir bölümünü ele alsa da geçerlilikleri kullanılan veri ve referans koşullarıyla sınırlıdır (Cardoni et al., 2024).

Güncel modellerde kuş bakışı ortak gösterimler ve dikkat mekanizmaları öne çıkmaktadır. Buna karşılık alan değişimi, hesaplama gecikmesi ve yorumlanabilirlik sorunları sürmektedir (Qian et al., 2025). Bu nedenle tek bir veri kümesindeki sıralama,

bütün yol ve hava koşullarında güvenilirlik göstergesi olarak alınamaz.

Sonuç

Sensör teknolojilerindeki gelişmeler, algılama elemanlarının küçülmesinin ötesinde, ölçümle işlemenin daha yakın bütünleşmesini de kapsamaktadır. Güncel çalışmalar çoklu sensör kullanımını, yerel yapay zekâyı ve düşük enerji tüketimini farklı uygulamalarda araştırmaktadır. Bu gelişmelerin pratik değeri ise fiziksel ölçümün kullanım ortamında ne kadar kararlı sürdürülebildiğiyle birlikte anlaşılabilir.

Bölümde ele alınan uygulamalar, ölçüm amacının tasarımın başlangıcında açıkça tanımlanmasının önemini ortaya koymaktadır. Sensörün neyi ölçtüğü, hangi etkiler altında değiştiği ve verisinin hangi karara dayanak olduğu birlikte bilindiğinde sınıflandırma, doğrudan bir seçim aracına dönüşür. Kalibrasyon, zaman eşleştirmesi, haberleşme ve bakım da bu kararın devamıdır.

Önerilen değerlendirme yaklaşımı, uygulamanın zorunlu koşullarını sağlayan seçenekler arasında gerekçeli karşılaştırma yapılmasını amaçlamaktadır. Farklı sektörlerden elde edilecek saha verileri, ölçütlerin hangi koşullarda daha belirleyici olduğunu sınamak için kullanılabilir. Gelecek çalışmalar açısından önemli bir ihtiyaç, laboratuvar başarımı ile uzun süreli kullanım arasındaki ilişkinin daha açık raporlanmasıdır. Bu ilişki kurulduğunda, sensör teknolojilerinin sunduğu olanaklarla kullanım sınırları aynı çerçevede değerlendirilebilir.

Kaynakça

Abdulhussain, S. H., Mahmmod, B. M., Alwhelat, A., Shehada, D., Shihab, Z. I., Mohammed, H. J., Abdulameer, T. H., Alsabah, M., Fadel, M. H., Ali, S. K., Abbood, G. H., Asker, Z. A., & Hussain, A. (2025). A comprehensive review of sensor technologies in IoT: Technical aspects, challenges, and future directions. *Computers, 14*(8), Article 342. https://doi.org/10.3390/computers14080342

Alharthi, S., Rashid, M., & Aljabri, M. (2026). TinyML in industrial IoT: A systematic review of applications, system components, and methodologies. *Sensors, 26*(8), Article 2550. https://doi.org/10.3390/s26082550

Baek, Y., Bae, B., Shin, H., Sonnadara, C., Cho, H., Lin, C.-Y., Mu, Y., Shen, C., Shah, S., Wang, G., & Lee, K. (2025). Edge intelligence through in-sensor and near-sensor computing for the artificial intelligence of things. *npj Unconventional Computing, 2*, Article 25. https://doi.org/10.1038/s44335-025-00040-6

Baranwal, J., Barse, B., Gatto, G., Broncova, G., & Kumar, A. (2022). Electrochemical sensors and their applications: A review. *Chemosensors, 10*(9), Article 363. https://doi.org/10.3390/chemosensors10090363

Boginski, V. L., Commander, C. W., Pardalos, P. M., & Ye, Y. (Eds.). (2011). *Sensors: theory, algorithms, and applications*. Springer Science & Business Media.

Cardoni, M., Pau, D. P., Rezaei, K., & Mura, C. (2024). Inertial measurement unit self-calibration by quantization-aware and memory-parsimonious neural networks. *Electronics, 13*(21), Article 4278. https://doi.org/10.3390/electronics13214278

Chui, K. T., Gupta, B. B., Liu, J., Arya, V., Nedjah, N., Almomani, A., & Chaurasia, P. (2023). A survey of Internet of Things and cyber-physical systems: Standards, algorithms, applications, security, challenges, and future directions. *Information, 14*(7), Article 388. https://doi.org/10.3390/info14070388

Citroni, R., Mangini, F., & Frezza, F. (2024). Efficient integration of ultra-low power techniques and energy harvesting in self-sufficient devices: A comprehensive overview of current progress and future directions. *Sensors, 24*(14), Article 4471. https://doi.org/10.3390/s24144471

Fagan, M., Megas, K. N., Cuthill, B., Marron, J., & Hoehn, B. (2026). *Foundational cybersecurity activities for IoT product manufacturers* (NIST IR 8259 Rev. 1). National Institute of Standards and Technology. https://doi.org/10.6028/NIST.IR.8259r1

Fraden, J. (2016). *Handbook of modern sensors: Physics, designs, and applications* (5th ed.). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-19303-8

Hou, K. M., Diao, X., Shi, H., Ding, H., Zhou, H., & de Vaulx, C. (2023). Trends and challenges in AIoT/IIoT/IoT implementation. *Sensors, 23*(11), Article 5074. https://doi.org/10.3390/s23115074

Joint Committee for Guides in Metrology. (2012). *International vocabulary of metrology—Basic and general concepts and associated terms (VIM)* (3rd ed., JCGM 200:2012). https://doi.org/10.59161/JCGM200-2012

Joint Committee for Guides in Metrology. (2023). *Guide to the expression of uncertainty in measurement—Part 1: Introduction* (JCGM GUM-1:2023). https://doi.org/10.59161/JCGMGUM-1-2023

Kasera, R. K., Gour, S., & Acharjee, T. (2024). A comprehensive survey on IoT and AI based applications in different pre-harvest, during-harvest and post-harvest activities of smart agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture, 216*, Article 108522. https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.108522

Kester, W. (2009). What the Nyquist criterion means to your sampled data system design. *Analog Devices*, *2009*, 1-12. https://www.analog.com/media/en/training-seminars/tutorials/mt-002.pdf

Khalili, M., Lingawi, S., Hutton, J., Fordyce, C. B., Christenson, J., Shadgan, B., Grunau, B., & Kuo, C. (2024). Detecting cardiac states with wearable photoplethysmograms and implications for out-of-hospital cardiac arrest detection. *Scientific Reports, 14*, Article 23185. https://doi.org/10.1038/s41598-024-74117-w

Kim, Y.-H., & Moon, S.-H. (2025). Machine learning-based quality control for low-cost air quality monitoring: A comprehensive review of the past decade. *Atmosphere, 16*(10), Article 1136. https://doi.org/10.3390/atmos16101136

Mahanic, S. (2022, Mayıs). Water quality sonde.jpg [Fotoğraf]. U.S. Geological Survey. https://www.usgs.gov/media/images/water-quality-sondejpg

Mahato, K., Saha, T., Ding, S., Sandhu, S. S., Chang, A.-Y., & Wang, J. (2024). Hybrid multimodal wearable sensors for comprehensive health monitoring. *Nature Electronics, 7*(9), 735–750. https://doi.org/10.1038/s41928-024-01247-4

Nalakurthi, N. V. S. R., Abimbola, I., Ahmed, T., Anton, I., Riaz, K., Ibrahim, Q., Banerjee, A., Tiwari, A., & Gharbia, S. (2024). Challenges and opportunities in calibrating low-cost environmental sensors. *Sensors, 24*(11), Article 3650. https://doi.org/10.3390/s24113650

Qian, H., Wang, M., Zhu, M., & Wang, H. (2025). A review of multi-sensor fusion in autonomous driving. *Sensors, 25*(19), Article 6033. https://doi.org/10.3390/s25196033

Rathnayake, C., Chen, W., Jayawickrama, S., & Lai, D. (2026). Physiological monitoring applications of wearable multimodal fusion systems based on ECG and PPG: A comprehensive review. *Sensors, 26*(11), Article 3477. https://doi.org/10.3390/s26113477

Reverter, F. (2024). A tutorial on mechanical sensors in the 70th anniversary of the piezoresistive effect. *Sensors, 24*(11), Article 3690. https://doi.org/10.3390/s24113690

Singh, Y., & Walingo, T. (2024). Smart water quality monitoring with IoT wireless sensor networks. *Sensors, 24*(9), Article 2871. https://doi.org/10.3390/s24092871

Soussi, A., Zero, E., Sacile, R., Trinchero, D., & Fossa, M. (2024). Smart sensors and smart data for precision agriculture: A review. *Sensors, 24*(8), Article 2647. https://doi.org/10.3390/s24082647

Thinkpaul. (2010, 20 Ekim). FingertipPulseOximeter300C2.jpg [Fotoğraf]. Wikimedia Commons. https://commons.wikimedia.org/wiki/File:FingertipPulseOximeter300C2.jpg

Tsallis, C., Papageorgas, P., Piromalis, D., & Munteanu, R. A. (2025). Application-wise review of machine learning-based predictive maintenance: Trends, challenges, and future directions. *Applied Sciences, 15*(9), Article 4898. https://doi.org/10.3390/app15094898

Velodyne Lidar Inc. (2019, 2 Ekim). Velodyne Lidar Autonomous Shuttle [Fotoğraf]. Wikimedia Commons. https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Velodyne_Lidar_Autonomous_Shuttle.jpg

Zhang, F., Li, D., Li, G., & Xu, S. (2025). New horizons in smart plant sensors: Key technologies, applications, and prospects. *Frontiers in Plant Science, 15*, Article 1490801. https://doi.org/10.3389/fpls.2024.1490801

BÖLÜM 9

UYDU GÖRÜNTÜSÜ VERİ SETLERİNDE BENZERLİK TESPİTİ İÇİN HİBRİT SİSTEM

MUSTAFA KURÇ[1]
AYHAN İSTANBULLU[2]

Giriş

Gelişen uzaktan algılama teknolojileriyle birlikte, farklı kaynaklardan elde edilen uydu görüntülerinin hacmi ve çeşitliliği muazzam bir artış göstermiştir. Bu durum, görüntü veri setleri içinde yer alan benzer kısımların, ortak alanların ve örtüşen bölgelerin geleneksel yöntemlerle tespit edilmesini zaman ve maliyet açısından oldukça zorlaştırmaktadır. Klasik bilgisayarlı görü yaklaşımları, büyük arama uzaylarında yüksek hesaplama maliyeti yaratırken; tek başına derin öğrenme yaklaşımları ise pikseller arası hassas geometrik doğrulamada yetersiz kalabilmektedir.

Bu çalışmada; uydu görüntülerinden oluşan veri setindeki görüntü ikilileri arasında otonom benzerlik ve ortak alan tespiti gerçekleştiren, derin öğrenme mimarileri ile klasik bilgisayarlı görü

[1] Yüksek Lisans Öğrencisi, Balıkesir Üniversitesi,Bilgisayar ve Bilişim Mühendisliği Anabilim Dalı, Orcid: 0009-0002-3319-1184
[2] Prof. Dr., Balıkesir Üniversitesi,Bilgisayar ve Bilişim Mühendisliği Anabilim Dalı, Orcid: 0000-0002-7066-4238

algoritmalarının hibrit entegrasyonuna dayalı bir sistem geliştirilmiştir. Çalışmanın temel amacı, arama uzayını derin öğrenmeyle optimize edip, nihai eşleşmeyi geometrik algoritmalarla doğrulayarak ölçekten bağımsız bir görüntü benzerlik sistemi sunmaktır.

Uydu görüntülerinin elde edilmesinde Google Earth Engine (Gorelick et al., 2017) bulut tabanlı coğrafi analiz platformu kullanılmıştır. Görüntüler, Copernicus Sentinel-2 Surface Reflectance Harmonized (S2_SR_HARMONIZED) veri kümesinden (European Space Agency, 2025) Google Earth Engine API aracılığıyla temin edilmiştir. Veri kümesi çalışma bölgesi, tarih aralığı (01.06.2025–01.09.2025) ve bulutluluk oranı (%5'in altında) kriterlerine göre filtrelenmiş, ardından medyan bileşik görüntü oluşturulmuştur. Son olarak kırmızı (B4), yeşil (B3) ve mavi (B2) bantları kullanılarak RGB görüntüler oluşturulmuştur. İstanbul/Marmara Bölgesi referans alınarak (başlangıç: 41.0082° K, 29.0100° D) coğrafi olarak $0.054°$ enlem, $0.072°$ boylam adımıyla 40×50 boyutlarında düzenli bir ızgara (grid) ağı oluşturulmuştur. Bu ızgara üzerinden belirlenen 2.000 farklı koordinat noktasının her birinden iki farklı ölçekte (yakın ve uzak görünüm) olmak üzere toplam 4.000 adet görüntü üretilmiş ve veri kümesine kaydedilmiştir.

Bu doğrultuda, ImageNet (Deng et al., 2009) ile önceden eğitilmiş ResNet50 derin öğrenme modeli (He et al., 2016) bu veri seti üzerinden Google Colab (Google, 2026a) ortamında, transfer öğrenme (transfer learning) ve ince ayar (fine-tuning) süreçlerine tabi tutulmuştur. Modelin eğitiminde sınıflandırma gücünden ziyade, modelin veri tabanındaki görüntülere ait ölçekten bağımsız öznitelik vektörlerini öğrenmesi amaçlanmıştır. Modelin vektör çıkarıcı özelliği, klasik bilgisayarlı görü algoritmalarıyla hibrit kullanılarak web tabanlı bir benzerlik bulma uygulaması geliştirilmiştir.

Literatür Özeti ve Temel Kavramlar

Görüntü işleme literatüründe benzerlik tespiti için klasik RGB farkı tespiti ve SSIM gibi algoritmaların kullanıldığı çalışmalar bulunmaktadır (Kurç et al., 2026); Bu yöntemler, basit bilgisayarlı görü görevlerinde hesaplama yükü açısından avantajlı olsalar da görüntüler arasında ortak alanların ve benzerliklerin bulunması çalışmalarında atmosferik etkiler, sensör gürültüleri ve zamansal aydınlatma değişimleri nedeniyle görüntülerin doğrudan kıyaslanmasında yetersiz kalmaktadır. Bu yaklaşımların temel kısıtı; görüntüler arasında çözünürlük (ölçek), rotasyon (açı) veya belirgin aydınlatma farkları meydana geldiğinde, benzerlik skorlarının doğruluğunun önemli ölçüde azalmasıdır.

Klasik SSIM (Yapısal Benzerlik İndeksi) (Wang et al., 2004), piksel değerlerinin mutlak farklarına odaklanmak yerine; görüntünün parlaklık, kontrast ve yapısal bileşenlerini ayrıştırarak inceler. Bu sebeple SSIM, aydınlatma ve parlaklık değişimlerine karşı geleneksel piksel tabanlı yöntemlere göre daha yüksek doğruluk gösterir. Ancak SSIM, hala piksellerin uzamsal dizilimine ve global hizalamaya bağımlı (intensity-based) bir metriktir. Bu durum, görüntüler arasında ölçekleme (scale), rotasyon (rotation) veya bakış açısı (affine) gibi değişiklikler meydana geldiğinde SSIM'in benzerlik skorlarında düşüşlere yol açmaktadır. Bu sebeple SSIM; SIFT gibi görüntünün geometrisinden bağımsız, yerel ve invariant (değişmez) öznitelik noktalarını (keypoints) temel alan özellik tabanlı algoritmaların gerisinde kalmaktadır.

Bu zafiyetler, modern sistemlerde piksel kaymalarından ve ölçek değişimlerinden bağışık özellik tabanlı bilgisayarlı görü algoritmalarının ve derin öznitelik uzaylarının (deep feature spaces) kullanılması gerekliliğini ortaya koymuştur. SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) algoritması (Lowe, 2004), görüntüdeki belirgin köşeleri ve yapısal kilit noktaları (keypoints) tespit edip, ölçek ve açı farklılıklarını başarılı bir şekilde tolere edebilmektedir. Ancak

görüntüler eşleştirilirken, SIFT algoritması doku farklılıklarını yanlış yorumlayarak hatalı eşleşmeler üretebilmektedir. Bu sorunu aşmak ve sadece doğru geometrik bağları korumak için RANSAC (Random Sample Consensus) algoritması (Fischler & Bolles, 1981) kullanılmaktadır. RANSAC, SIFT'in bulduğu eşleşme noktaları arasından rastgele alt kümeler seçerek iki görüntü arasında homografi matrisi kurmaya çalışır. Bu geometrik modele uymayan yalancı eşleşmeleri filtreleyerek, görüntüler arasındaki doğru eşleşmeleri korur.

Önceden eğitilmiş ResNet50 (Residual Networks) gibi modeller, pikselleri veya lokal köşeleri tek tek incelemek yerine görüntünün genel semantik yapısını anlayarak onu çok boyutlu tek bir özellik vektörüne (embedding) sıkıştırabilmektedir.

Literatürdeki bu iki farklı yöntemin (klasik bilgisayarlı görü ve derin öğrenme) birleştirilmesine dayanan hibrit sistemler bulunmaktadır (Hamzehei et al., 2023; Zhao et al., 2021). Bu çalışmada söz konusu yaklaşıma benzer olarak, uydu görüntülerinde benzerlik ve ortak alan tespiti problemlerine, derin öğrenme ve geleneksel bilgisayarlı görü yöntemlerini birleştiren hibrit bir çözüm getirilmektedir.

Metodoloji ve Sistem Mimarisi

Geliştirilen sistemin çalışma mekanizması üç temel aşamadan oluşmaktadır:

1. **Arama Uzayının Daraltılması (Kaba Filtreleme):** İnce ayar sürecine tabi tutulan derin öğrenme modelinin öznitelik çıkarıcı kabiliyetinden yararlanılarak, veri tabanındaki uydu görüntüleri için 2048 boyutlu öznitelik vektörleri üretilmektedir. Çalışma esnasında veri tabanından bir görüntü seçildiğinde bu seçilen görüntünün öznitelik vektörleri ve diğer görüntülerin vektörleri arasında kosinüs benzerlikleri hesaplanarak bu

görüntüye en benzer olmaya aday/en fazla ortak alan barındıran diğer 5 görüntü filtrelenir. Bu sayede, aynı kaynaktan gelen büyük verinin doğrusal ($1 \rightarrow N$) arama karmaşıklığı ortadan kaldırılır.

2. **Öznitelik Noktalarının Tespiti ve Geometrik Doğrulama (Hassas Arama):** Seçilen aday görüntüler üzerinde SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) (Lowe, 2004) algoritması çalıştırılarak ölçek ve piksel değişimlerinden bağımsız anahtar noktalar saptanmaktadır. Ardından, RANSAC (Random Sample Consensus) (Fischler & Bolles, 1981) algoritması ile bu noktalar arasında bir Homografi Matrisi kurulmakta, konumsal ve geometrik tutarlılık doğrulanarak aykırı değerler (outliers) elenmektedir.
3. **Görselleştirme ve Arayüz Entegrasyonu:** Geometrik doğrulamadan başarıyla geçen ve kaynak görüntüyle en büyük ortak alanı barındıran optimum görüntü tespit edilerek, iki görüntü arasındaki ortak alanın sınırları hesaplanmakta; ortak bölgeler bir sınırlayıcı kutu (bounding box) ile işaretlenerek web arayüzü üzerinden kullanıcıya sunulmaktadır.

Geliştirilen web tabanlı uygulama kullanıcıya üç farklı opsiyon sunmaktadır:

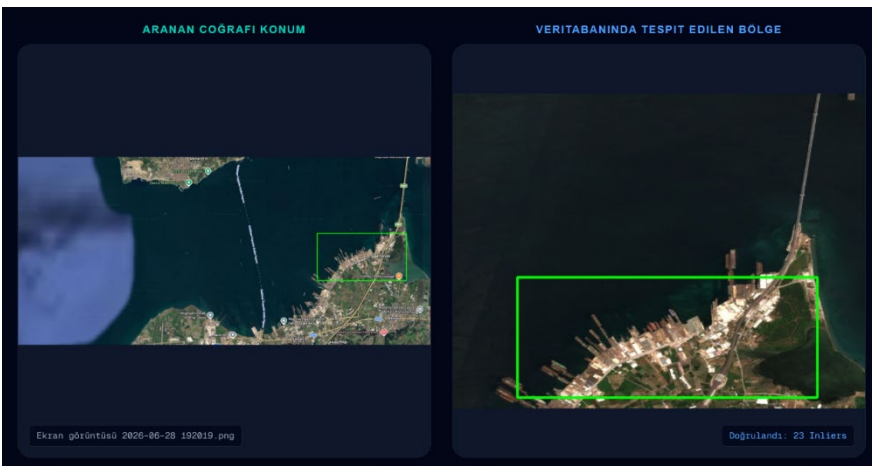
a. **Mod 1 (Hibrit Arama Modu):** Veri tabanından seçilen bir görüntünün, derin öğrenme ve SIFT&RANSAC filtrelerinden geçirilerek, bu görüntü ile en çok ortak alan barındıran başka bir görüntünün otomatik bulunması.

b. **Mod 2 (Dış Kaynaktan Gelen Harita Görüntüsünün Veri Tabanındaki Karşılığının Bulunması):** Google Haritalar (Google, 2026b) gibi harici platformlardan ekran görüntüsü (screenshot) olarak alınan (veri

tabanındaki uydu görüntülerinin kapsadığı sınırlar dahilinde olmak kaydıyla) bir girdinin sisteme dinamik olarak yüklenmesiyle, anlık öznitelik çıkarımı yapılarak veri tabanındaki en iyi eşleşen karşılığı arasında ortak alanlarının tespitinin yapılması ve ortak sınırların dinamik olarak işaretlenmesi.

c. **Mod 3 (Klasik SIFT&RANSAC Modu):** Kullanıcının veri tabanından manuel olarak seçeceği herhangi iki görüntü arasında derin öğrenme modeli ile kaba filtreleme aşaması devre dışı bırakılarak doğrudan SIFT&RANSAC algoritmaları ile ortak alan belirlemesi yapılması.

Resim 1: Google Haritalar'dan Yüklenen Bir Ekran Görüntüsünün Veri Tabanındaki Karşılığının Bulunduğu Bir Örnek



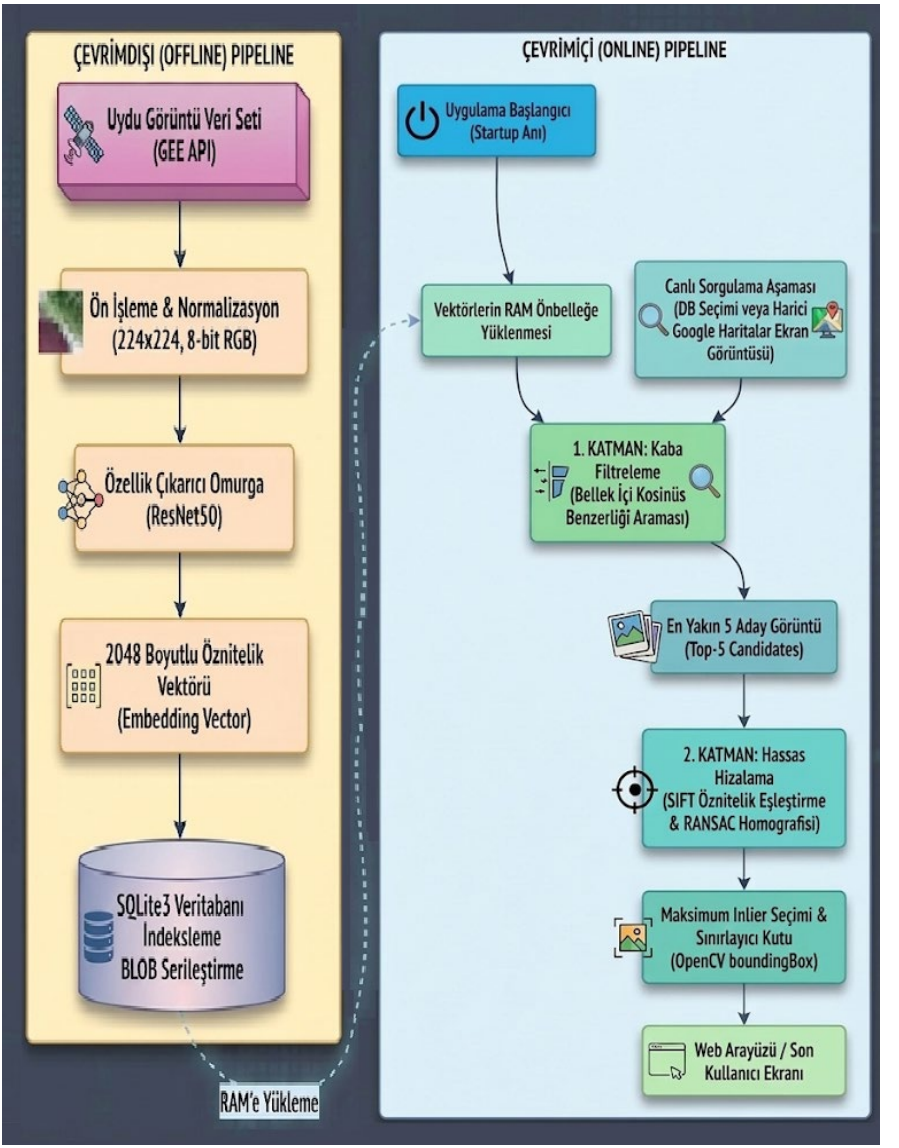
Kaynak: Geliştirilen uygulamadan alınan ekran görüntüsüdür.

Sistem Mimarisi ve Yöntem

4000 uydu görüntüsü üzerinde yerel öznitelik tabanlı veya derin öğrenme modelleriyle gerçek zamanlı çıkarım (real-time inference) yapmak yüksek hesaplama maliyeti doğurmaktadır. Bu kısıtı aşmak amacıyla; çevrimdışı öznitelik indeksleme ve çevrimiçi hiyerarşik

sorgulama olmak üzere iki aşamalı hibrit bir sistem mimarisi kurgulanmıştır.

Şekil 1: Sistem Akış Diyagramı



Kaynak: Google Gemini kullanılarak oluşturulmuştur.

Çevrimdışı Veri Hazırlığı ve İndeksleme Hattı

Google Earth Engine (GEE) üzerinden elde edilen 600×600 çözünürlüğündeki 16-bit GeoTIFF uydu görüntüleri, Min-Max normalizasyonu ile 8-bit biçimine dönüştürülmüş ve ilk üç bandı alınarak RGB renk uzayına aktarılmıştır. 224×224 boyutuna ölçeklenen görüntüler, ImageNet (Deng et al., 2009) dağılımına göre normalize edilerek derin ağ girdisine hazır hale getirilmiştir.

Ön işlemeden geçen görüntüler, ölçekten bağımsız öznitelik çıkarımı için ince ayar (fine-tuning) yapılmış ResNet50 mimarisine beslenmiştir. Ağın küresel ortalama havuzlama katmanından elde edilen 2048 boyutlu anlamsal öznitelik vektörleri (embeddings) çıkarılmıştır. Elde edilen vektörler ile sıkıştırılmış ham görüntüler, ikili veri (BLOB) formatında SQLite3 (Gaffney et al., 2022) veritabanına indekslenerek vektör tabanlı bir arama havuzu oluşturulmuştur.

Hibrit Benzerlik Sistemi

Çalışma zamanındaki arama performansı, kaba filtreleme ve hassas geometrik doğrulama adımlarından oluşan iki katmanlı bir mekanizmayla sağlanmaktadır. Ortak alan tespiti yapılan bölgeler OpenCV (Bradski, 2000) tabanlı sınırlayıcı kutu (bounding box) koordinatlarıyla çerçevelenir ve görsel sonuçlar kullanıcıya aktarılır.

Web Arayüzü Sistemi

- Arka Yüz (Backend): Algoritmik iş yükü, bellek içi vektör önbellekleme ve model çıkarımları Python (Python Software Foundation, 2026) tabanlı FastAPI (Lathkar, 2023) çatısı altında servis edilmiştir.
- Ön Yüz (Frontend): Kullanıcı deneyimi, analitik metriklerin takibi ve eşleşen alanların anlık görselleştirilmesi Next.js (Vercel, 2026), React (Meta Open Source, 2026), TypeScript (Microsoft, 2026) ve

TailwindCSS (Tailwind Labs, 2026) kullanılarak geliştirilen bir gösterge paneli üzerinden sağlanmaktadır.

Bulgular

4000 imajlık veri havuzunun çevrimdışı indekslenmesi (prepare_db.py), FastAPI backend servisinin ayağa kaldırılması (main.py) ve performans testlerinin gerçekleştirildiği yerel donanım altyapısı; Windows 11 Home Single Language 64-bit işletim sistemine, AMD Ryzen 7 5800H (~3.2GHz, 16 CPUs) işlemciye, 16 GB RAM (16384 MB) bellek bileşenine ve işlemciye entegre AMD Radeon(TM) Graphics grafik işlem birimine sahiptir.

Sistem performansını ölçmek adına, her üç operasyonel mod 10'ar örnekle test edilmiş ve her birinde derin öğrenme ve SIFT&RANSAC doğrulamasının çalışma zamanları hesaplanarak ortalamaları alınmış, bu ortalama süreler Tablo 1'de sunulmuştur.

Tablo 1: Operasyonel Uygulama Modlarının Ortalama Zaman Maliyeti

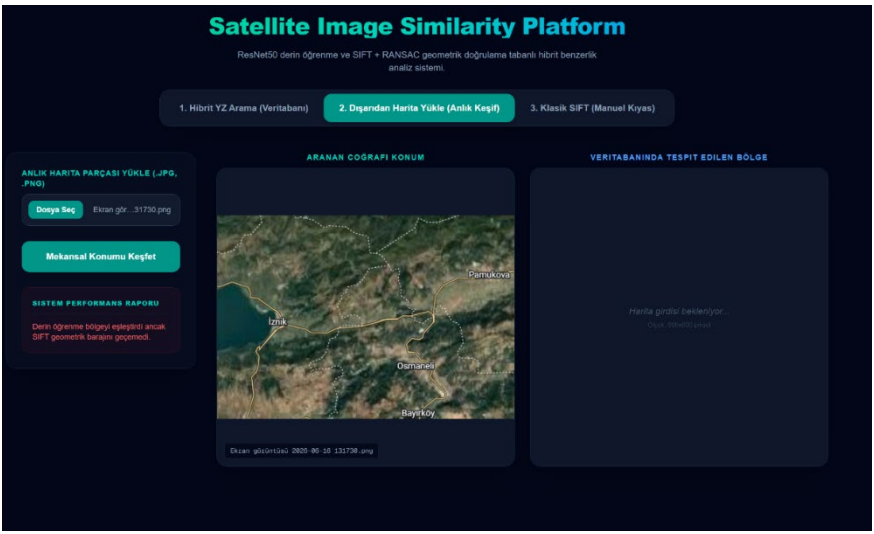
Operasyonel Mod Tanımı	**Çağrılan Backend Endpoint Yapısı**	**Kaba Filtreleme/Model İnferans Süresi**	**Hassas Arama (SIFT+RANSAC) Süresi**	**Toplam Yanıt Süresi**
Mod 1: Hibrit Yapay Zeka Modu	/hybrid_search	100.88 ms	1952.82 ms	2053.7 ms
Mod 2: Harici Harita Entegrasyonu	/search_by_uploaded_image	603.72 ms	2483.00 ms	3086.72 ms
Mod 3: Klasik SIFT Modu	/analyze	-	415.48 ms	415.48 ms

Kaynak: Yazarlar tarafından oluşturulmuştur

Tablo 1'de gösterilen bulgular, derin öğrenme tabanlı kaba filtreleme katmanının (Mod 1 ve Mod 2), sistemi veri havuzunun geneli ölçeğinde ne kadar büyük bir hesaplama yükünden ve zamansal darboğazdan kurtardığının en somut mühendislik ispatıdır. Mod 3 senaryosunda iki imaj arasındaki tekil kıyaslama süresi (415.48 ms) düşük görünse de, sistemin 4000 imajlık veri havuzunun tamamında derin öğrenme katmanı olmaksızın klasik SIFT algoritmasıyla doğrusal arama ($O(N)$ karmaşıklığında) yapmaya zorlanması durumunda toplam işlem süresi teorik olarak 4000×415.48 ms ≈ 1662 saniye (yaklaşık 27.7 dakika) seviyesine ulaşacaktır.

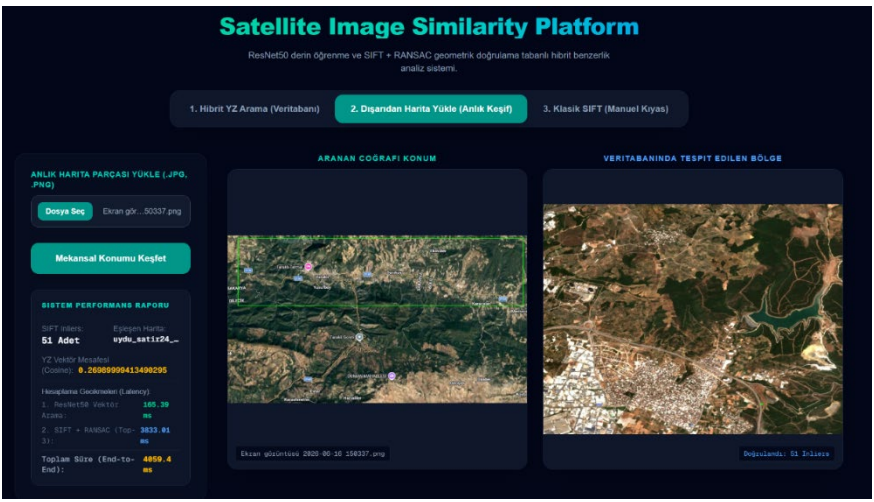
Mod 2'de yapılan 10 denemenin 1 adedinde sistem hassas hizalama katmanında çıktı üretememiş (Resim 2); 1 adedinde ise SIFT anahtar noktalarının uzamsal dağılım manipülasyonundan dolayı yanlış bölgeyi sınırlayıcı kutu içine alarak hatalı pozitif (false positive) sonuç üretmiştir (Resim 3). Bu durumların temel mühendislik gerekçesi; harici platform ekran görüntülerinin veritabanındaki uydu verilerine kıyasla farklı bir kırpma oranına, atmosferik renk skalasına ve çözünürlüğe sahip olmasıdır.

Resim 2: Mod 2'de Eşleşme Bulunamayan Başarısız Deneme Örneği



Kaynak: Geliştirilen uygulamadan alınan ekran görüntüsüdür.

Resim 3: Mod 2'de Hatalı Eşleşme Bulunan Bir Örnek



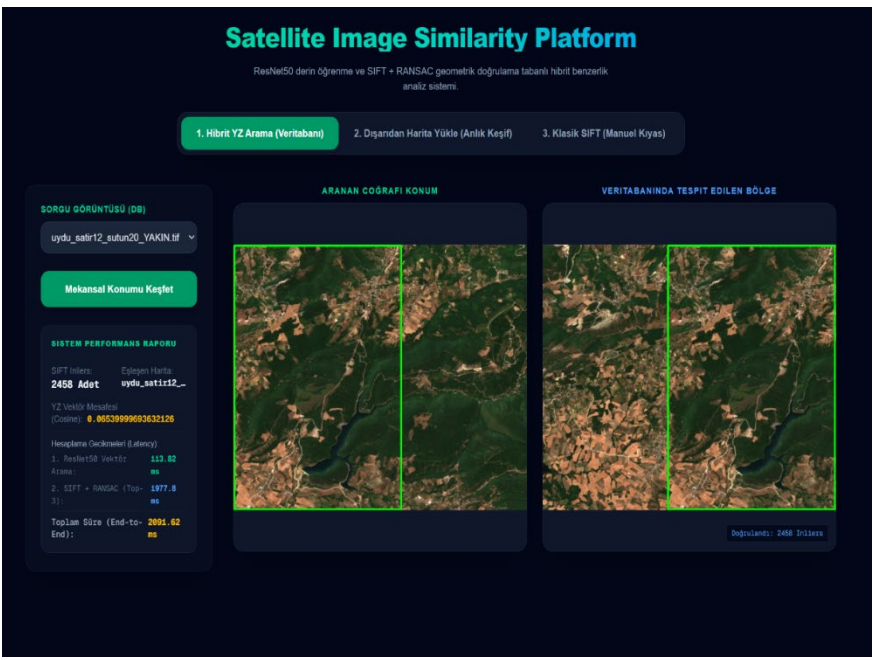
Kaynak: Geliştirilen uygulamadan alınan ekran görüntüsüdür.

Yapay zeka destekli ön filtreleme katmanı sayesinde, tüm arama uzayı Kosinüs benzerliğiyle milisaniyeler içinde elenerek hassas hizalama yükü yalnızca en olası 5 adaya indirgenmiş; böylece

kütüphane ölçeğinde zamansal maliyet bazında ~%99.8 oranında bir hesaplama tasarrufu elde edilmiştir. Bu mimari, geleneksel bilgisayarlı görü algoritmalarının büyük veri setlerinde doğrusal arama yaparken kilitlenmesi (computational bottleneck) problemini büyük oranda çözmektedir.

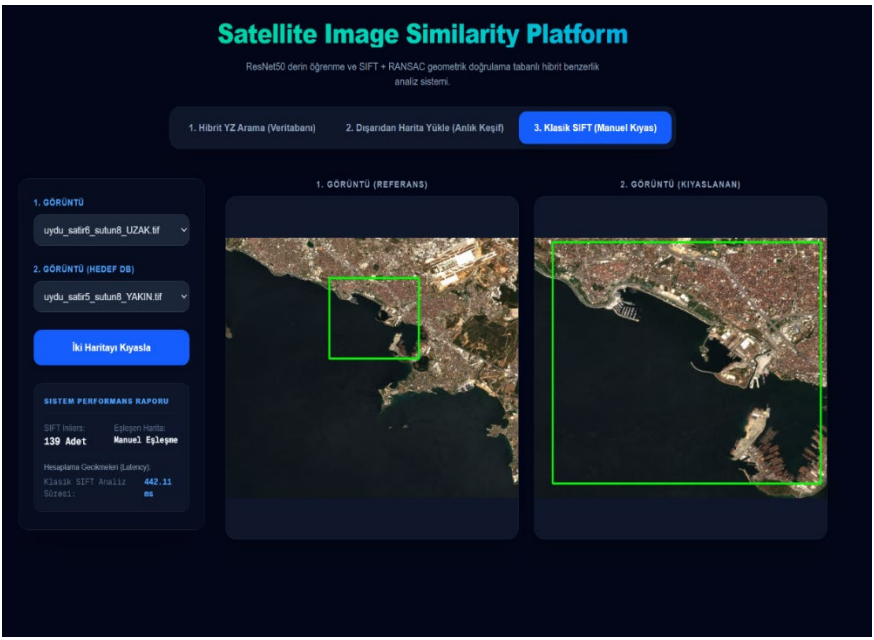
Geliştirilen web tabanlı uygulamanın canlı test senaryolarında ürettiği operasyonel başarım çıktıları ve sınırlayıcı kutu (bounding box) doğrulama örnekleri Resim 4, Resim 5 ve Resim 6'da sunulmuştur.

Resim 4: Hibrit Arama Moduna ait Başarılı Eşleşme Örneği



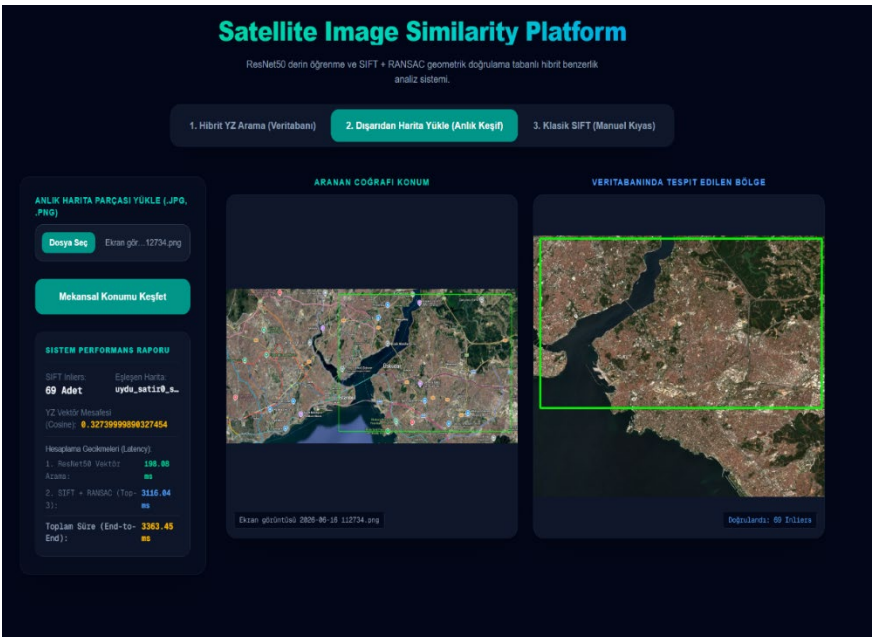
Kaynak: Geliştirilen uygulamadan alınan ekran görüntüsüdür.

Resim 5: Klasik SIFT&RANSAC Manuel Eşleştirme Modunda Elde Edilen Ölçekten Bağımsız Başarılı Eşleşme Örneği



Kaynak: Geliştirilen uygulamadan alınan ekran görüntüsüdür.

Resim 6: Dışarıdan Harita Yükleme (Anlık Keşif) Modunda Elde Edilen Başarılı Eşleşme Örneği



Kaynak: Geliştirilen uygulamadan alınan ekran görüntüsüdür.

Resim 4'te görüldüğü üzere; sistem, veri tabanından seçilen görüntünün en çok ortak alan barındıran benzerini 2458 adet geometrik doğrulama noktasıyla saptamış ve yeşil sınırlayıcı kutu içine almıştır. Resim 5'te sunulan SIFT&RANSAC Modu senaryosunda ise; iki farklı harita arasındaki ölçek (scale) farklılıklarına rağmen, algoritmanın özellik tabanlı ayırt edicilik kabiliyeti sayesinde ölçekten bağımsız geometrik benzerlikler 139 inlier nokta ile başarıyla yakalanmış ve doğru ortak bölge sınırlandırılmıştır. Resim 6'da ise Google Haritalar'dan anlık yüklenen ekran görüntüsünün, uydu görüntüsü veri tabanındaki benzer karşılığı 69 inlier kilit noktasıyla doğrulanarak ortak alan tespiti başarıyla tamamlanmıştır.

Sonuç

Bu çalışmada, uzaktan algılama görüntü arşivlerinde ortak alanların ve örtüşen uydu görüntülerinin hızlı ve yüksek doğrulukla

tespit edilmesini sağlayan, derin öğrenme ile klasik bilgisayarlı görü algoritmalarını birleştiren iki katmanlı bir benzerlik tespit sistemi geliştirilmiştir.

Google Earth Engine üzerinden temin edilen 4000 görüntülük uydu veri seti üzerinde yürütülen deneysel çalışmalarda, doğrusal arama yükü ortadan kaldırılmış ve hibrit benzerlik sorgulamaları yaklaşık 2053.7 milisaniye gibi makul bir sürede tamamlanmıştır.

Elde edilen bulgular, önerilen hibrit sistemin görüntü verileri üzerinde ölçek, çözünürlük ve arama karmaşıklığı problemlerine hızlı ve ölçeklenebilir bir mühendislik çözümü sunduğunu kanıtlamaktadır.

Dipnot: Çalışmada kullanılan uydu verileri, Google Earth Engine (Gorelick, et al. 2017) platformu aracılığıyla işlenmiş değiştirilmiş "Copernicus Sentinel [2025]" verilerini (European Space Agency, 2025) içermektedir.

Kaynakça

Bradski, G. (2000). The OpenCV library. *Dr. Dobb's Journal: Software Tools for the Professional Programmer*, *25*(11), 120–123.

Deng, J., Dong, W., Socher, R., Li, L.J., Li, K., & Fei-Fei, L. (2009). ImageNet: A large-scale hierarchical image database. *2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (ss. 248–255). IEEE. https://doi.org/10.1109/CVPR.2009.5206848

European Space Agency. (2025). *Copernicus Sentinel-2 Surface Reflectance Harmonized (S2_SR_HARMONIZED)* [Data set]. Google Earth Engine. https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/COPERNICUS_S2_SR_HARMONIZED

Fischler, M., & Bolles, R. (1981). Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM*, *24*(6), 381–395. https://doi.org/10.1145/358669.358692

Gaffney, K., Prammer, M., Brasfield, L., Hipp, D., Kennedy, D., & Patel, J. (2022). SQLite: Past, present, and future. *Proceedings of the VLDB Endowment*, *15*(12), 3535–3547. https://doi.org/10.14778/3554821.3554842

Google. (2026a). *Google Colaboratory* [Bilgisayar yazılımı]. https://colab.research.google.com

Google. (2026b). *Google Maps imagery of Marmara region* [Map]. https://www.google.com/maps

Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, *202*, 18–27. https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031

Hamzehei, S., Bai, J., Raimondi, G., Tripp, R., Ostroff, L., & Nabavi, S. (2023). 3D Biological/biomedical image registration with enhanced feature extraction and outlier detection. *Proceedings of the 14th ACM International Conference on Bioinformatics, Computational Biology, and Health Informatics* (ss. 1–10). ACM. https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/3584371.3612965

He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (ss. 770–778). IEEE. https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90

Kurç, M., İstanbullu, A., & Haney, N. (2026, 5 Şubat). *Büyük ölçekli görüntü ve video veri kümelerinde çoklu geometrik benzerlik tespiti için algoritmik yaklaşım* [Bildiri sunumu]. Akademik Bilişim 2026, İstanbul, Türkiye, 99-101 https://inetd.org.tr/yayin/2026-ab24-bildiri-kitabi.pdf

Lathkar, M. (2023). *High-Performance Web Apps with FastAPI*. Apress. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-9178-8

Lowe, D. (2004). Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, *60*(2), 91–110. https://doi.org/10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94

Meta Open Source. (2026). *React Documentation*. https://react.dev

Microsoft. (2026). *TypeScript Documentation*. https://www.typescriptlang.org/docs/

Python Software Foundation. (2026). *Python Language Reference*. https://www.python.org

Tailwind Labs. (2026). *Tailwind CSS Documentation*. https://tailwindcss.com/docs

Vercel. (2026). *Next.js Documentation*. https://nextjs.org/docs

Wang, Z., Bovik, A., Sheikh, H., & Simoncelli, E. (2004). Image quality assessment: From error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, *13*(4), 600–612. https://doi.org/10.1109/TIP.2003.819861

Zhao, X., Li, H., Wang, P., & Jing, L. (2021). An image registration method using deep residual network features for multisource high-resolution remote sensing images. *Remote Sensing*, *13*(17), Makale 3425. https://doi.org/10.3390/rs13173425

BÖLÜM 10

YOLO MODELLERİ İLE FİŞ ANALİZİNDE SAHTECİLİK TESPİTİ

1. Tolga TUNÇEL[1]
2. Emre KILINÇ[2]

Giriş

Fiş sahteciliği, işletmeleri ve tüketicileri eşit koşullarda etkileyerek küresel ölçekte ekonomik olarak büyük bir endişe haline gelmiştir. Bu tür durumlarla karşılaşmak, hem ekonomik hem de itibar kaybına yol açmaktadır. Fiş sahteciliğinin tespitinde kullanılan geleneksel yöntemler, belirli bir dereceye kadar etkili olsa da genellikle zaman alıcı veya hata yapmaya açıktır. Bu bağlamda, fiş sahtekarlığının tespiti için etkili, verimli, yenilikçi ve otomatik bir sisteme ihtiyaç duyulmaktadır.

Bilgisayarlı görü ve derin öğrenme tabanlı algoritmaların oldukça gelişmesi, desen tanıma, sahtecilik ve anormallik gibi konuların tespitinde oldukça iyi sonuçlar vererek bu konulara yaklaşımı değiştirmiştir. Gerçek zamanlı nesne tespiti konusunda iyi

[1] Öğr. Gör., Ankara Üniversitesi Bilişim Teknolojileri Meslek Yüksekokulu, Büyük Veri Analistliği, Orcid: 0000-0002-7427-2071
[2] Dr. Öğr. Üyesi, Çukurova Üniversitesi, Yapay Zekâ ve Makine Öğrenmesi Bölümü, Orcid: 0000-0002-5250-9322

sonuçlar veren YOLO (You Only Look Once) algoritma ailesi de bu algoritmalar arasında sayılabilmektedir. YOLO ailesi, nesne tespiti konusunda önemli iyileştirmeler sunarak, gerçek zamanlı ve yüksek doğrulukta fiş sahteciliği tespiti yapabilme kapasitesine sahiptir. Bu çalışma, YOLO ailesinde seçilmiş YOLO algoritmaları ile fiş sahteciliğini tespit etme potansiyelini incelemeyi amaçlamaktadır.

Araştırma, ilk olarak, fiş sahteciliğini tespit edebilen mevcut yöntemlere dair bir literatür taraması ile başlar. Daha sonra, Roboflow platformunda yayımlanan Receipt Fraud veri seti üzerinden (projectORCA, 2024), çalışma kapsamında seçilmiş YOLO ailelerine ait algoritmaların eğitimi ve test edilmesi süreci detaylandırılır. Çalışmanın sonunda, seçilen algoritmaların tespit sonuçlarının performansı değerlendirilerek, fiş sahteciliğine yönelik öneriler sunulmaktadır.

Bu girişim, fiş sahteciliği tespitinin YOLO ailesi gibi gelişmiş yapay zekâ teknolojilerinin potansiyelini ortaya koymaktadır. Çalışmanın literatüre katacağı en büyük faydalardan birisi de nesne tespitindeki teorik gelişmeler ile sahtecilik önlemeyi birleştirerek aradaki boşluğu kapatmasıdır. Bu çalışma, aynı zamanda, yapay zekâ tabanlı güvenlik sistemlerinin geliştirilmesi ve uygulanması alanında gelecekte yapılacak araştırmalara temel oluşturmayı hedeflemektedir.

Literatür Taraması

Görüntü işleme tabanlı sahtecilik tespitinin önemli uygulama alanlarından biri gıda ürünleridir. Bu alanda görüntülerin dokusal ve spektral özelliklerinden yararlanan farklı yaklaşımlar geliştirilmiştir. Bu doğrultuda Jahanbakhshi vd. (2021), zencefil tozunda yapılan sahteciliği tespit etmek amacıyla görüntü işleme yöntemleri ve derin öğrenme tabanlı CNN modelleri kullanmışlardır. Önerdikleri sistemin zencefil tozunun yüzey dokusunu analiz ederek sahtecilik belirtilerini yüksek bir doğruluk ile otomatik bir şekilde yapılması

hedeflenmişlerdir. Önerdikleri modelin etkinliğini kanıtlamak için saf zencefil tozu ve saf nohut tozlarından %10, %20, %30, %40, %50 karışımlar yapılarak toplamda 7 farklı sınıfta veri seti oluşturmuşlardır. Oluşturdukları veri setini kuvvetlendirmek için döndürme, yansıtma ve renk manipülasyonu gibi veri artırma teknikleri kullanarak veri setini eğitime hazır etmişlerdir. Eğitim için oluşturulan modelin 8 konvolüsyon katmanı, 4 batch normalizasyon katmanı, 1 havuzlama katmanı ve 3 tam bağlantılı katmanı olduğu belirtilmiştir. CNN kapsamında ise gated pooling fonksiyonu kullanılarak, max pooling ve average pooling yöntemleri birleştirilmiş ve bununla birlikte performans artışı hedeflemişlerdir. Görüntüler 30x30, 40x40 ve 50x50 olarak parçalanarak aynı görüntülere fakat farklı piksel boyutlarına sahip 3 veri seti elde edilmiş ve yöntemin etkinliğini değerlendirmek için bu veri kümeleri üzerinden değerlendirme yapılmıştır. Özellikle 50x50 piksel görüntüsünden oluşan veriseti ile yapılan eğitim sonucunda %99,70 gibi harika bir sonuç elde edildiği, gated pooling öncesi önerilen yöntemin KNN'in arkasında kalırken gated pooling ile KNN'in önüne geçtiği de vurgulanmıştır. Önerilen sistemin zencefil tozunda hile tespitinde etkili bir yöntem olduğu savunulmaktadır.

Standart görüntülerden çıkarılan özelliklerin değerlendirilmesi, gıda sahteciliğinde geleneksel makine öğrenmesi yaklaşımlarının kullanımına da olanak sağlamaktadır. Bu doğrultuda Nargesi ve Kheiralipour (2024), kara ve kırmızı biberlerde deniz köpüğü karıştırılarak yapılan sahtekarlığın tespit edilmesi için görüntü işleme ve makine öğrenimi yöntemleri kullanılmış ve performans değerlendirilmesi yapılmıştır. Çalışmada yerel pazardan temin edilen kara biber ve kırmızı biberler toz haline getirilmiş ve deniz köpüğünü sahtecilik maddesi olarak kullanılmıştır. Deniz köpüğü karışımlara %0, %5, %15, %30 ve %50 oranlarında eklenmiş ve örnekler 25°C'de ışık almayan bir ortamda muhafaza edilmiştir. Veri setindeki görüntüler, bir aydınlatma kutusu içerisinde

15 cm mesafeden Xiaomi Note 10 Pro Max kullanarak toplamda 180 görüntü toplanmıştır. Kara biber ve kırmızı biber için ortalama, medyan, standart sapma, enerji, entropi, kontrast gibi özellik çıkarımları yapılmıştır. Toplamda 266 özellik belirlenmiş fakat 266 özellik içerisinden en etkili 17 özellik seçilmiştir. Sahtekarlık tespiti için 17 giriş, 13 gizli ve 5 çıkış nöronuna sahip bir ANN modeli ve SVM yöntemleri kullanılmış ve karşılaştırmalar yapılmıştır. Yapılan karşılaştırmalarda ANN için kara biberde doğruluk %98,22, kırmızı biberde ise %99,11 , SVM'de ise Siyah biberde doğruluk %97,77, kırmızı biberde %99,11 elde edilmiştir. Kara biberde yapılan sahtecilikte ANN daha iyi bir sonuç verirken, kırmızı biberde her iki yöntemde aynı sonucu verdiği görülmüştür. Biberlerdeki sahtecilik tespitinde görüntü işleme ve makine öğrenimi yöntemlerinin etkinliği savunulmaktadır.

Benzer biçimde, standart görüntüleri temel alan ancak farklı derin öğrenme mimarilerinin karşılaştırıldığı çalışmalar da bulunmaktadır. Besharati vd. (2024), İran siyah çayında yapılan sahteciliğin tespit edilmesi için derin öğrenme tabanlı bir yaklaşım önermişlerdir. Çalışma kapsamında oluşturulan veri setinde, Rasht şehrindeki bir fabrikadan temin edilmiş 2 kg Momtaz türü İran çayı kullanılmıştır. %100 gerçek çay, %85 gerçek çay + %15 atık, %55 gerçek çay + %45 atık, %100 atık olacak şekilde 4 sınıf belirlenmiş ve Canon EOS 4000D kamerayla laboratuvar ışıklandırması altında, sabit bir mesafeden görüntüler toplanmıştır. Toplanan veri setini genişletmek için 2 yöntem kullanılmıştır. İlk olarak, görüntüler küçük parçalara (440x440 piksel) boyutlarına bölünmüş ve bu bölüm patched olarak isimlendirilmiştir. Bir diğeri ise unpatched olarak isimlendirilen, tam görüntüler küçültülerek (660x440 piksel) boyutuna indirgenerek veri setine entegre edilmiştir. Sahtecilik tespitinde, ağ tasarımı ve parametre optimizasyonu ile hem yüksek doğruluk hem de düşük bellek kullanımı sağlayan, RegNet800MF, düşük bellek gereksinimi ve yüksek işlem hızı ile öne çıkan

MobileNet V3 sinir ağı modeli, daha hızlı eğitim ve daha yüksek doğruluk için derinlik, genişlik ve çözünürlüğü dengeli bir şekilde ölçekleyen EfficientNet V2, düşük hesaplama maliyeti ve kanal karıştırma mekanizması ile verimliliği artıran ShuffleNet V2 ve görsellerdeki yerel ve küresel ilişkileri etkili bir şekilde yakalamak için kayan pencere mekanizması kullanan Swin Transformer V2 olacak şekilde 5 farklı derin öğrenme modeli kullanılmış ve karşılaştırmalar yapılmıştır. Patched'da %95 ile en iyi sonucu MobileNet V3 verirken, unpatched'da %90.63 ile EfficinetNetV2S en iyi sonucu verdiği görülmüştür. Özellikle MobileNet V3'ün hem patched hem unpatchedda kısa sürelerde çalışarak çok iyi sonuçlar elde ettiği vurgulanmıştır. Derin öğrenme ve görüntü işleme yöntemlerinin sahte çayı tespit etmek için güvenilir bir çözüm sunduğunu savunulmuştur.

Gıda sahteciliğinin tespitinde standart görüntülere dayalı yöntemlerin yanında, spektral verilerin kullanıldığı yaklaşımlar da geliştirilmiştir. Bu kapsamda Zhang vd. (2024), hiperspektral görüntüleme ve tek sınıf öğrenme yöntemi kullanarak mısır tohumlarında yapılan sahteciliği ayırt etmeye odaklanmışlardır. Çalışmada tespit için 20 farklı çeşit mısır tohumundan 500'er adet tohum alınarak toplamda 10000 adet tohum elde edilmiş ve 382.2-1026.7 nm spektral aralığında çalışan bir hiperspektral görüntüleme cihazından analiz yapılmıştır. Elde edilen görüntüler siyah beyaz düzeltme işlemine tabi tutulmuştur. Gri tonlama görüntüleri 729.1 nm'de maskeleme için kullanılarak tohumlar ve arkaplanlar arasındaki kontrast artırılmıştır. Daha sonra ikili maskelemeyle belirlenen bir eşik değeri ile arkaplan bilgisi çıkarılarak yalnızca tohumların ayrıştırılması sağlanmıştır. Her bir tohumun ayrı ayrı analiz edilmesi için belirlenmiş bölgesi yani ROI tanımlanmış ve her bir tohumun spektrum değeri hesaplanmıştır. Çalışma kapsamında tanıtılan tek sınıf öğrenme modelinin, spektral ve mekânsal bilgi çıkarım modüllerini, bant dikkati modülünü ve hiperküre öğrenme

bileşenlerini birleştirdiği belirtilmiştir. Bant dikkat modülünün, spektral özellik çıkarım modülünden önce geldiği ve gereksiz bantlardan kaynaklanan gürültüyü azaltmak için kullanılmıştır. Tohumların kimyasal yapısını temsil eden spektral özellikleri çıkarmak için spektral özellik çıkarım modülünün kullanılmış ve mekânsal özellik çıkarım modülüyle tohumların fiziksel özelliklerini tanımlamak için mekânsal özellikleri elde edildiği belirtilmiştir. Gerçek tohumları içeren minimum hacimli bir hiperküre oluşturduğunu bununda test sırasında, hiperkürenin dışına düşen tohumların sahte olarak sınıflandırıldığı belirtilmiştir. Önerilen yöntemin performansını değerlendirmek için OCSVM, Isolation Forest, CAE, Deep SVDD, OCCNN gibi farklı yöntemler ile karşılaştırmalar yapılmış ve önerilen yöntemin, gerçek çeşitlerin %93,70'ini doğru bir şekilde tanımlarken, sahte çeşitlerin %94,28'ini doğru bir şekilde sınıflandırarak diğer yöntemlerin önüne geçtiği gözlemlenmiştir. Önerilen yöntemin tarım ve gıda sektörlerindeki sahtecilikle mücadele için kullanılabileceği savunulmaktadır. Hiperspektral görüntüleme ile sahtecilik tespitine yönelik bir diğer çalışmada Cheng vd. (2024), Manuka balında yapılan sahteciliği hiperspektral görüntüleme ve derin öğrenme temelli GANomaly modeli ile tespitine odaklanılmıştır. Çalışmada tespit için 5 farklı markadan 18 UMF dereceli saf Manuka balı örneğiyle birlikte şurup ile karıştırılmış ve uzun süre saklanmış bal örnekleri de test amacıyla kullanılmıştır. Bal örneklerinin 20–25 °C sıcaklıkta 6 yıl boyunca saklandığı ve bu süre zarfında kristalizasyon süreci geçirdiği belirtilmiştir. Her bir bal örneği, 399.40–1063.79 nm dalga boyu aralığında vis-NIR SOC710-VP hiperspektral görüntüleme cihazı ile taranmış ve toplanan hiperspektral görüntüler, beyaz referans kalibrasyonu yapılarak analiz edilmiş ayrıca her görüntüden, örneklenmiş 100 piksel değerinin ortalaması alınarak spektral profiller elde edilmiştir. Hiperspektral görüntüleme cihazı ile taranan veriler GANomaly modeline aktarılarak saf bal örneklerinin özelliklerini öğrenilmiş ve bu özellikler dışında kalan

örnekler sahte olarak tanımlanmıştır. Modelin etkinliğini değerlendirmek için geleneksel DD-SIMCA ve OC-PLS tek sınıf sınıflandırıcıları ile karşılaştırma yapılmıştır. GANomaly modelinin, test setindeki saf ve sahte bal örneklerini %100 gibi harika bir doğruluk oranı ile ayırt edebildiği ve diğer geleneksel yöntemlerin önünde olduğu görülmüştür. Yeni Zelanda Manuka balı sahteciliğini tespit etmek için önerilen yöntemin sahtecilik tespitinde muhteşem sonuçlar aldığı savunulmaktadır. Benzer şekilde hiperspektral görüntülemeden yararlanan Wu vd. (2023), kinoa ununda katkı maddesi olup olmadığını belirlemek için taşınabilir bir hiperspektral görüntüleme sistemini kullanarak küresel kalibrasyon modeli oluşturmayı amaçlamışlardır. Çalışma kapsamında deneyler için kullanılacak veri setinde, kinoa, buğday, pirinç, soya ve mısır tohumları, her bir tohum türü için kurutulmuş, öğütülmüş ve 250 mikron boyutunda bir elek kullanılarak aynı parçacık boyutuna getirilmiştir. Kinoa ununa farklı oranlarda (%0-98) katkı maddesi eklenerek toplamda 150 numune hazırlanmış ve 114 numune kalibrasyon için, kalan 36 numune ise doğrulama için kullanılmıştır. Anlamlı verileri elde etmek için 400–1000 nm'de çalışan taşınabilir bir hiperspektral görüntüleme sistemi kullanılmıştır. Her taramada 512x512 piksel çözünürlüğe ve 204 spektral bantlı bir 3D hiper-küp oluşturulmuştur. Görüntülemeden önce sistem, beyaz ve siyah referanslarla kalibre edilmiş ve her numunenin spektral profili, bölgesel maskeleme yapılarak arka plandan ayrılmış ve yalnızca numune alanı üzerinden hesaplama yapılarak veriler elde edilmiştir. Spektral bant sayısını azaltmak ve veri işlemeyi hızlandırmak için, BOSS yöntemi ile 13 önemli dalga boyu seçilmiştir. Bu seçilen dalga boyları, kinoa unundaki katkı maddelerini belirlemede kilit rol oynadığı ve gelecekte taşınabilir birçok bantlı görüntüleme sistemi tasarımında kullanılabileceği vurgulanmıştır. Önerdikleri bu sistemin kinoa unundaki sahteciliğin tespitinde kullanılabileceği savunulmuştur.

Bu hiperspektral yaklaşımları tamamlayan bir diğer çalışma, badem türlerinin ayrıştırılması üzerine gerçekleştirilmiştir. Bu doğrultuda Torres-Rodríguez vd. (2022), tatlı badem partilerinde yapılan sahteciliği hiperspektral görüntüleme ile önlemeyi ele almışlardır. Çalışmada kullanılan örnek grubunun, 97 tatlı badem ve 61 acı badem örneği kullanılarak %5, %10, %15 ve %20 oranında karıştırılarak 500'er gramlık 84 parti oluşturulduğu bilgisi verilmiştir. Analiz öncesi partilerin ısısı 20 derecede sabitlenmiştir. Görüntü alınacak hiperspektral görüntüleme cihazının 946.6–1648 nm dalga boyunda çalışan bir cihaz olduğu bilgisi verilerek görüntülerin yansıma modunda bir CCD kamera ve konveyör bant sistemi kullanılarak toplanmıştır. Elde edilen yansıma değerleri, siyah ve beyaz referanslarla normalize edilmiştir. Acı ve tatlı bademlerin ayrımı için PLS-DA algoritması kullanılmış ve tatlı ve acı bademleri %99'a %100 gibi harika skorlarla ayırt ettiği gözlemlenmiştir. Eğitim setinde 117 de 116 örnek doğru sınıflandırılırken, doğrulama setindeki tüm örnekler doğru analiz edilmiştir. Sonuç olarak, HSI teknolojisi, tatlı badem partilerindeki acı bademlerin tespiti için uygulanabilir bir yöntem olduğu savunulmuştur.

Gıda alanındaki çalışmaların dışında, görüntü işleme yöntemleri sınav sahteciliğinin tespitinde de kullanılmıştır. Görüntü işleme yöntemlerinin sahtecilik tespitinde kullanımına yönelik çalışmalardan birinde Okorie vd. (2023), sınav sahtekarlıklarını tespit etmek için optik sensör ve görüntü işleme sistemine dayalı bir dolandırıcılık tespit sistemi geliştirmişlerdir. Geliştirdikleri sistemi 3 temel bileşen olarak tanımlamışlardır. İlk bileşen olarak tanımladıkları görüntü segmentasyonunda, optik sensörlerden gelen görüntüler ile sınav salonundaki kişilerin tespiti yapılarak, görüntülerin belirli bölümleri analiz edilerek kimlik sahtekarlığının belirlenmesine odaklanılmıştır. Bir diğer bileşen olarak morfolojik operasyonlar ile görüntülerdeki gürültüleri azaltmak ve daha net

görüntüler elde etmek için genişletme gibi morfolojik işlemler uygulanmışlardır. Bu işlemle birlikte kağıt üzerindeki istenmeyen detaylar kaldırılarak sahte kimlikler daha kolay bir şekilde tespit edilmesini hedeflemişlerdir. Son olarak da sınavda bulunan optik sensörler ile verileri alınan kişilerin görüntüsü ile kayıtlı veriler veri tabanında karşılaştırma yapılmaktadır. Sistemin etkinliğini değerlendirmek için hem geliştirilen yöntemle hem de geleneksel yöntemle testler yapılmış, geliştirilen yöntemle 1 saniyede 130 sınav sahtekarlığı tespit edilirken geleneksel yöntemle yalnızca 82 sınav sahtekarlığı tespit edilmiştir. Böylece önerilen sistemin sınav sahtekarlıklarında daha güvenilir bir yöntem olduğu savunulmuştur.

Optik sensör temelli sınav güvenliği çalışmalarından sonra, şüpheli davranışları doğrudan nesne tespitiyle izleyen YOLO tabanlı yöntemler de ele alınmıştır. Daha önce Okorie vd. (2023) tarafından ele alınan optik sensör tabanlı yaklaşımdan farklı olarak Padhiyar vd. (2023), sınav salonlarındaki şüpheli öğrenci davranışlarını izlemek için YOLO kullanmışlardır. Çalışmada kullanılacak veri setinde CIFAR-100, SCUT-HEAD gibi veri setlerinden ve kampüs video kayıtlarından yararlanılmıştır. Çalışmada önerilen sistemin, kamera aracılığıyla, öğrencilerin yüz, üst vücut ve baş hareketlerini algıladığı, daha sonra her 5-10 karede bir öğrencinin pozisyonu hesaplandığı ve euclidean mesafesi ile yer değişimleri analiz edildiği son olarak da mesafe, belirlenen eşik değerleri aştığında alarm üreten bir sistem olduğu açıklanmıştır. Çalışmada kullanılan YOLO'nun etkinliğini kanıtlamak için Cascade ile karşılaştırma yapılmıştır. FPS'den biraz ödün verilse de Cascade'e göre %27 gibi daha iyi bir sonuç elde edilmiştir. YOLO'nun sınav salonlarında yapılan sahtekarlık tespitinde iyi sonuçlar verdiği savunulmuştur. YOLO algoritmasının güvenlik uygulamalarındaki kullanımına yönelik bir diğer çalışmada Katragada vd. (2023), banka ATM'lerinin güvenliği için YOLOv5 kullanılarak, ATM kameralarından elde edilen canlı görüntüler üzerinde düşük maliyetli ve etkili bir güvenlik sistemi

geliştirmişlerdir. Çalışma kapsamında deneyler için kullanılacak veri setinin, card trapper, card scammer, hammer gibi tehdit unsurları ve cüzdan telefon gibi normal unsurlardan oluşan 11.000 adet görüntüden olduğu bilgisi verilmiştir. Normal unsurların veri setine dahil edilmesinin ana sebebinin yanlış pozitifleri düşürmek olduğu vurgulanmıştır. Çalışmada kullanılan sistem mimarisinin, bir kullanıcı arayüzü için web sunucusu, bir de modeli çalıştırma için Amazon EC2 sunucusu içeren multi bir sunucu olduğu bilgisi verilmiştir. Veritabanının, şüpheli aktiviteleri kaydettiği ve kullanıcının ekranına yansıttığı vurgulanmıştır. Modelin etkinliği test etmek için temel model ve multimodel üzerinden karşılaştırmalar yapılmıştır. Çalışma kapsamında geliştirilen model Özellikle card trapper ve face mask kategorilerinde %99 gibi harika sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Çalışma kapsamında önerilen yöntemin, ATM'lerin güvenliğinde, düşük maliyetli ve gerçek zamanlı çalışması nedeniyle kullanılabileceği savunulmaktadır. Sınav güvenliğine yönelik YOLO tabanlı çalışmalarda ise fiziksel sınav salonlarının yanı sıra çevrimiçi sınav ortamları da ele alınmıştır. Bu kapsamda Singh vd. (2024), online sınavlarda yapılabilecek sahtekarlığın önüne geçmek için YOLO modeli ile geliştirilen yeni bir çevrimiçi sınav gözetim sisteminin tanıtmışlardır. Geliştirilen sınav gözetim modelini 4 aşamada tanımlamışlardır. İlk olarak, sınav sırasında kamera ve mikrofon gibi cihazlardan veri toplanarak, bu veriler yüz tanıma için, yüz tanıma algoritmaları (LBPH) ve gerçek kişi olup olmadığını belirleyen spoofing tespiti, ağız hareketleri izleme, ses analizi ve YOLO ile mobil cihaz algılama ve kişi sayımı gibi çeşitli bilgisayarla görme teknikleri kullanılarak işlenmiştir. Elde edilen sonuçlara göre "Sınavı Sonlandır" veya "Devam Et" kararı verilerek, şüpheli durumlar tespit edildiğinde sınav otomatik olarak sonlandırılan bir sistem olduğu vurgulanmıştır. Yöntemin etkinliğini değerlendirmek için, çeşitli senaryolar ve 70 video görüntüsü üzerinde testler yapılmış ve sistem, özellikle, birden fazla kişinin algılanması ve

mobil cihaz tespitinde çok başarılı sonuçlar elde etmiştir. Ancak özellikle yüz spoofing'de yanlış pozitif sonuçlar görülmüştür. Örneğin, bir fotoğrafın gerçek bir kişi olarak algılanması gibi hatalar yapılmıştır. Sonuç olarak önerilen sistemin çevrimiçi sınavlarda akademik dürüstlüğü sağlamada etkili bir araç olduğu belirtilmiştir.

Sınav ve ATM gibi fiziksel güvenlik ortamlarının yanı sıra sahtecilik tespiti dijital veriler üzerinde de uygulanmaktadır. Bazı çalışmalarda görüntü işleme ve derin öğrenme yöntemlerinden yararlanmak amacıyla farklı veri türleri görüntü biçimine dönüştürülmektedir. Bu kapsamda Zhou vd. (2023), Ethereum akıllı sözleşmelerinde yapılan hileli durumların tespiti için ECA-EfficientNet modeli ve veri artırımı yöntemi geliştirmişlerdir. Çalışma kapsamında kullanılan EfficientNet'in hileli akıllı sözleşmelerin tespitini yaparken, ilk olarak akıllı sözleşmeden gelen bytecode'daki her baytın bir RGB değeri ile eşleştirilerek 3 kanallı görüntülere dönüştürdüğü vurgulanmış. Daha sonra RGB kanalları yer değiştirilerek veri seti zenginleştirildiği, devamında görsellerden özellik çıkarımları yapıldığı ve Softmax fonksiyonu ile sözleşmeler beş sınıfa (Ponzi, honeypot, kimlik avı, kumar, normal) ayrıldığı vurgulanmıştır. Çalışmada kullanılan veri seti, ponzi, honeypot, phishing, kumar ve normal sözleşmelerin Ethereum'dan ve literatürden toplanarak, çok sınıflı sınıflandırma için kullanılan fraud veriseti ve sadece ponzi sözleşmelerini içeren ponzi veriseti oluşturulmuştur. Yöntemin etkinliğini değerlendirmek için fraud veriseti üzerinden literatürdeki diğer yöntemler ile karşılaştırma yapılmış ve en iyi sonucu verdiği görülmüştür. Aynı zamanda önerilen yöntemi ponzi veriseti üzerinde hem literatürdeki yöntemler hem de ponzi veriseti kullanıldığı farklı çalışmalar ile karşılaştırılmış ve önerilen yöntemin ponzi veriseti için en iyi yöntem olduğu görülmüştür. Önerilen yöntemin Ethereum'daki hileli akıllı sözleşmeleri etkili bir şekilde tespit ettiği savunulmuştur.

Dijital verilerden sahtecilik tespiti yapılmasının yanında, yapay zekâ ile sahte görüntülerin oluşturulması da ayrı bir araştırma sorunudur. Bu çerçevede Gu vd. (2022), bilimsel yayınlarda yapay zekâ destekli görsel sahtekarlık ele alınmıştır. Çalışmada, styleGAN modeli ile gerçeğe çok yakın sahte görüntüler oluşturulabildiği, sinGAN modeli ile tek bir görüntü üzerinden eğitim yapılarak birçok yeni görüntü oluşturabileceği ve görüntülerin manipüle edilerek sahte görüntülerin oluşturulabildiği vurgulanmıştır. Yapay zekâ destekli görsel sahtekarlığın tespitinin hem insan hem de otomatik sistemler için zor olduğu belirtilmiştir. Özellikle insanların, doğal görüntülerin gerçekliğini daha iyi değerlendirebilirken, bilimsel görüntülerde yanılabilmesinin çok olası olduğu vurgulanmıştır. Yapay zekâ destekli görsel sahtekarlığın düşük maliyet ve kolay erişimi olduğuna değinilmiş ve gelişmiş yapay zekâ modellerinin açık kaynak olarak paylaşılmasının, kötüye kullanım riskini artırdığı belirtilmiştir. Literatürdeki görüntü işleme araçlarının, yapay zekâ tarafından üretilen görüntüleri güvenilir bir şekilde tespit edememesinden yakınılmıştır. Fakat bu yapılan sahteciliğe karşı bazı çözüm önerileri sunulmuştur. İlk olarak araştırmacılardan, çalışmada kullandıkları görüntülerin ham verilerini sağlamaları istenebileceği belirtilmiştir. Devamında, özellikle bilimsel görüntüler için özel tespit araçlarının geliştirilmesine öncelik verilebileceği söylenmiştir. Son olarak yapay zekâ modelleri yayınlanırken, potansiyel kötüye kullanım etkileri değerlendirilmesinin zaruri olduğu vurgulanmıştır. Sonuç olarak yapay zekâ destekli sahtecilik teknolojilerinin bilimsel yayınlar için ciddi bir tehdit oluşturduğu vurgulanmıştır.

Görsel sahteciliğin belgelere yönelik önemli bir boyutu da kimlik kartlarının taklit edilmesi veya değiştirilmesidir. Bu alanda tespit algoritmalarının geliştirilmesinin yanı sıra eğitim verilerinin oluşturulmasına yönelik yöntemler de araştırılmıştır. Bu doğrultuda Benalcazar vd. (2023), sahte kimlik kartlarını önlemek için sentetik kimlik kartı görüntüleri üretilmiş ve sahtecilik tespitinde kullanılan

derin sinir ağlarını eğitmek için yeni bir veri artırma yaklaşımı önerilmiştir. Sahte kimlik tespitini iyileştirmek için Şili'ye ait kimlik kartlarını temel alarak sentetik görüntü üretimine odaklanmıştır. Şili kimlik kartları, Bona Fide (orijinal), Composite (dijital veya fiziksel olarak değiştirilmiş), Print (baskı) ve Screen (ekran görüntüsü) olmak üzere dört sınıfa ayrılmış ve bu kimlik kartları, veri setinin oluşturulması ve sahtecilik tespiti algoritmalarının eğitilmesinde temel veri kaynağı olarak kullanılmıştır. Sentetik kimlik kartı görüntülerini üretmek için şablon tabanlı görüntüleme, doku transferi ve GAN modelleri olarak 3 farklı yöntem geliştirilmiştir. İlk olarak şablon tabanlı kimlik kartı üretiminde, yüksek kaliteli orijinal kimlik kartlarından şablonlar oluşturularak üzerine rastgele yüz, imza ve bilgiler yerleştirilmiştir. Kullanılan yüzlerin FERET veri kümesinden, imzaların ise Kaggle imza veri kümesinden alındığı belirtilmiştir. Doku transferinde ise 50 farklı renk tonunun, yazıcı ve ekran kaynaklı gürültülerin izolasyonu için kullanıldığı belirtilmiş ve renk paletinin her bir rengi, QR kodu ile işaretlenerek izole edilmiş dokular oluşturulmuştur. Dokular, kimlik kartının boyutuna göre kırpılmış ve birleştirmeler yapılmıştır. Bu şekilde toplam 10.000 doku izolasyonu gerçekleştirilmiştir. Son olarak GAN modellerinden, StyleGAN2 ve CycleGAN kullanılarak hem sahte hem orijinal kimlik kartı görüntüleri üretilmiş ve bu görüntüler ile MobileNetV2 tabanlı sahtecilik tespit ağları, kompozit (bütünleşik) tespit ve kaynak tespiti için ayrı ayrı eğitilmiştir. Yapılan eğitimden sonra sonuçlar ele alındığında, kompozit tespit sonuçlarına göre, sentetik görüntülerin, yalnızca gerçek verilerle eğitim alan modellere kıyasla %4 daha yüksek hata oranı verdiği görülmüştür. Kaynak tespitine göre, yazıcı kaynaklı sahtecilik tespitinde CycleGAN yöntemi, yalnızca %1 performans kaybıyla gerçek verilerle benzer sonuçlar üretmiştir. Son olarak fid analizine göre, CycleGAN ve doku transferi yöntemiyle üretilen görüntülerin, orijinal görüntülere en çok benzediği (FID $\approx$ 20) saptanmıştır. Sentetik kimlik kartı üretiminin, geniş veri kümeleri oluşturmada maliyet ve gizlilik

kaygılarını azaltan bir alternatif olarak öne çıktığı vurgulanmıştır. Özellikle yazıcı ve ekran kaynaklı saldırılarda, CycleGAN gibi yöntemlerin etkili olduğu kanıtlanmıştır. Ancak, kompozit sahtecilik tespitinde sentetik verilerin hala gerçek verilere kıyasla dezavantajlı olduğu belirtilmiştir.

Bu çalışmalar, görüntü işleme ve derin öğrenme yöntemlerinin farklı sahtecilik türlerinde kullanılabildiğini göstermektedir. Ancak incelenen uygulamaların veri yapıları ve tespit hedefleri farklılık göstermektedir. Bu çalışma ise fiş görüntülerindeki "damage" ve "fraud" etiketlerinin YOLO modelleriyle tespit edilmesine odaklanmaktadır.

Materyal ve Yöntem

Bu çalışmanın amacı, ticari faaliyetleri tehdit eden sahte fişleri tespit etmek için YOLOv5, YOLOv8, YOLOv9 ve YOLOv10 modellerinin performanslarını karşılaştırmalı olarak değerlendirmektir. Araştırmanın temelini, Roboflow platformunda yayımlanan Receipt Fraud veri seti üzerinde eğitilen YOLOv5, YOLOv8, YOLOv9 ve YOLOv10 modellerinin performanslarının karşılaştırılması oluşturmaktadır. Bu bölümde veri setinin özellikleri, karşılaştırılan YOLO modellerinin eğitim süreçleri, temel mimari özellikleri ve performans değerlendirme ölçütleri açıklanmaktadır.

Veri Seti

Bu çalışmanın temelini oluşturan veri seti, kullanılabilir gerçek zamanlı fiş görüntülerini içerir. Veri seti, Roboflow platformundan, günlük hayattan toplanan 527 fiş görüntüsünü ve fiş üzerinden etiketlenmiş 'damage' ve 'fraud' etiketlerini içerir (projectORCA, 2024). Veri setini geliştirmek için döndürme, gri ölçekleme ve doygunluk gibi veri artırma teknikleri kullanılarak veri seti 1265 görüntüye genişletilmiştir. Veri seti öncelikle eğitim, doğrulama ve test kümelerine ayrılmıştır. Ardından yalnızca eğitim

kümesindeki görüntülere veri artırma teknikleri uygulanmıştır. Böylece aynı görüntünün artırılmış sürümlerinin farklı veri kümelerinde yer alması önlenerek veri sızıntısı riski azaltılmıştır. Veri artırma örnekleri Şekil 1'de gösterilmektedir.

Şekil 1 Veri artırma örnekleri a) Ham veri b) Veri artırma teknikleri ile oluşturulan veri



Bu teknikler, modellerin genelleme yeteneğini önemli ölçüde artırmaktadır. Bu yöntemler, aşırı öğrenmeyi önlemek ve çeşitli çevresel koşullara dayanıklı olmasını sağlamak için kullanılmıştır. Ayrıca, veri çeşitliliğini artırarak modelin geniş bir veri kümesi ile eğitilmesine olanak sağlayarak daha güçlü ve genelleştirilebilir sonuçlar elde edilmesini hedeflemiştir. Veri seti, değişken ışık koşullarında, çeşitli açılardan ve çeşitli senaryolarda çekilmiştir. Bu sayede modelin gerçek dünya koşullarına uyum sağlanması amaçlanmıştır. Toparlanan görüntüler 640 x 640 piksele indirgenmiştir.

Veri artırma sonrasında veri kümesi, 1.107 eğitim, 105 doğrulama ve 53 test görüntüsü olmak üzere toplam 1.265 görüntüden oluşmuştur. Veri kümelerinin dağılımı Tablo 1'de sunulmuştur. Modelin genelleme yeteneğini test etmek için ayrılan

test seti, model parametrelerini doğrulamak için kullanılacak doğrulama seti ile dengeli bir şekilde dağıtılmıştır. Bu yapılandırma, modelin çeşitli koşullara ve çevresel değişikliklere karşı dayanıklılığını değerlendirmek için çok önemlidir.

Tablo 1 Veri kümesinin eğitim, doğrulama ve test kümelerine dağılımı

Toplam Veri	Eğitim Seti	Doğrulama Seti	Test Seti
1265	1107	105	53

Model Eğitimi

Model eğitimi, Intel i5-12400F işlemci, 16 GB RAM ve NVIDIA GeForce RTX 3070 Ti ekran kartına sahip bir bilgisayarda gerçekleştirilmiştir. Derin öğrenme algoritmalarının gerektirdiği hesaplama yükünü aşmak için bu güçlü donanım seçilmiştir. Eğitim GPU üzerinden gerçekleştirilerek, işlem sürelerini önemli ölçüde kısaltması amaçlanmıştır.

YOLO modellerinin eğitiminde Adam optimizasyon algoritması kullanılmıştır. Eğitim sürecinde epoch sayısı 100, başlangıç öğrenme oranı 0,001, momentum parametresi 0,937 ve parti boyutu 8 olarak belirlenmiştir. Bu hiperparametreler Tablo 2'de gösterilmektedir. Çalışmada, sahtecilik tespiti yapabilmek için “damage” ve “fraud” etiketleri roboflow platformu kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Eğitim sürecinde karşılaşılan zorluklar arasında eğitimin, elektrik kesintileri nedeniyle durması başı çekmektedir. Bu tür durumlar, model eğitiminin süresini uzatmış ve süreci yavaşlatmıştır.

Tablo 2 Eğitim hiperparametreleri

Hiperparametreler	Parametre Ayarları
Epoch	100
Başlangıç Öğrenme Oranı	1×10^{-3}
Momentum	0.937
Parti Boyutu	8
Optimizasyon Algoritması	Adam

YOLO

YOLO algoritma ailesi, gerçek zamanlı nesne tespitinde, hızı ve doğruluk oranlarıyla diğer nesne tespit algoritmalarına göre öne çıkmaktadır. Nesneleri tanımlamak için kayan pencereler veya bölge önerileri kullanan geleneksel yöntemlerin aksine YOLO, birden fazla sınırlayıcı ve bunlara karşılık gelen sınıf olasılıklarını tahmin etmek için tek bir evrişimli sinir ağı (CNN) kullanmaktadır. Tek atış olarak isimlendirilen bu yöntem, YOLO'nun tüm görüntüleri aynı anda işlemesini sağlayarak, fiş sahteciliğinin tespiti gibi yüksek hızlı uygulamalar için mükemmel bir araç olarak öne çıkmaktadır. Tablo 3'te genel YOLO algoritmasının sözde kodu verilmiştir.

YOLO'nun temel yaklaşımında, görüntüler üzerinde oluşturulan özellik haritaları aracılığıyla nesnelerin konumları ve sınıfları tahmin edilmektedir. Nesne konumlarının belirlenmesi ve tahminlerin işlenmesi, kullanılan YOLO sürümünün mimarisine göre farklılık gösterebilmektedir.

YOLO ailesinin sunduğu yeniliklerden bir tanesi de, birleşik bir mimariye sahip olması ve nesne tanımayı bir regresyon olarak ele almasıdır. YOLO, sınıflandırma, yerelleştirme ve güven tahminlerini birleştiren tek bir kayıp fonksiyonunu optimize ederek hem doğruluğu hem de hesaplama verimliliğini dengelemektedir. YOLO ailesinde nesne konumlarının belirlenmesinde, kullanılan model sürümüne bağlı olarak bağlantı kutusu tabanlı (anchor-based) ve bağlantı kutusundan bağımsız (anchor-free) yaklaşımlar

kullanılmaktadır. Bu sayede, metinsel ifadeler, sayısal tutarsızlık ve hasar gibi fişlerde karşılaşılabilecek küçük ve karmaşık ayrıntıları tespit etmede yardımcı olmaktadır.

YOLO ailesi temel olarak güçlü bir yapıda olsa da her yeni modeliyle güncellemiştir. Çalışma kapsamında kullanılan YOLOv5, gelişmiş bağlantı kutusu seçimi, daha iyi veri artırma teknikleri ve çapraz aşamalı kısmi ağlar (CSPNet) aracılığıyla güncellenerek daha gelişmiş özellik çıkarımı yapmayı hedeflemiştir. YOLOv8 ve YOLOv9'da, gelişmiş derin sinir ağları, optimize edilmiş aktivasyon fonksiyonları ve görüntünün kritik alanlarına daha iyi odaklanmak için dikkat mekanizmaları eklenerek daha da güçlü bir algoritma nesli olarak çıkış sağlamıştır. YOLOv10'da ise artırılmış ölçeklenebilirlikle eski nesillerin yetenekleri daha da fazla geliştirilmiştir. YOLO mimarisinin esnek yapısı bu güncellemelere olanak sağlamaktadır. Bu nedenle çok farklı alanlarda aktif olarak gerçek zamanlı nesne tespiti için kullanılabilmektedir. Chen vd. (2023) sınıf içi öğrenci durumlarını tespit etmek için, Shukhratov vd. (2024) plastik atıklarının tespitinde, Hou vd. (2024) iletim hatlarının uç noktası hasar tespitinde, Sun vd. (2024) tütün bitkileri zararlılarının tespitinde, Li vd. (2023) makine kullanan işçilerin eldiven giyme durumunun tespitinde, Niu vd. (2024) mısır tohum kalitesinin tespitinde YOLO ailesi kullanılmıştır.

Bu model, farklı koşullarda yüksek adaptasyon yeteneği, güçlü ve esnek yapısı sayesinde, tarımdan sahtecilik tespitine kadar farklı alanlarda kullanılmış ve güçlü sonuçlar vermiştir. Modelin genel başarımı, sahtecilik faaliyetlerin tespitinde verimliliği artırabilir ve büyük ölçüde maliyet tasarrufu sağlayabilir.

Tablo 3 YOLO tabanlı nesne tespitinin genel işlem adımları

Algoritma 1: YOLO

$\boldsymbol{T} \leftarrow YOLO\ modeli$ (önceden eğitilmiş $model$)
$\boldsymbol{input\_image} \leftarrow Giriş$ görüntüsü
$\boldsymbol{grid} \leftarrow$ Görüntü $S\ x\ S$ ızgarasına böl
$\boldsymbol{E = 0} \leftarrow Başlangıç\ durumu$ ($hiçbir\ nesne\ tespit\ edilmedi$)

while $(E > mintreshhold)\ and\ (overlappingbox)$ ***do***
  $candidate\_boxes \leftarrow T(input\_image, grid)$
  $candidate\_classes \leftarrow tahmin\ edilen\ sınıflar$
  $candidate\_confidence \leftarrow her\ kutunun\ güven\ skoru$

  $\Delta E \leftarrow candidate\_confidence - E$
  if Accept $(\Delta E, T)$ **then**
    $E \leftarrow candidate\_confidence$
    $final\_detections \leftarrow Güncellenmiş\ kutular\ ve\ sınıflar$
  end
  $grid \leftarrow$ Çözünürlük $güncelle$
end
$final\_detections \leftarrow Non - Maximum\ Suppression(final\_detection)$
return final_detections

Performans Değerlendirme

Modelin çalışmasını değerlendirmek için bir dizi istatistiksel metrik kullanılmıştır. Bu ölçümler, modelin fiş sahteciliğinin doğru ve tutarlı bir şekilde belirleme kapasitesini artırmak için çok önemlidir. Modelin, eğitim ve doğrulama aşamalarında elde edilen sonuçlar, performans değerlendirme kriteleri üzerinden yapılmıştır. Çalışmada kullanılan performans metrikleri arasında precision (kesinlik), recall (duyarlılık), f1-skoru, mAP (mean Average Precision) ve confusion matrix (karışıklık matrisi) yer almaktadır.

Kesinlik

Kesinlik, modelin pozitif olarak tahmin ettiği durumların gerçekte pozitif olanların oranını hesaplar. Yüksek bir kesinlik değeri, modelin yanlış pozitif sayısının düşük olduğunu gösterir, bu da modelin, olmayan bir şeyi varmış gibi görünmesini gösterir. Eşitlik 1'de kesinlik hesabı gösterilmiştir.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (1)$$

TP, tahmin edilen değerin doğru olduğunu gösterir, ancak FP, yanlış pozitifi gösterir. FP, yanlış pozitifi temsil eder. Yanlış pozitif ise yanlış tahmin değeridir. Kesinlik metriği, modelin ne kadar "hassas" olduğunu gösterir. Özellikle, fiş sahteciliğinin tespiti gibi kritik uygulamalarda yüksek kesinlik, önemsiz hatalardan kaçınmak için önemlidir.

Duyarlılık

Duyarlılık, gerçekte pozitif olan örneklerin ne kadarının model tarafından doğru olarak pozitif olarak işaretlendiğini hesaplar. Yüksek bir duyarlılık değeri, modelin gerçek pozitifleri kaçırmadığını, yani çok az sayıda yanlış negatif hata yaptığını göstermektedir. Eşitlik 2'de duyarlılık hesabı gösterilmiştir.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

2'de TP, doğru pozitifi belirtirken FN, yanlış negatifi gösterir.

F1-Skoru

F1-Skoru, kesinlik ve duyarlılığın harmonik ortalamasıdır ve iki ölçeği dengeli bir şekilde birleştirir. Bu metrik, özellikle veri seti dengesiz olduğunda yani bir sınıfın diğerlerinden çok daha az ya da çok daha fazla örneği olduğunda modelin genel performansını değerlendirmek için kullanılır. F1-Skoru hesabı Eşitlik 3'te gösterilmiştir.

$$F_1 = 2\ x\ \frac{Precision\ x\ Recall}{Precision + Recall} \quad (3)$$

F1-Skoru, her iki metriği eşit ağırlıkta hesaba katarak, modelin genel doğruluk ve güvenilirlik dengesini sunar.

mAP

Ortalama Kesinlik Ortalaması (mean Average Precision, mAP), nesne tespiti performansının değerlendirilmesinde kullanılan bir ölçüttür. Her sınıf için kesinlik–duyarlılık eğrisi üzerinden hesaplanan AP (ortalama kesinlik) değerlerinin ortalaması alınarak elde edilmektedir. Bu çalışmada, kesişimin birleşime oranı (Intersection over Union, IoU) eşik değeri 0,5 olarak belirlenen mAP@0.5 ölçütü kullanılmıştır. Eşitlik 4'te AP hesabı gösterilmiştir.

$$AP = \sum_n (R_n - R_{n-1})\ x\ P_n \quad (4)$$

Burada P_n, n'inci noktanın hassasiyetini, R_n, n'inci noktanın geri çağrımı ve R_{n-1} bir önceki noktanın geri çağırımını temsil eder.

$$mAP = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} AP_i \quad (5)$$

4'te N sınıf sayısını gösterirken AP_i, i'nci sınıfın AP değerini temsil eder. Bu nedenle mAP, tüm sınıflar için AP değerinin genel değerini alır. Özellikle nesne tespiti ve segmentasyon görevlerinde yaygın olarak kullanılan önemli bir metriktir. Modelin tüm sınıflar arasında tutarlı olup olmadığını belirlemek için kullanılır.

Karışıklık Matrisi

Karışıklık matrisi, bir sınıflandırma modelinin başarısını, çeşitli sınıflar arasındaki doğru ve yanlış tahminleri gösterir. Bu matris, modelin her sınıf için ne kadar iyi çalıştığını görsel bir şekilde sunmaktadır. Özellikle birden fazla sınıf olduğu durumlarda, modelin her bir sınıfı nasıl tanımladığını ve sık yapılan hataları anlamak için çok değerlidir. Bu matris, kesinlik, duyarlılık ve F1-skoru gibi diğer performans metriklerinin hesaplanmasına temel sağlamaktadır.

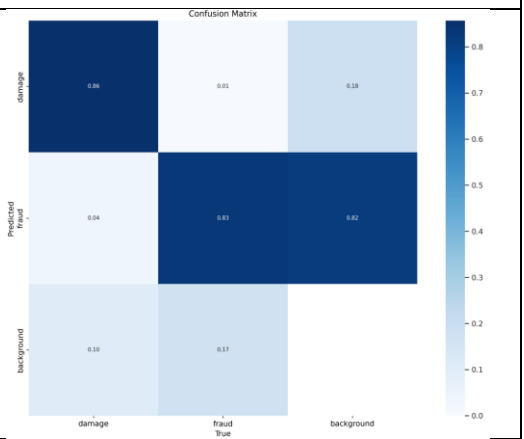
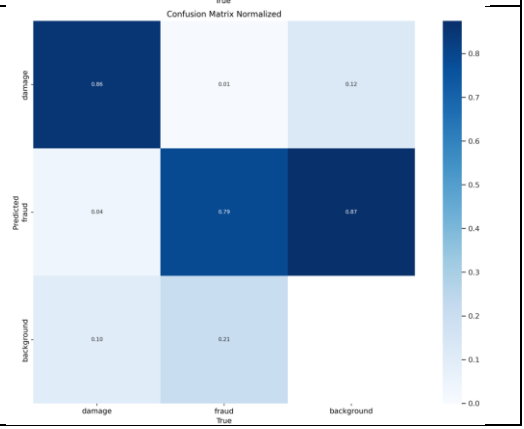
Performans değerlendirme süreci, modelin saha uygulamalarına ne kadar uygun olduğunu ve sahtecilik tespiti için gerçek potansiyelini belirlemek için temel bir adımdır. Bu süreç,

modelin geliştirilmesine yardımcı olmak için gerekli bilgileri sağlar ve pratik uygulamalarda modelin nasıl optimize edilebileceğini göstermektedir.

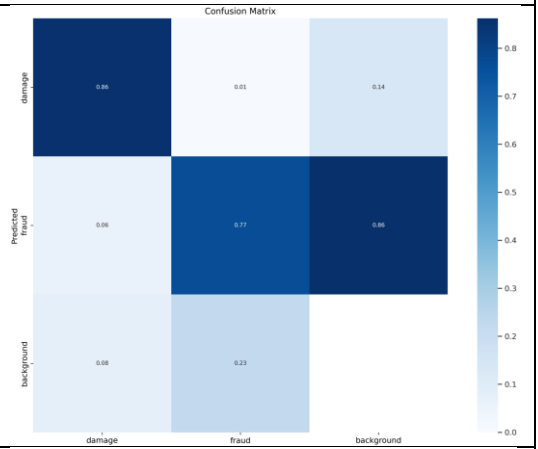
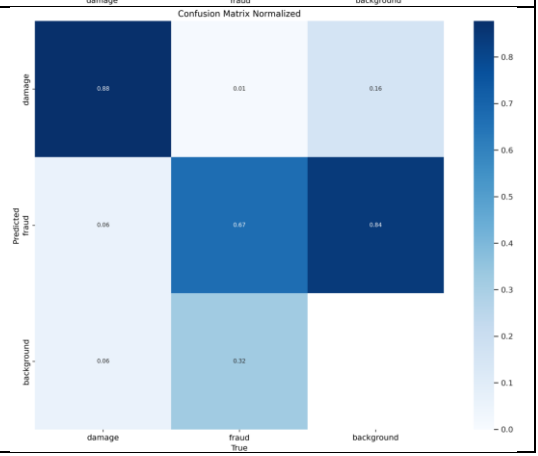
Deneysel Sonuçlar

Elde edilen sonuçlar, modellerin, fiş sahteciliğini tespit etme kapasitesini geniş bir yelpazede sergilemektedir. Çalışma kapsamında incelenen YOLO modelleri genel olarak, fiş sahteciliğinin tespitinde yüksek bir doğruluk oranı göstermiştir.

Tablo 4 YOLO modellerine ait karışıklık matrisleri

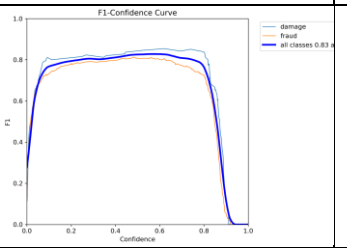
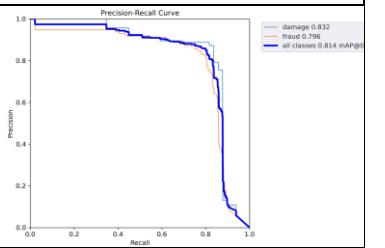
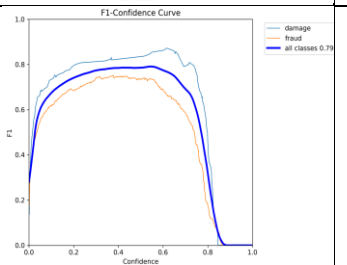
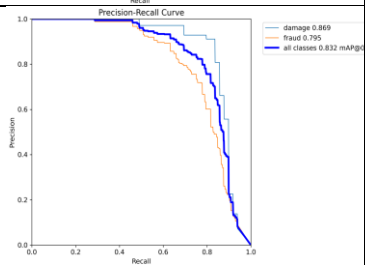
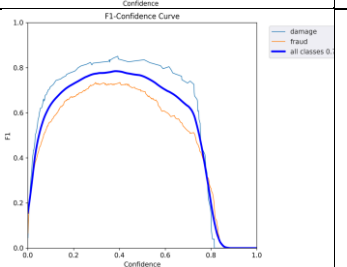
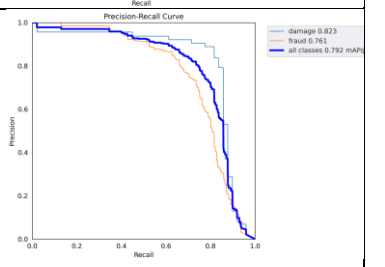
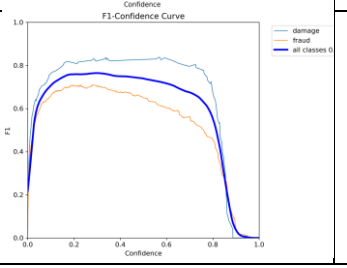
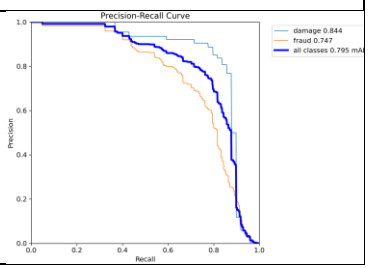
Model	Karışıklık Matrisi
YOLOv5	
YOLOv8	

Tablo 4 (devamı)

Model	Karışıklık Matrisi
YOLOv9	
YOLOv10	

Tablo 4'te YOLOv5, YOLOv8, YOLOv9 ve YOLOv10 modellerine ait normalize edilmiş karışıklık matrisleri sunulmuştur. Matrisler incelendiğinde, modellerin damage ve fraud etiketli bölgeleri farklı oranlarda tespit ettiği görülmektedir. Özellikle fraud sınıfında, arka planla ilişkili eşleşme hatalarının bulunduğu gözlemlenmiştir. Genel performans karşılaştırması ise Tablo 8'de sunulan mAP@0.5 değerleri üzerinden gerçekleştirilmiştir.

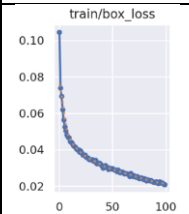
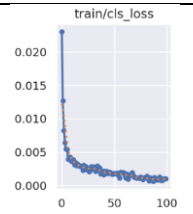
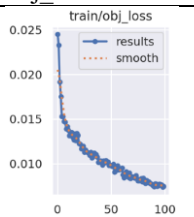
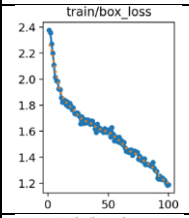
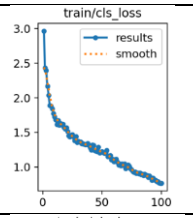
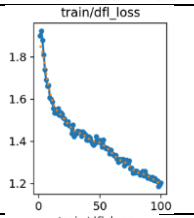
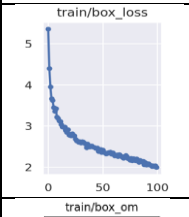
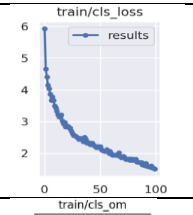
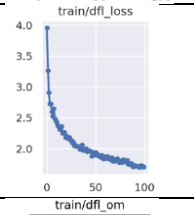
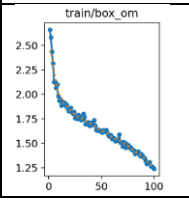
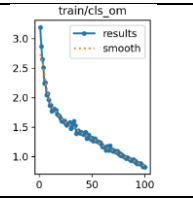
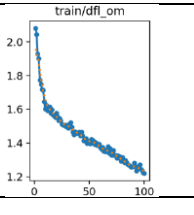
Tablo 5 Modellerin eğitim sonrası F1-Curve ve PR-Curve grafikleri

Model	F1-Curve	PR-Curve
YOLOv5		
YOLOv8		
YOLOv9		
YOLOv10		

Tablo 5'te modellerin eğitim sonrası F1 ve PR curve'leri gösterilmiştir. Genel performans ele alındığında en iyi sonucu YOLOv8 ve YOLOv5 verdiği görülmüştür. YOLOv5 "fraud" sınıfında küçük bir üstünlük sağlasa da "damage" sınıfında YOLOv8 daha üstündür. YOLOv10 ve YOLOv9 "fraud" sınıfında düşük

değerler göstermesiyle dikkat çekmiştir. Damage sınıfı için en yüksek AP@0.5 değeri %86,9 ile YOLOv8 modelinde elde edilirken, YOLOv10 modeli %84,4 değerine ulaşmıştır. Genel denge ve tutarlılık açısından en iyi sonuçları YOLOv8 ve YOLOv5 verdiği görülmüştür.

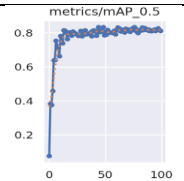
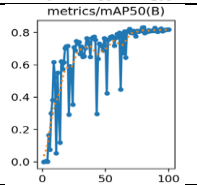
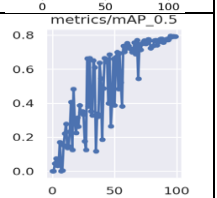
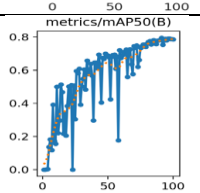
Tablo 6 Modellerin eğitim sonrası loss grafikleri

Model	Box_loss	Cls_loss	Dfl_loss / obj_loss
YOLOv5			
YOLOv8			
YOLOv9			
YOLOv10			

Eğitim sürecindeki kayıplar, modelin öğrenme sürecinin sağlıklı ilerlediğini göstermektedir. Tablo 6'da modelin öğrenme sürecindeki eğitimin kayıpları gösterilmiştir. Eğitim kayıpları incelendiğinde YOLOv5 modeli için hızlı ve düzenli bir azalma gözlemlenmiştir. YOLOv8 modelinde box ve cls loss'ta istikrarlı bir

düşüş görülürken, dfl_loss'ta ufak dalgalanmalar görülmüştür. YOLOv9, diğer modellere göre daha yüksek başlangıç kayıplarına sahip olsa da, eğitim ilerledikçe box, cls ve dfl_loss'ta düzenli düşüş yaşandığı gözlemlenmiştir. YOLOv10'da ise benzer şekilde loss grafikleri düzenli olarak azaldığı görülmüştür. Eğitim kayıplarındaki genel azalma, modellerin eğitim sürecinde optimizasyonun ilerlediğini göstermektedir.

Tablo 7 Modellerin eğitim sonrası mAP50 grafikleri

Model	mAP50
YOLOv5	
YOLOv8	
YOLOv9	
YOLOv10	

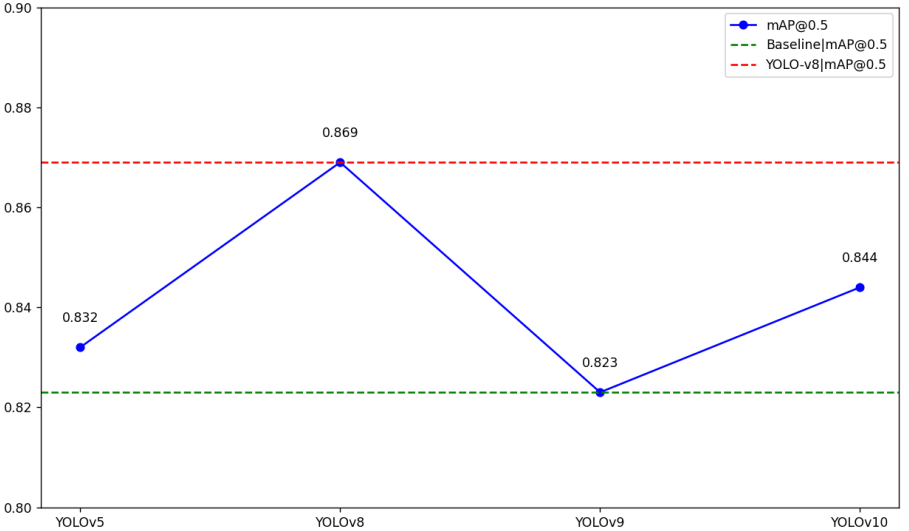
Modelin mAP50 değeri, ortalama doğruluğu gösterir ve modelin genel etkinliğini ölçmede kritik bir göstergedir. Tablo 7'de bu çalışma kapsamında modellerin eğitim süresince mAP50 grafiği verilmiştir. Eğitim sonunda YOLOv5 ile yapılan eğitimde %81.4,

YOLOv8'in %83.2, YOLOv9'un %79.2 ve YOLOv10'un %79.5 mAP50 skoru ile tamamladığı gözlemlenmiştir. Bu sonuçlar modellerin, azımsanamayacak doğruluk ve tutarlılıkla nesneleri tespit edebildiğini göstermektedir.

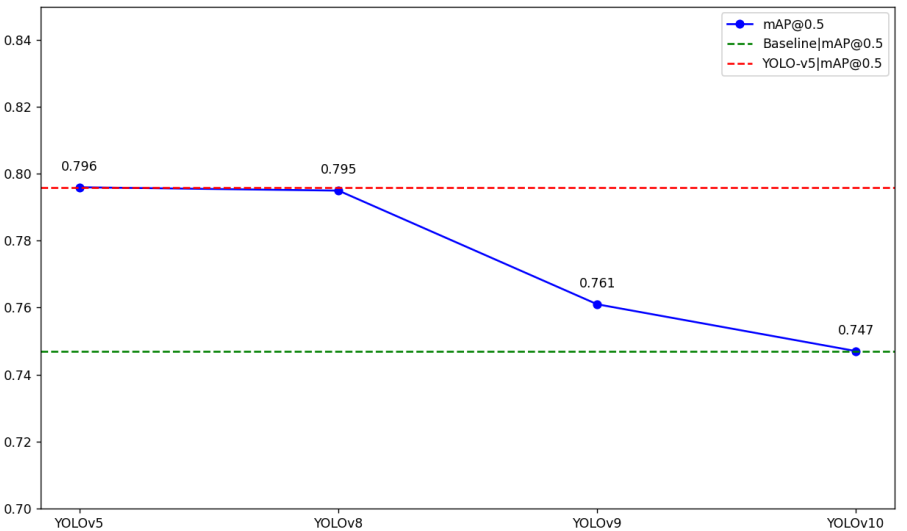
Bu sonuçlar, çalışma kapsamında kullanılan YOLO modellerinin fiş sahteciliği tespitinde yüksek performans gösterdiğini ve gerçek dünya senaryolarında güvenilir sonuçlar elde edebileceğini ortaya koymaktadır. Ancak, yanlış pozitif oranının azaltılması ve daha da geniş veri setleri üzerinde test yapılması modelin performansını daha da artırabilir.

Çalışma kapsamında YOLO modellerinin etkinliğini ölçmek için farklı YOLO aynı veri seti üzerinden eğitim yapılmış ve "damage","fraud" ve "genel" mAP değerleri elde edilmiştir. "Damage" için elde edilen sonuçlar Şekil 2'de, "Fraud" için elde edilen sonuçlar Şekil 3'te, modellerin genel performansları ise Şekil 4'te ve tüm durumlar Tablo 8'de gösterilmiştir. "Damage" sınıfı için elde edilen sonuçlar incelendiğinde %86.9 ile YOLOv8 en iyi sonucu verirken %84.4 ile YOLOv10 onu takip etmiştir. Bu sınıf için %82.3 ile YOLOv9 en az başarı gösteren sınıf olmuştur. "Fraud" sınıfı için ise %79.6 ile YOLOv5 en iyi sonucu verirken %79.5 ile YOLOv8 modeli hemen arkasından gelmiştir. %74.7 ile YOLOv10 bu modeller arasında en kötü sonucu vermiştir. Modellerin genel performanslarına bakıldığında %83.2 ile YOLOv8 diğer modellerin önünde olduğu görülürken, %81.4 ile YOLOv5 en iyi ikinci sonucu veren model olmuştur. Genel sonuçlarda %79.2 performans veren YOLOv9 çalışma kapsamında incelenen YOLO modelleri arasında en kötü sonucu vererek diğer YOLO modellerinin gerisinde kalmıştır.

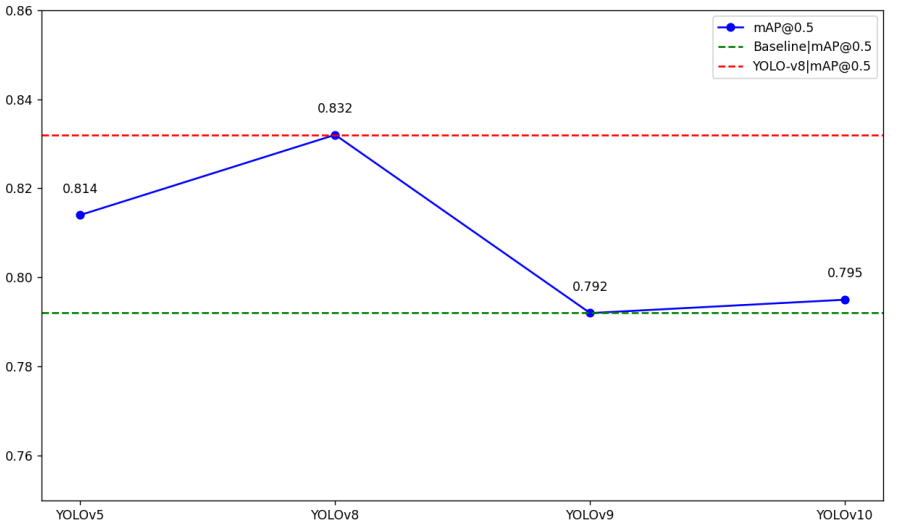
Şekil 2 Damage sonuçlarının karşılaştırılması



Şekil 3 Fraud sonuçlarının karşılaştırılması



Şekil 4 Genel sonuçların karşılaştırılması



Tablo 8 Model sonuçlarının karşılaştırılması

Tespit Türü	Model	mAP@0.5
Damage	YOLOv5	0.832
	YOLOv8	**0.869**
	YOLOv9	0.823
	YOLOv10	0.844
Fraud	YOLOv5	**0.796**
	YOLOv8	0.795
	YOLOv9	0.761
	YOLOv10	0.747
Genel	YOLOv5	0.814
	YOLOv8	**0.832**
	YOLOv9	0.792
	YOLOv10	0.795

Sonuçlar

Bu çalışmada, fiş sahteciliğinin tespiti için yüksek tespit yeteneğine sahip YOLO modelleri kullanılmıştır. Modeller, Roboflow platformunda yayımlanan Receipt Fraud veri seti temel alınarak hazırlanmış görüntüler üzerinde eğitilmiş ve elde edilen

sonuçlar farklı performans ölçütleriyle karşılaştırılmıştır. Modeller, YOLOv5 ile yapılan eğitimde %81.4, YOLOv8'in %83.2, YOLOv9'un %79.2 ve YOLOv10'un %79.5 mAP skorları elde ederek tatmin edici sonuçlar almıştır. Bu sonuçlar, fiş sahteciliği tespiti için yüksek bir başarı elde ettiğini ortaya koymuştur. Genel çerçevede YOLOv8 ve YOLOv5 ile yapılan eğitimlerin YOLOv9 ve YOLOv10'dan daha etkili olduğu görülmüştür. YOLOv9 ve YOLOv10'un YOLOv8 ve YOLOv5'in gerisinde kalmasının birkaç olası nedeni olabilir. YOLOv9 ve YOLOv10 modellerinin daha düşük performans göstermesi, veri kümesinin özellikleri, model yapılandırmaları ve eğitim koşullarıyla ilişkili olabilir. Ancak bu etkenlerin performans üzerindeki etkisini belirlemek için farklı veri kümeleri ve hiperparametre yapılandırmalarıyla ek deneyler gerçekleştirilmesi gerekmektedir. Bu çalışmanın başlıca sınırlılıkları, değerlendirmelerin tek bir veri kümesi üzerinde gerçekleştirilmesi ve özellikle bağımsız test kümesindeki görüntü sayısının sınırlı olmasıdır. Gelecek çalışmalarda farklı veri kümeleri üzerinde karşılaştırmalar yapılarak modellerin genelleme yeteneklerinin daha kapsamlı incelenmesi hedeflenmektedir. Sonuç olarak, bu çalışmada, farklı YOLO modellerinin gerçek hayat senaryolarına çözüm sunduğu gözlemlenmiş ve bu alana katkı sağlamıştır.

Kaynakça

Benalcazar, D., Tapia, J. E., Gonzalez, S., & Busch, C. (2023). Synthetic ID card image generation for improving presentation attack detection. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 18*, 1814–1830. https://doi.org/10.1109/TIFS.2023.3255585

Besharati, M. S., Pourdarbani, R., Sabzi, S., Sotoudeh, D., Ahmaditeshnizi, M., & García-Mateos, G. (2024). Counterfeit detection of Iranian black tea using image processing and deep learning based on patched and unpatched images. *Horticulturae, 10(7)*, 665. https://doi.org/10.3390/horticulturae10070665

Chen, H., Zhou, G., & Jiang, H. (2023). Student behavior detection in the classroom based on improved YOLOv8. *Sensors, 23(20),* 8385. https://doi.org/10.3390/s23208385

Cheng, J., Zhang, G., Abdulla, W., & Sun, J. (2024). Advancing fraud detection in New Zealand Mānuka honey: Integrating hyperspectral imaging and GANomaly-based one-class classification. *Food Bioscience, 60*, 104428. https://doi.org/10.1016/j.fbio.2024.104428

Gu, J., Wang, X., Li, C., Zhao, J., Fu, W., Liang, G., & Qiu, J. (2022). AI-enabled image fraud in scientific publications. *Patterns, 3(7),* 100511. https://doi.org/10.1016/j.patter.2022.100511

Hou, C., Li, Z., Shen, X., & Li, G. (2024). Real-time defect detection method based on YOLO-GSS at the edge end of a transmission line. *IET Image Processing*, 1–13. https://doi.org/10.1049/ipr2.13028

Jahanbakhshi, A., Abbaspour-Gilandeh, Y., Heidarbeigi, K., & Momeny, M. (2021). Detection of fraud in ginger powder using an automatic sorting system based on image processing technique and deep learning. *Computers in Biology and Medicine, 136*, 104764. https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2021.104764

Katragada, A. S., Vuribindi, K., & Erickson, V. L. (2023). Real-time suspicious activity detection on ATMs using multimodel YOLO object detection. *In 2023 International Conference on Computational Science*

and Computational Intelligence (CSCI). https://doi.org/10.1109/CSCI62032.2023.00204

Li, S., Huang, H., Meng, X., Wang, M., Li, Y., & Xie, L. (2023). A glove-wearing detection algorithm based on improved YOLOv8. *Sensors, 23(24),* 9906. https://doi.org/10.3390/s23249906

Nargesi, M. H., & Kheiralipour, K. (2024). Visible feature engineering to detect fraud in black and red peppers. *Scientific Reports, 14(1),* 25417. https://doi.org/10.1038/s41598-024-76617-1

Niu, S., Xu, X., Liang, A., Yun, Y., Li, L., Hao, F., Bai, J., & Ma, D. (2024). Research on a lightweight method for maize seed quality detection based on improved YOLOv8. *IEEE Access, 12,* 32927–32937. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3365559

Okorie, E., Nwaukwa, C. J., Dom-anyanwu, C. P., & Ezika, N. D. (2023). An image processing fraud detecting system using optical sensor. *International Journal of Research, 10(08),* 54–57. https://doi.org/10.5281/zenodo.8223443

Padhiyar, P., Parmar, K., Parmar, N., & Degadwala, S. (2023). Visual distance fraudulent detection in exam hall using YOLO detector. *In International Conference on Inventive Computation Technologies (ICICT).* https://doi.org/10.1109/ICICT57646.2023.10134271

projectORCA. (2024). *Receipt Fraud Dataset* (Version 2) [Data set]. Roboflow. https://universe.roboflow.com/projectorca/receipt-fraud/dataset/2

Shukhratov, I., Pimenov, A., Stepanov, A., Mikhailova, N., Baldycheva, A., & Somov, A. (2024). Optical detection of plastic waste through computer vision. *Intelligent Systems with Applications, 22,* 200341. https://doi.org/10.1016/j.iswa.2024.200341

Singh, T., Nair, R. R., Babu, T., & Duraisamy, P. (2024). Enhancing academic integrity in online assessments: Introducing an effective online exam proctoring model using YOLO. *Procedia Computer Science, 235,* 1399–1408. https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.04.131

Sun, D., Zhang, K., Zhong, H., Xie, J., Xue, X., Yan, M., Wu, W., & Li, J. (2024). Efficient tobacco pest detection in complex environments using an enhanced YOLOv8 model. *Agriculture, 14(3),* 353. https://doi.org/10.3390/agriculture14030353

Torres-Rodríguez, I., Sánchez, M.-T., Entrenas, J.-A., Vega-Castellote, M., Garrido-Varo, A., & Pérez-Marín, D. (2022). Hyperspectral imaging for the detection of bitter almonds in sweet almond batches. *Applied Sciences, 12(10),* 4842. https://doi.org/10.3390/app12104842

Wu, Q., Mousa, M. A. A., Al-Qurashi, A. D., Ibrahim, O. H. M., Abo-Elyousr, K. A. M., Rausch, K., Abdel Aal, A. M. K., & Kamruzzaman, M. (2023). Global calibration for non-targeted fraud detection in quinoa flour using portable hyperspectral imaging and chemometrics. *Current Research in Food Science, 6,* 100483. https://doi.org/10.1016/j.crfs.2023.100483

Zhang, L., Wei, Y., Liu, J., An, D., & Wu, J. (2024). Maize seed fraud detection based on hyperspectral imaging and one-class learning. *Engineering Applications of Artificial Intelligence, 133,* 108130. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.108130

Zhou, X., Yang, W., Wang, L., Wei, F., HaiLaTi, K., & Liao, Y. (2023). The detection of fraudulent smart contracts based on ECA-EfficientNet and data enhancement. *Computers, Materials & Continua, 77(3),* 4074–4092. https://doi.org/10.32604/cmc.2023.040253

BÖLÜM 11

OPTİMİZASYON ALGORİTMALARININ ÇOK SEVİYELİ EŞİKLEME TABANLI RENK İNDİRGEME BAŞARILARINA ETKİSİ

1. Tolga TUNÇEL[1]
2. Mürsel Ozan İNCETAŞ[2]

Giriş

Görüntü işleme alanında renk bilgisinin etkili bir şekilde temsil edilmesi için depolama gereksiniminin azaltılması, işlem yükünün düşürülmesi ve bir sonraki analiz aşamalarının daha verimli yürütülmesi açısından önemlidir. Bu kapsamda kullanılan renk indirgeme yöntemleri, görüntünün görsel yapısını mümkün olduğunca korurken renk uzayındaki çeşitliliği azaltmayı hedeflemektedir. Özellikle görüntünün kendi renk dağılımına göre şekillenen adaptif yaklaşımlar, sabit renk kümelerine dayalı yöntemlere kıyasla daha esnek bir çözüm sunmaktadır. Bu nedenle renk indirgeme ve renk nicelemesi, görüntü işleme literatüründe

[1] Öğr. Gör., Ankara Üniversitesi Bilişim Teknolojileri Meslek Yüksekokulu, Büyük Veri Analistliği, Orcid: 0000-0002-7427-2071
[2] Doç. Dr., Alanya Alaaddin Keykubat Üniversitesi Alanya Ticaret ve Sanayi Odası Meslek Yüksekokulu, Bilgisayar Programcılığı, Orcid: 0000-0002-1016-1655

farklı yöntem ve optimizasyon yaklaşımlarıyla ele alınan önemli araştırma konularından biri haline gelmiştir.

Renk indirgeme, bir görüntü içerisinde bulunan çok sayıdaki rengin daha az sayıda renk kümesine dönüştürülmesini amaçlamaktadır. Literatürde bu problem yaygın olarak renk nicelemesi olarak da ele alınmaktadır (Celebi, 2023). Adaptif renk indirgeme yaklaşımlarında ise renk kümesi, görüntünün renk dağılımına göre oluşturulmaktadır.

Bu kapsamda Papamarkos vd. (2002), bir görüntüdeki renk sayısını azaltmaya yönelik yeni bir adaptif renk indirgeme yöntemi önermiştir. Önerilen yöntem, renk azaltma işlemini bir ağaç kümeleme prosedürü kullanarak gerçekleştirmektedir. Bir diğer çalışmada Chang vd. (2005), renk sayısının azaltılmasıyla ortaya çıkan konturlaşmayı azaltmak için renk paletini optimize eden rekabetçi öğrenme temelli frekansa duyarlı öz-düzenleme yapan haritalar (FS-SOMs) önermiştir. Bu yaklaşımlardan farklı olarak Kılıçaslan ve İncetaş (2023), histograma dayalı çok seviyeli eşikleme yöntemiyle renk sayısını otomatik olarak tahmin eden yeni bir renk nicelemesi yöntemi önermiştir. Önerilen yöntem, niceleme sürecinde yaşanan problemlerden biri olan başlangıç durumu problemine de çözüm sunmaktadır.

Renk kümelerinin belirlenmesinin bir optimizasyon problemi olarak ele alınması, evrimsel, sezgisel ve meta-sezgisel yöntemlerin bu alanda kullanılmasına yol açmıştır. Bu doğrultuda Taşdizen vd. (1998), renk niceleme probleminin optimal çözümlerinin bulunması için Genetik Algoritma (GA) kullanmış ve elde edilen sonuçları literatürdeki farklı yöntemlerle karşılaştırmıştır. Optimizasyon tabanlı renk niceleme çalışmalarının bir diğer örneğinde Omran vd. (2005), Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) tabanlı yeni bir renk niceleme algoritması geliştirmiştir. Önerilen yöntem, sürüdeki her bir parçacığı k adet merkez içerecek şekilde yeniden dağıtmaktadır. Daha sonra, seçilen merkezi iyileştirmek amacıyla, kullanıcının

belirlediği olasılık değerine göre her bir parçacığa k-ortalama (K-means) uygulanmakta ve her piksel, merkezi kendisine en yakın olan kümeye atanmaktadır. Son olarak k-ortalama ile elde edilen merkezleri iyileştirmek için PSO süreci devreye girmektedir. Bu çalışmalardan farklı olarak Z. Hu vd. (2016), renk niceleme problemini çok amaçlı optimizasyon kapsamında ele almıştır. Küme içi mesafe ve kümeler arası ayrıklığı amaç fonksiyonu olarak belirleyen modeli çözmek amacıyla kendi kendine uyarlanan hibrit Diferansiyel Evrim tabanlı renk niceleme algoritması (MoDE-CIQ) önermiştir. Benzer şekilde, farklı bir optimizasyon algoritmasının renk niceleme problemine uygulanmasını ele alan Lei vd. (2020), sürü zekâsı tabanlı bir optimizasyon yöntemi olan Çiçek Tozlaşma Algoritmasını (Flower Pollination Algorithm, FPA) temel alan bir renk niceleme yaklaşımı önermiştir.

Renk niceleme alanında farklı optimizasyon algoritmalarının kullanılmasının yanı sıra, biyolojik süreçlerden esinlenen yaklaşımlar da araştırılmıştır. Bu kapsamda Pérez-Delgado (2015), renk niceleme işlemini gerçekleştirmek için biyolojik karıncalardan esinlenen Karınca Ağacı (Ant-Tree) algoritmasının bir türevini kullanmıştır. Bu yaklaşımın devamı niteliğindeki bir çalışmada Pérez-Delgado (2018), renk nicelemede kullanılan Renk Niceleme için Karınca Ağacı (Ant-Tree for Colour Quantisation) algoritmasıyla elde edilen görüntülerin kalitesini artırmak amacıyla bu yöntemi Ateş Böceği (Firefly) algoritmasıyla birleştirmiştir. Aynı araştırmacı, daha sonraki bir çalışmasında ise farklı bir doğa esinli yönteme yönelerek optimizasyon problemlerinin çözümünde kullanılan Karıştırılmış Kurbağa Sıçrama Algoritmasını (Shuffled Frog-Leaping Algorithm) renk niceleme problemi için kullanmıştır (Pérez-Delgado, 2019a). Hibrit yaklaşımların ele alındığı bir diğer çalışmada Pérez-Delgado (2019b), renk nicelemede işlem süresini azaltmak ve yüksek kaliteli görüntüler elde etmek için Yapay Arı

Kolonisi (Artificial Bee Colony) ile Renk Niceleme için Karınca Ağacı algoritmasını birleştirmiştir.

Farklı yöntemlerin güçlü yönlerinin bir araya getirilmesine yönelik çalışmaların devamında Pérez-Delgado ve Román-Gallego (2019), renk niceleme alanında hızlı sonuçlar veren Açgözlü Ortogonal İki-Parçaya Bölme Yöntemi (Greedy Orthogonal Bi-Partitioning Method) ile daha iyi görüntüler elde edilmesini sağlayan Karınca Ağacı yöntemini birleştirmiştir. Benzer bir yaklaşımla Pérez-Delgado (2020a), renk niceleme için İkili Bölme (Binary Splitting) yöntemi ile Renk Niceleme için Yinelemeli Karınca Ağacı (Iterative Ant-Tree for Color Quantization) yöntemlerini birleştirmiştir. Aynı yıl gerçekleştirilen bir diğer çalışmada ise Pérez-Delgado (2020b), sürü tabanlı iki yöntem olan PSO ve Yapay Karıncalar (Artificial Ants) yöntemlerini birleştirerek yeni bir renk niceleme algoritması oluşturmuştur. PSO tabanlı yaklaşımların geliştirilmesine yönelik daha güncel bir çalışmada Frackiewicz vd. (2023), renkli görüntü niceleme (CIQ) alanında kullanılan PSO-CIQ yöntemini, parçacıkların duygusal durumlarına dayalı bireysel fark evrimi (IDE) fikrini de ekleyerek IDE-PSO-CIQ yöntemini oluşturmuştur.

Son yıllarda yapılan çalışmalar yalnızca yeni veya hibrit yöntemler önermekle kalmamış, farklı yöntemlerin ortak veri setleri ve çoklu kalite ölçütleri altında karşılaştırılmasına da yönelmiştir. Bu kapsamda Pérez-Delgado ve Günen (2023), renk niceleme problemini çözmek için PSO, Yapay Arı Kolonisi, Uyarlanabilir Diferansiyel Evrim (Adaptive Differential Evolution), Başarı Geçmişine Dayalı Uyarlanabilir Diferansiyel Evrim (Success-History Based Adaptive Differential Evolution) algoritması (doğrusal popülasyon büyüklüğü azaltmalı ve azaltmasız), Guguk Kuşu Arama (Cuckoo Search), Ateş Böceği Algoritması ve Karıştırılmış Kurbağa Atlama algoritmalarını karşılaştırmıştır. Algoritmaların karşılaştırılmasında farklı görüntü kalitesi

ölçütlerinden yararlanan bir diğer çalışmada Pérez-Delgado ve Celebi (2024), farklı renk niceleme yöntemlerini Ortalama Karesel Hata (Mean Squared Error), Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error), Tepe Sinyal-Gürültü Oranı (Peak Signal-to-Noise Ratio), Yapısal Benzerlik İndeksi (Structural Similarity Index), Çok Ölçekli Yapısal Benzerlik İndeksi (Multi-Scale Structural Similarity Index), Görsel Bilgi Sadakati İndeksi (Visual Information Fidelity Index), Evrensel Görüntü Kalitesi İndeksi (Universal Image Quality Index) ve Spektral Açı Eşleştirici İndeksi (Spectral Angle Mapper Index) üzerinden değerlendirmiştir. Farklı algoritmaların karşılaştırılmasında değerlendirme ölçütlerinin yanı sıra kullanılan görüntü veri kümeleri de önem taşımaktadır. Bu doğrultuda Celebi ve Pérez-Delgado (2023), CQ100 adını verdikleri 24 bitlik renkli görüntülerden oluşan, geniş kapsamlı, çeşitli ve yüksek kaliteli bir veri kümesi oluşturmuştur. Veri kümesine dair genel bir bakış sunmuş ve renk niceleme algoritmalarının karşılaştırılmasındaki kullanımını göstermiştir.

Adaptif renk indirgeme, görüntülerdeki renk bilgilerinin görüntü dağılım özelliklerine bağlı olarak daha az sayıda temsilci renk ile ifade edilmesini amaçlayan bir yaklaşımdır. Bu süreçte renk uzayının uygun bölgelere ayrılarak bu bölgeleri tanımlayan eşik değerlerinin belirlenmesi, elde edilecek görüntünün başarısını etkilemektedir. Özellikle çoklu eşiklemede çeşitli kombinasyonların artması, eşik seçimini bir optimizasyon problemi haline getirmektedir. Bu nedenle bu çalışmada renk kanalları histogram bilgisine dayalı eşikleme teknikleri ile optimizasyon teknikleri birlikte ele alınmaktadır.

Eşikleme Teknikleri

Eşikleme, görüntü histogramındaki yoğunluk farklarından faydalanarak renk uzayının bölgelere ayrılmasını sağlayan bir yaklaşımdır. Çoklu eşikleme yöntemleri ile birden fazla eşik değeri

kullanarak daha ayrıntılı bir bölütleme elde eder. Bu çalışmada renk kanallarının ayrı ayrı değerlendirmek için Otsu, Kapur ve HistogramCoG tabanlı eşikleme yaklaşımları kullanılmıştır.

Otsu

Yönteme adını veren Nobuyuki Otsu, görüntü histogramını temel alarak sınıflar arası varyansı en büyükleyen eşik değerini otomatik olarak belirleyen bir eşikleme yöntemi önermiştir (Otsu, 1979). Önerilen yöntemde sınıflar arası varyans ölçütü, çok seviyeli eşikleme problemi için aşağıdaki şekilde ifade edilebilir:

$$\sigma_{\beta}^{2}(\mathbf{T}) = \sum_{j=0}^{K} w_j \left(\mu_j - \mu_T\right)^2$$

Burada **T**, eşik değerlerinden oluşan vektörü; K, eşik sayısını; w_j, j. sınıfın olasılığını; μ_j, ilgili sınıfın ortalama yoğunluk değerini ve μ_T, histogramın genel ortalama yoğunluğunu ifade etmektedir.

Yöntemin çok seviyeli eşiklemeye genişletilmesiyle birlikte hesaplama maliyetleri artmıştır. Bu durum farklı optimizasyon yöntemlerinin kullanımını gündeme getirmiştir. Hammouche vd. (2010), çok seviyeli eşikleme problemi için altı farklı meta-sezgisel yöntem kullanmış ve karşılaştırma yapmıştır. Merzban ve Elbayoumi (2019), Otsu ölçütüne dayalı çoklu görüntü eşikleme probleminde ortaya çıkan yüksek hesaplama maliyetini ele almıştır. Houssein vd. (2021), çok seviyeli eşikleme probleminde eşik değerinin belirlenmesinde Kara Dul Optimizasyon algoritmasını önermiştir. Çalışma içerisinde Otsu'nun sınıflar arası varyans ölçütü ile Kapur'un entropi ölçütünü amaç fonksiyonu olarak kullanmıştır. Anitha vd. (2021), çok seviyeli renkli görüntü eşikleme probleminde en uygun eşiklerin belirlenmesi amacıyla değiştirilmiş Balina Optimizasyon Algoritması tabanlı bir yaklaşım önermiştir. Çalışmada Otsu ve Kapur ölçütleri amaç fonksiyonu olarak

kullanılmıştır. Ek olarak önerilen algoritmanın keşif ve sömürü arasındaki dengeyi geliştirmek için balinaların konum güncelleme mekanizmasında çeşitli değişiklikler gerçekleştirilmiştir.

Kapur

Yönteme adını veren J. N. Kapur, histogram entropisine dayalı görüntü eşikleme için yeni bir yöntem önermiştir (Kapur vd., 1985). Kapur yönteminin çok seviyeli eşikleme için amaç fonksiyonu aşağıdaki şekilde ifade edilebilir:

$$J_{Kapur}(\mathbf{T}) = \sum_{j=0}^{K} H_j$$

Burada **T**, eşik değerlerinden oluşan vektörü; K, eşik sayısını; H_j, j. sınıfın entropi değerini ifade etmektedir. Her bir sınıfın entropisi aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır:

$$H_j = -\sum_{i \in C_j} \frac{p(i)}{w_j} ln\left(\frac{p(i)}{w_j}\right)$$

Burada C_j, j. sınıfa ait yoğunluk değerleri kümesini; $p(i)$, i. yoğunluk seviyesinin normalize edilmiş histogram olasılığını ve w_j, ilgili sınıfın toplam olasılığını ifade etmektedir.

Bhandari vd. (2014), çok seviyeli görüntü eşikleme probleminde Kapur entropisine dayalı en uygun eşik belirlenmesi için Guguk Kuşu Arama ve Rüzgar Yönlü Optimizasyon algoritmalarını kullanmıştır. Çalışmada, artan eşik sayısıyla birlikte yükselen hesaplama maliyetleri ele alınmış ve başlangıçta rastgele belirlenen eşik değerlerinden en uygun çözüme ulaşmak için Guguk Kuşu Arama ve Rüzgar Yönlü Optimizasyon tabanlı optimizasyon uygulanmıştır. Khairuzzaman ve Chaudhury (2017), çok seviyeli görüntü eşikleme probleminde en uygun eşik belirleme için Gri Kurt Optimizasyon (GWO) tabanlı bir yöntem önermiştir. Kapur entropisi

ve Otsu'nun sınıflar arası varyans ölçütleri amaç fonksiyonu olarak kullanılarak karşılaştırmalar yapılmıştır. Benzer şekilde Bhandari vd. (2016), Otsu ve Kapur ölçütleri amaç fonksiyonu olarak kullanılarak Guguk Kuşu Arama, Diferansiyel Evrim (DE), Rüzgar Yönlü Optimizasyon ve PSO algoritmalarının performanslarını karşılaştırmıştır. Upadhyay ve Chhabra (2020), çok seviyeli görüntü eşikleme probleminde optimum eşik değerinin belirlenmesi için Kapur entropisini amaç fonksiyonu olarak kullanan Karga Arama Algoritması temelli bir yaklaşım önermiştir.

HistogramCoG

HistogramCoG yaklaşımı, görüntü histogramının ağırlık merkezlerinden yararlanılarak eşik değerlerinin adaptif olarak belirlenmesine dayanan bir yöntemdir. Bu çalışmada ise RGB kanallarının yoğunluk histogramları tekrarlı olarak bölünerek başlangıç eşikleri elde edilmiştir. Elde edilen eşik değerleri, RGB renk uzayının alt bölgelere ayrılmasında kullanılmaktadır. Kılıçaslan ve İncetaş (2023) tarafından sunulan Tablo 1'de, her renk kanalı için tek eşik kullanılması durumunda piksellerin sekiz farklı sınıfa ayrılması gösterilmektedir. Bu sınıflandırmada her piksel, RGB bileşenlerinin ilgili eşik değerlerine göre konumuna bağlı olarak bir sınıfa atanmaktadır. Bu çalışmada ise her renk kanalı için üç eşik kullanılarak RGB renk uzayı en fazla 64 alt bölgeye ayrılmıştır.

Tablo 1 Tek eşikli RGB renk uzayının sınıflandırma kuralları

Class label (c_i)	Partition rules	Binary Code
s_0	if ($R <= t_{r,1}$ && $G <= t_{g,1}$ && $B <= t_{b,1}$)	000
s_1	if ($R <= t_{r,1}$ && $G <= t_{g,1}$ && $B >= t_{b,1}$)	001
s_2	if ($R <= t_{r,1}$ && $G >= t_{g,1}$ && $B <= t_{b,1}$)	010
s_3	if ($R <= t_{r,1}$ && $G >= t_{g,1}$ && $B >= t_{b,1}$)	011
s_4	if ($R >= t_{r,1}$ && $G <= t_{g,1}$ && $B <= t_{b,1}$)	100
s_5	if ($R >= t_{r,1}$ && $G <= t_{g,1}$ && $B >= t_{b,1}$)	101
s_6	if ($R >= t_{r,1}$ && $G >= t_{g,1}$ && $B <= t_{b,1}$)	110
s_7	if ($R >= t_{r,1}$ && $G >= t_{g,1}$ && $B >= t_{b,1}$)	111

Kaynak: Kılıçaslan ve İncetaş (2023)

Histogramın ağırlık merkezinden yararlanılarak eşik değerlerinin belirlenmesine yönelik literatürde farklı çalışmalar bulunmaktadır. Bu kapsamda Demirci (2010), her renk bileşeninin gradyan bilgisi Sobel operatörü kullanılarak elde etmiş ve gradyan histogramlarının ağırlık merkezlerini hesaplayarak ilgili renk bileşenleri için eşik değerleri olarak kullanmıştır. Demirci ve Okur (2019), hem gri seviye hem de renkli görüntüler için otomatik olarak çok seviyeli eşiklemesine olanak sağlayan bir yöntem önermiştir. Başlangıçta her renk kanalının histogram bilgisi kullanılarak genel ortalama hesaplanmış devamında önceki aşamalardan elde edilen ortalama değerleri tekrar kullanılarak eşik sayısı kademeli olarak artırılmıştır. Kılıçaslan vd. (2020), tekrarlı ortalama tabanlı renk indirgeme kullanan görüntü erişim yöntemi önermiştir. Çalışmada, her renk kanalının histogramından ortalama değerler hesaplanarak çok seviyeli eşikler elde edilmiştir. Elde edilen eşiklerin yardımıyla RGB renk uzayı alt bölgelere ayrılmış ve aynı bölge altında yer alan piksellerin ortalama renk değerleri kullanılarak renk indirgemesi yapılmıştır. Bu işlemler sonucu elde edilen tek boyutlu histogram, özellik vektörü olarak atanmış ve içerik tabanlı görüntü erişimi gerçekleştirilmiştir. Demirci vd. (2012), prostat biyopsisi görüntülerinde arka planın otomatik olarak ayrılması için histogram temelli eşikleme yöntemi önermiştir. RGB renk bileşenleri

arasındaki farkların histogramlarından yararlanarak, eşik değerlerinin otomatik olarak belirlenmesi sağlanmıştır.

Optimizasyon Teknikleri

Çok seviyeli eşik belirleme problemlerinde çözüm uzayının genişlemesi ve en uygun eşik değerinin doğrudan belirlenmesinde hesaplama maliyetlerinin artması nedeniyle eşik seçimi, bir optimizasyon problemi olarak değerlendirilebilmektedir. Uygunluk fonksiyonunu en iyi hale getirebilecek eşik kombinasyonlarının belirlenmesi için meta-sezgisel algoritmalardan yararlanılmaktadır. Bu çalışmada da farklı arama ve yakınsama karakteristiklerine sahip PSO, GWO, DE ve Battle Royale Optimization (BRO) algoritmaları kullanılarak eşik değerlerinin belirlenmesi amaçlanmıştır.

Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO)

PSO, sürü halinde hareket eden canlıların davranışlarından esinlenerek oluşturulan popülasyon tabanlı bir meta-sezgisel optimizasyon yöntemidir. Kennedy ve Eberhart tarafından doğrusal olmayan fonksiyonların optimizasyonu amacıyla önerilmiştir (Kennedy & Eberhart, 1995). PSO'nun küresel arama yeteneği ve basit yapısı ele alındığında, yöntemin görüntü bölütleme ve çok seviyeli eşikleme gibi farklı görüntü işleme problemlerinde de yaygın bir biçimde kullanılabilmesini sağlamaktadır. Rahkar Farshi vd. (2018), çok seviyeli renkli görüntü kümelendirme probleminde Otsu ve Kapur eşikleme yöntemlerinin amaç fonksiyonlarını PSO ve Orman Optimizasyon Algoritması ile birlikte kullanmıştır. Ma ve Hu (2024), yüksek bit derinliğine sahip görüntü bölümleme işlemlerinde kullanılan yöntemlerin erken yakınsama sorununu azaltmak amacıyla tamamlayıcı atalet ağırlıklarına dayalı bir piramit parçacık sürü optimizasyonu (CIWP-PSO) önermiştir. Bhandari vd. (2016), çok seviyeli renkli görüntü eşikleme probleminde Guguk Kuşu Arama, DE, Rüzgar Yönlü Optimizasyon ve PSO algoritmalarını Otsu ve Kapur amaç fonksiyonları altında karşılaştırmıştır. Renk

niceleme alanında da aktif olarak kullanılmaktadır (Frackiewicz vd., 2023; Omran vd., 2005; Pérez-Delgado, 2020b).

Gri Kurt Optimizasyonu (GWO)

GWO, gri kurtların doğadaki davranışlarından esinlenen popülasyon tabanlı bir meta-sezgisel optimizasyon yöntemidir. Yöntemde arama süreci, sürü içerisindeki liderlik ile avın aranması, kuşatılması ve yakalanması davranışları modellenerek gerçekleştirilmektedir (Mirjalili vd., 2014). P. Hu vd. (2024), çok seviyeli renkli görüntü eşikleme problemi için en uygun eşiğin belirlenmesi amacıyla Geliştirilmiş GWO yöntemi önermiştir. GWO'nun lider seçimi, konum güncelleme ve mutasyon mekanizmaları yeniden düzenlenmiş ve Otsu, Kapur ölçütleri amaç fonksiyonu olarak kullanılmıştır. Karakoyun vd. (2021), çok seviyeli görüntü eşikleme problemini çok amaçlı bir optimizasyon problemi olarak ele almıştır. Amaç fonksiyonu olarak Otsu ve Kapur olarak belirlenmiş ve en uygun eşik değerinin bulunması için Ayrık Çok Amaçlı Karıştırılmış Gri Kurt Optimizasyonu (Discrete Multi-Objective Shuffled Grey Wolf Optimizer-D-MOSG) önerilmiştir. Benzer şekilde en uygun eşiğin belirlenmesinde GWO tabanlı bir yöntem kullanılmıştır (Khairuzzaman & Chaudhury, 2017).

Diferansiyel Evrim (DE)

DE, sürekli optimizasyon problemlerinin çözümü için geliştirilen popülasyon tabanlı evrimsel bir optimizasyon algoritmasıdır. İlk olarak doğrusal olmayan ve türevlenebilir olması gerekmeyen sürekli uzay problemlerinin çözümü için önerilmiştir (Storn & Price, 1997). Charansiriphaisan vd. (2014), çok seviyeli görüntü eşikleme probleminde Otsu ölçütüne dayalı en uygun eşik belirleme için geliştirilmiş bir DE önermiştir. Eşik sayısının artmasıyla birlikte performans düşüklüğü gösteren geleneksel DE'nin sorununu gidermek için yeni bir mutasyon stratejisi geliştirilmiştir. Mlakar vd. (2016), gri seviyeli görüntüler için Otsu

ölçütüne dayalı en uygun eşik değerinin belirlenmesi için hibrit bir DE yöntemi önermiştir. Önerilen hibrit yapı Guguk Kuşu Arama algoritmasından alınan sıfırlama stratejisini DE'nin evrimsel döngüsüne eklenmesiyle oluşturulmuştur. Ayrıca renk niceleme problemlerinde de DE'nin farklı varyantları kullanılmıştır (Z. Hu vd., 2016; Pérez-Delgado & Günen, 2023).

Battle Royale Optimizasyonu (BRO)

BRO, dijital battle royale oyunlarındaki oyuncuların hayatta kalma, rakiple mücadele etme, güvenli bölgelere yönelme ve hayatta kalma davranışlarından esinlenen popülasyon tabanlı bir meta-sezgisel optimizasyon algoritması olarak önerilmiştir. Her aday çözüm hayatta kalmaya ve en güvenli yani en iyi çözüme ulaşmaya çalışan bir oyuncu olarak modellenmiştir (Rahkar Farshi, 2021). Akan vd. (2024), çok seviyeli görüntü eşikleme probleminde en uygun eşik değerinin belirlenmesi amacıyla BRO yöntemini kullanmıştır. Otsu'nun sınıflar arası varyans ölçütü ile Kapur'un entropi ölçütü çok seviyeli eşikleme yapısına genişletilmiş ve bu amaç fonksiyonlarını en iyi hale getirecek eşik değerlerinin bulunması için BRO'dan yararlanılmıştır. Casas-Ordaz vd. (2024), çok seviyeli görüntü bölütleme probleminde BRO'nun performansını geliştirmek amacıyla hibrit bir yöntem önermiştir. Önerilen yöntemde karşıt tabanlı öğrenme, yüksek bozucu polinom mutasyonu, DE mutasyonu ve çaprazlama operatörleri BRO'nun yapısına entegre edilmiş ve optimum eşiklerin belirlenmesinde minimum çapraz entropi ölçütü kullanılmıştır.

Materyal ve Yöntem

Bu çalışmada, renkli görüntülerde adaptif renk indirgeme işlemini gerçekleştirmek için histogram tabanlı çok seviyeli eşikleme yöntemleri ile meta-sezgisel yöntemler birlikte kullanılmış ve sonuçlar karşılaştırılmıştır. Uygulanan yöntemde görüntünün kırmızı (R), yeşil (G) ve mavi (B) renk kanalları ayrı ayrı ele alınmış

ve her kanal için elde edilen histogramlar üzerinden eşik değeri belirlenmiştir. Eşikleme aşamasında Otsu, Kapur ve HistogramCoG yaklaşımları, optimizasyon aşamasında ise PSO, GWO, DE ve BRO algoritmaları kullanılmıştır. Her bir eşikleme yaklaşımı için çalışma kapsamında verilen algoritmaların tamamı kullanılarak tüm kombinasyonlar denenmiştir. Deneysel çalışmalarda Babun, Lena ve Biberler olmak üzere üç renkli görüntü kullanılmıştır. Bu görüntülerin seçilmesinin temel nedeni bu üç farklı görüntünün, farklı renk dağılımlarına ve görüntü özelliklerine sahip olmasıdır. Farklı renk dağılımlarına sahip olması, eşikleme ve optimizasyon kombinasyonlarının hem karmaşık hem de belirgin renk bölgeleri içeren görüntüler üzerindeki davranışlarının karşılaştırılmasına imkan tanımaktadır.

Çalışmada ilk olarak giriş görüntüsünün R, G ve B bileşenleri ayrılmıştır. Devamında her kanal için 0-255 aralığında histogramlar oluşturulmuştur. Ardından her renk kanalının histogramı bağımsız olarak eşikleme ve optimizasyon sürecine aktarılmıştır. Böylece her bir kanal için ayrı eşik kümeleri elde edilmiştir. Her kanal için k adet eşik belirlendiğinde eşik kümeleri aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$T_R = \{t_{R1}, t_{R2}, \dots, t_{Rk}\}$$

$$T_G = \{t_{G1}, t_{G2}, \dots, t_{Gk}\}$$

$$T_B = \{t_{B1}, t_{B2}, \dots, t_{Bk}\}$$

Bu eşikler RGB renk uzayının alt bölgelere ayrılmasında kullanılmaktadır. Çalışmada üç eşik kullanıldığını için her renk kanalı dört bölgeye ayrılmıştır.

Eşik değerlerinin belirlenmesinde Otsu, Kapur ve HistogramCoG teknikleri amaç fonksiyonu olarak kullanılmıştır. Otsu ile sınıflar arası varyansın en büyüklenmesi, Kapur ile sınıflara ait entropi toplamının en büyüklenmesi amaçlanmıştır. HistogramCoG'ta ise histogram bölgelerinin ağırlık merkezi

bilgileri dikkate alınmıştır. Optimizasyon öncesi kullanılan eşikleme yöntemine bağlı olarak bir başlangıç çözümü oluşturulmuştur. HistogramCoG'da ise histogram bölgelerinin ağırlık merkezlerine dayalı tekrarlı bir eşik belirleme yöntemi uygulanmıştır. Otsu ve Kapur için kullanılan arama adımları sırasıyla 32, 16, 8, 4, 2 ve 1 olarak tanımlanmıştır. Elde edilen başlangıç çözümü GWO, PSO, DE veya BRO algoritmalarından seçilen yönteme aktarılmıştır. Başlangıç popülasyonunun ilk bireyi doğrudan belirlenen başlangıç çözümünden oluşturulurken, diğer bireyler bu çözümün çevresinde tanımlanan aralıkta üretilmiştir. Böylece eşikleme yaklaşımı ve optimizasyon algoritması birlikte kullanılarak her R, G ve B kanalı için nihai eşik değerleri elde edilmiştir.

Optimizasyon sonucunda elde edilen R, G ve B eşikleri RGB renk uzayını alt bölgelere ayırmak için kullanılmıştır. Her piksel, sahip olduğu RGB bileşenlerinin hangi eşik aralıklarında bulunduğuna göre ilgili alt bölgeye atanmıştır. Aynı alt bölgede bulunan pikseller renk kümesi olarak değerlendirilmiştir. Her küme için temsilci renk, ilgili kümede bulunan piksellerin gerçek R, G ve B değerlerinin aritmetik ortalaması kullanılarak hesaplanmıştır. Bu işlem sonucunda giriş görüntüsünün ana renk yapısı korunurken kullanılan farklı renk sayısının azaltılması amaçlanmıştır.

Deneylerde hem adaletli hem de eşikleme ve optimizasyon yöntemlerinin karşılaştırılabilir olması amacıyla ortak parametreler kullanılmıştır. Eşik sayısı 3, popülasyon büyüklüğü 30 ve iterasyon sayısı 100 olarak belirlenmiştir. Üç eşikleme tekniği ve dört optimizasyon algoritması birlikte değerlendirilerek toplam 12 farklı yöntem kombinasyonu oluşturulmuş ve her biri üç test görüntüsü üzerinde uygulanmış ve toplam 36 deney sonucu elde edilmiştir.

Elde edilen renk indirgeme sonuçlarının değerlendirilmesinde Ortalama Karesel Hata (MSE), Tepe Sinyal-Gürültü Oranı (PSNR), Yapısal Benzerlik İndeksi (SSIM), çıktı görüntüsündeki renk sayısı ve işlem süresi kullanılmıştır. Ayrıca her

deney için R, G ve B kanallarına ait eşik değerleri kayıt altına alınmıştır. Çalışmada uygulanan renk indirgeme süreci Şekil 1'de gösterilmiştir.

MSE, ham görüntü ile renk indirgeme sonucu elde edilen işlenmiş görüntü arasındaki piksel temelli farklılıkların değerlendirilmesinde kullanılan hata ölçütüdür (Wang vd., 2004). Üç kanallı RGB görüntüler için MSE aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir:

$$\mathrm{MSE} = \frac{1}{3WH}\sum_{x=1}^{W}\sum_{y=1}^{H}\sum_{c\in\{R,G,B\}}\left[I_c(x,y) - \hat{I}_c(x,y)\right]^2$$

Burada W ve H, görüntünün genişliğini ve yüksekliğini; $I_c(x,y)$, orijinal görüntünün ilgili renk kanalındaki piksel değerini ve $\hat{I}_c(x,y)$, renk indirgeme sonucunda elde edilen görüntünün aynı konumdaki piksel değerini ifade etmektedir.

PSNR, ham görüntü ile renk indirgeme sonucu elde edilen işlenmiş görüntü arasındaki bozulma miktarını logaritmik ölçekte değerlendirmek için kullanılan bir ölçüttür (Wang vd., 2004). PSNR, MSE değeri üzerinden hesaplanmakta ve 8 bitlik görüntüler için aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir:

$$\mathrm{PSNR} = 10\log_{10}\left(\frac{255^2}{\mathrm{MSE}}\right)$$

SSIM, ham görüntü ile renk indirgeme sonucunda elde edilen görüntü arasındaki benzerliği kontrast, parlaklık ve yapısal özellikler açısından değerlendiren bir metriktir. Wang vd. (2004) tarafından geliştirilen SSIM, görüntüler arasındaki yapısal bilginin korunmasını dikkate almaktadır. Bu çalışmada, orijinal ve işlenmiş RGB görüntüler öncelikle renk bileşenlerinin ağırlıklı toplamı kullanılarak gri seviye yoğunluk değerlerine dönüştürülmüştür. Ardından görüntülerin tamamı üzerinden hesaplanan istatistiksel

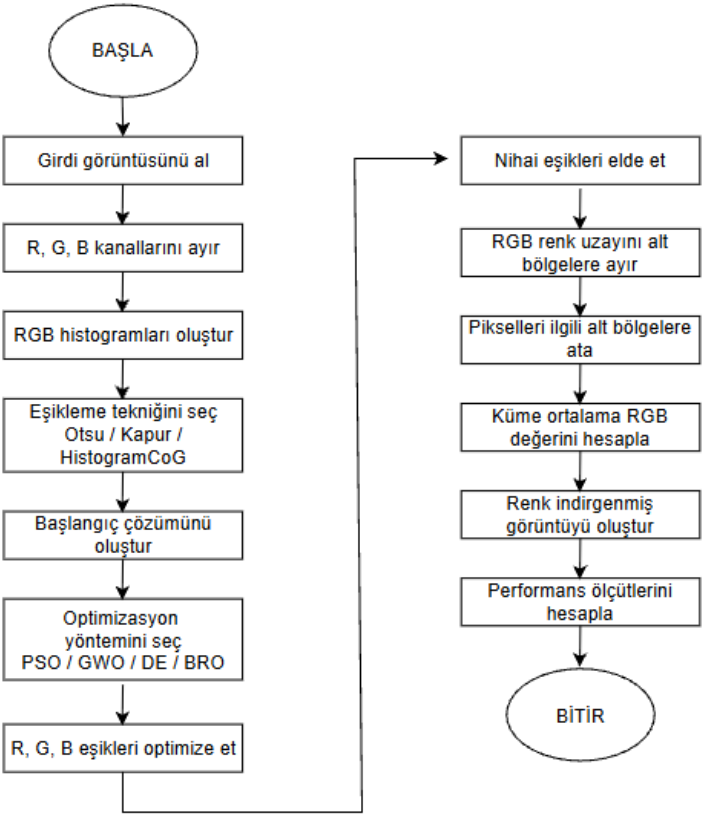
değerler kullanılarak, küresel SSIM değeri aşağıdaki şekilde hesaplanmıştır:

$$\mathrm{SSIM}(X,Y) = \frac{(2\mu_X\mu_Y + C_1)(2\sigma_{XY} + C_2)}{(\mu_X^2 + \mu_Y^2 + C_1)(\sigma_X^2 + \sigma_Y^2 + C_2)}$$

Burada X ve Y, sırasıyla orijinal ve renk indirgenmiş görüntülerin gri seviye yoğunluk değerlerini; μ_X ve μ_Y, görüntülerin ortalama yoğunluk değerlerini; σ_X^2 ve σ_Y^2, görüntülerin varyanslarını; σ_{XY}, iki görüntü arasındaki kovaryansı; C_1 ve C_2 ise hesaplamada sayısal kararlılığı sağlayan sabitleri ifade etmektedir. Çalışmada bu sabitler sırasıyla $C_1 = (0.01 \times 255)^2$ ve $C_2 = (0.03 \times 255)^2$ olarak belirlenmiştir. SSIM değerinin 1'e yaklaşması, orijinal ve renk indirgenmiş görüntüler arasındaki yapısal benzerliğin arttığını göstermektedir.

Çalışmada kullanılan diğer ölçütler çıktı görüntüsündeki renk sayısı ve işlem süresidir. Renk sayısı, indirgeme işleminin ne ölçüde gerçekleştirildiğini göstermekte olup daha az renk elde edilmesi tek başına daha başarılı bir sonuç anlamına gelmemektedir. İşlem süresi ise histogramların oluşturulması, eşik değerlerinin optimizasyonu, renk indirgeme işlemi ve performans ölçütlerinin hesaplanması için geçen toplam süreyi ifade etmektedir.

Şekil 1 Renk indirgeme sürecinin işlem akışı



Deneysel Sonuçlar ve Tartışma

Bu bölümde eşikleme olarak kullanılan Otsu, Kapur ve HistogramCoG'un GWO, PSO, DE ve BRO optimizasyon algoritmaları ile birlikte kullanılması sonucunda elde edilen renk indirgeme sonuçları değerlendirilmiştir. Tüm kombinasyonlar eşik değeri 3, popülasyon büyüklüğü 30 ve iterasyon sayısı 100 olacak şekilde Babun, Lena ve Biberler renkli görüntüleri üzerinde kullanılmıştır. Üç eşikleme tekniği ile dört optimizasyon algoritmasının kombinasyonları üç farklı renkli görüntü üzerinde kullanılmış ve toplamda 36 deney sonucu elde edilmiştir. Deney

sonuçları SSIM, PSNR, MSE, elde edilen renk sayısı ve işlem süresi ölçütleri üzerinden değerlendirilmiştir. Eşikleme ve optimizasyon kombinasyonlarının üç test görüntüsü üzerindeki ortalama performans değerleri Tablo 2'de verilmiştir.

Tablo 2 Eşikleme–optimizasyon kombinasyonlarının ortalama performans değerleri

Eşikleme	Optimizasyon	SSIM	PSNR	MSE	Ort. renk sayısı	Ort. süre (sn)
Otsu	PSO	0.98247	27.10853	130.77301	46.67	1.607
Otsu	GWO	0.98247	27.10853	130.77301	46.67	1.775
Otsu	DE	0.98247	27.10853	130.77301	46.67	1.666
Otsu	BRO	0.98247	27.10853	130.77301	46.67	1.509
Kapur	PSO	**0.98250**	**27.14453**	**129.83055**	43.33	1.515
Kapur	GWO	0.98227	26.95880	135.59574	40.67	1.562
Kapur	DE	0.98227	26.95880	135.59574	40.67	1.522
Kapur	BRO	0.98227	26.95880	135.59574	40.67	1.557
HistogramCoG	PSO	0.98243	27.12173	130.17900	48.00	1.457
HistogramCoG	GWO	0.98237	27.10753	130.49117	48.00	**1.456**
HistogramCoG	DE	0.98243	27.12173	130.17900	48.00	1.521
HistogramCoG	BRO	0.98243	27.12173	130.17900	48.00	1.490

Tablo 2 incelendiğinde, en yüksek ortalama PSNR ve en düşük MSE değeri Kapur-PSO kombinasyonunda elde edilmiştir. Bu kombinasyonda ortalama PSNR değeri 27.1445 dB, ortalama MSE değeri ise 129.83055 olarak hesaplanmıştır. Kapur-PSO kombinasyonuna karşılık HistogramCoG+PSO, HistogramCoG+DE

ve HistogramCoG+BRO kombinasyonları 27.1217 dB ortalama PSNR ve 130.17900 ortalama MSE ile yakın sonuçlar üretmiştir. Otsu eşiklemesiyle yapılan deneylerde tüm optimizasyon algoritmaları ortalama aynı SSIM, PSNR, MSE ve renk sayısı değerlerini ürettiği ancak işlem sürelerinde farklılık olduğu görülmüştür. Bu durum, ilgili deneylerde farklı optimizasyon algoritmalarının aynı veya eşdeğer eşik kombinasyonlarına ulaşmasıyla açıklanabilir. En düşük sürenin 1.456 sn ile HistogramCoG–GWO kombinasyonu ile yapılan deney sonucunda olduğu, en yüksek sürenin ise 1.775 sn ile Otsu-GWO kombinasyonu sonucunda ölçülmüştür. Kapur tabanlı sonuçlar incelendiğinde Babun ve Lena görüntülerinde optimizasyon yöntemlerinin benzer sonuçlar verdiği görülse de Biberler görüntüsünde PSO diğer algoritmalardan ayrılmıştır. Kapur-PSO kombinasyonu bu görüntüde 0.9863 SSIM, 27.1153 dB PSNR ve 126.3428 MSE değerine ulaşırken; GWO, DE ve BRO kombinasyonlarında SSIM 0.9856, PSNR 26.5581 dB ve MSE 143.6377 olarak elde edilmiştir. Bu farklılık, Kapur tabanlı eşikleme altında PSO'nun belirli görüntü özelliklerinde farklı bir eşik çözümüne ulaşabildiğini göstermektedir. HistogramCoG tabanlı sonuçlar incelendiğinde ise tüm optimizasyon algoritmalarının genel olarak birbirine yakın performans gösterdiği görülmüştür. Görüntü bazında değerlendirildiğinde, Lena görüntüsünde en yüksek PSNR değeri 28.6285 dB ve en düşük MSE değeri 89.1723 ile Otsu tabanlı kombinasyonlarda elde edilmiştir. Babun görüntüsünde en yüksek SSIM değeri 0.9763 ile Kapur tabanlı yöntemlerde görülürken, Biberler görüntüsünde en yüksek SSIM değeri 0.9870 ile HistogramCoG tabanlı yöntemlerde elde edilmiştir. Görüntü bazında en iyi sonuçlar Tablo 3'te verilmiştir.

Tablo 3 Görüntü bazında en iyi sonuçlar

Görüntü	Ölçüt	En iyi değer	Kombinasyon
Babun	SSIM	0.9763	Kapur + tüm optimizasyonlar
Babun	PSNR	25.9132	HistogramCoG + PSO/DE/BRO
Babun	MSE	166.6327	HistogramCoG + PSO/DE/BRO
Lena	SSIM	0.9849	Kapur + tüm optimizasyonlar
Lena	PSNR	28.6285	Otsu + tüm optimizasyonlar
Lena	MSE	89.1723	Otsu + tüm optimizasyonlar
Biberler	SSIM	0.9870	HistogramCoG + tüm optimizasyonlar
Biberler	PSNR	27.1153	Kapur + PSO
Biberler	MSE	126.3428	Kapur + PSO

Bu bulgular, eşikleme tekniğinin başarısının görüntünün renk dağılımı ve histogram yapısına bağlı olarak değişebildiğini göstermektedir. Renk sayısı bakımından Kapur tabanlı yöntemlerin genel olarak daha düşük sayıda temsilci renk ürettiği görülmüştür. Özellikle Lena görüntüsünde Kapur tabanlı tüm optimizasyon algoritmaları 35 renk ile en düşük renk sayısını elde etmiştir. Buna karşılık HistogramCoG tabanlı yöntemlerde renk sayısı genel olarak daha yüksek kalmış, ancak yapısal benzerlik ve hata ölçütlerinde rekabetçi sonuçlar elde edilmiştir. Bu durum, renk sayısının azaltılması ile görüntü kalitesinin korunması arasında doğrudan bir denge bulunduğunu göstermektedir.

Sayısal ölçütlerin yanı sıra yapılan işlemlerin görüntü üzerindeki etkisi görsel olarak da değerlendirilmiştir. Çalışma kapsamında kullanılan her bir kombinasyon için ham görüntü, renk indirgenmiş görüntü, orijinal RGB renk uzayı ve eşiklere bölünmüş

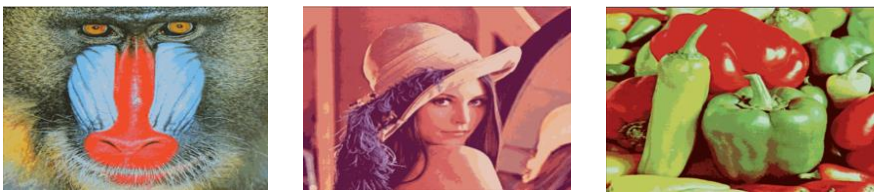
renk indirgenmiş RGB renk uzayı birlikte görselleştirilmiştir. Çalışmada kullanılan orijinal görüntüler Şekil 2'de, Kapur-PSO kombinasyonu ile indirgenmiş görüntüler Şekil 3'te, görüntülerin orijinal RGB renk uzayları Şekil 4'te, indirgenmiş RGB renk uzayları Şekil 5'te gösterilmiştir.

Şekil 2 Orijinal görüntüler: (a) Babun, (b) Lena, (c) Biberler



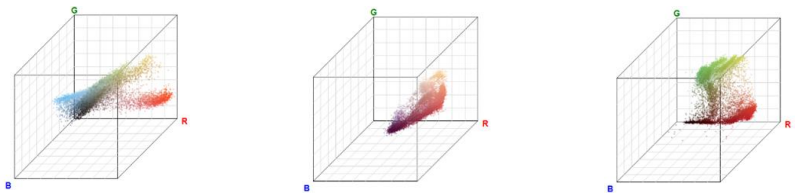
(a) (b) (c)

Şekil 3 İndirgenmiş görüntüler: (a) Babun, (b) Lena, (c) Biberler



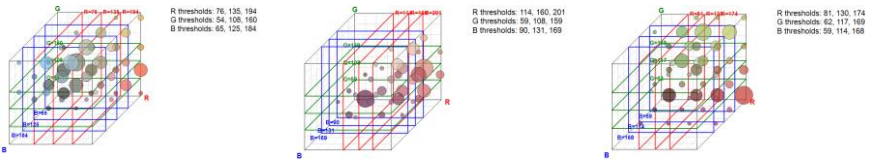
(a) (b) (c)

Şekil 4 Orijinal RGB renk uzayı: (a) Babun, (b) Lena, (c) Biberler



(a) (b) (c)

Şekil 5 İndirgenmiş RGB renk uzayı: (a) Babun, (b) Lena, (c) Biberler



(a) (b) (c)

Genel sonuçlar ele alındığında, eşikleme tekniğinin görüntü kalitesi ve renk sayısı üzerinde olan etkisinin optimizasyon yöntemlerine göre daha yüksek olduğu görülmüştür. Otsu temelli deneylerde optimizasyon algoritmalarının aynı eşik değerlere ulaşması ve aynı SSIM, PSNR, MSE ve renk sayısı değerlerini üretmesi bu durumu desteklemektedir. Kapur temelli kombinasyonların sonuçlarına bakıldığında ise özellikle Biberler görüntüsünde PSO yönteminin diğer yöntemlerden farklı bir çözüme ulaşması, optimizasyon algoritmasının belirli görüntü ve eşikleme koşullarında sonuç üzerinde etkili olabildiğini göstermektedir.

Kapur yöntemi genel olarak daha düşük renk sayıları üretirken, HistogramCoG bazı görüntüler üzerinde daha yüksek bir yapısal benzerlik sağlamıştır. Otsu ise özellikle Lena görüntüsünde en düşük MSE ve en yüksek PSNR değerlerini ürettiği görülmüştür. Bu nedenle tüm görüntüler ve tüm ölçütler açısından tek bir yöntem kombinasyonunun mutlak en iyi olduğunu söylemek mümkün değildir. Sonuçlar, renk indirgeme performansının görüntünün histogram yapısı, renk dağılımı ve kullanılan eşikleme tekniğine bağlı olarak değiştiğini göstermektedir. Bu nedenle uygulama amacına göre kalite, renk sayısı veya işlem süresi önceliklendirilerek farklı eşikleme–optimizasyon kombinasyonları tercih edilebilir.

Sonuçlar

Bu çalışmada, adaptif renk indirgeme problemi için Otsu, Kapur ve HistogramCoG eşikleme teknikleri, PSO, GWO, DE ve BRO optimizasyon algoritmaları ile birlikte değerlendirilmiştir. R, G ve B kanalları için ayrı eşik değerleri belirlenmiş, RGB renk uzayı bu eşiklere göre alt bölgelere ayrılmış ve her bölge, içerdiği piksellerin ortalama renk değeri ile temsil edilmiştir.

Deneysel sonuçlar incelendiğinde, Otsu temelli deneylerde çalışma kapsamında kullanılan optimizasyon yöntemlerinin aynı eşik ve kalite değerleri üretmesi, bazı durumlarda optimizasyon yöntemlerinin sonuç üzerinde etkisinin sınırlı kalabildiğini göstermiştir. Kapur tabanlı deneyler incelendiğinde ise özellikle Biberler görüntüsünde PSO diğer yöntemlerden ayrışmış ve daha düşük MSE ve daha yüksek PSNR değerleri ürettiği görülmüştür. Genel ortalamalara bakıldığında Kapur-PSO kombinasyonu hata temelli ölçütler arasında öne çıkarken, Kapur tabanlı yöntemlerin daha düşük renk sayıları ürettiği görülmüştür. HistogramCoG tabanlı deneylerde ise PSO, DE ve BRO yöntemleri büyük ölçüde benzer sonuçlar verse de GWO bazı görüntülerde eşik farklılıkları oluşturmuştur. HistogramCoG özellikle yapısal benzerliğin korunmasında başarılı sonuçlar üretmiştir. Bununla birlikte hiçbir kombinasyon, tüm görüntüler ve tüm performans ölçütleri açısından mutlak bir üstünlük sağlamamıştır.

Gelecek çalışmalarda farklı eşik sayıları, farklı görüntü veri setleri ve farklı renk uzaylarının değerlendirilmesi planlanabilir.

Kaynakça

Akan, T., Oliva, D., Feizi-Derakhshi, A.-R., Feizi-Derakhshi, A.-R., Pérez-Cisneros, M., & Bhuiyan, M. A. N. (2024). Battle royale optimizer for multilevel image thresholding. *The Journal of Supercomputing, 80(4),* 5298–5340. https://doi.org/10.1007/s11227-023-05664-8

Anitha, J., Immanuel Alex Pandian, S., & Akila Agnes, S. (2021). An efficient multilevel color image thresholding based on modified whale optimization algorithm. *Expert Systems with Applications*, *178*, 115003. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115003

Bhandari, A. K., Kumar, A., Chaudhary, S., & Singh, G. K. (2016). A novel color image multilevel thresholding based segmentation using nature inspired optimization algorithms. *Expert Systems with Applications, 63*, 112-133. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.06.044

Bhandari, A. K., Singh, V. K., Kumar, A., & Singh, G. K. (2014). Cuckoo search algorithm and wind driven optimization based study of satellite image segmentation for multilevel thresholding using Kapur's entropy. *Expert Systems with Applications, 41(7)*, 3538-3560. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.10.059

Casas-Ordaz, A., Aranguren, I., Oliva, D., Mousavirad, S. J., & Pérez-Cisneros, M. (2024). Enhancing image thresholding segmentation with a novel hybrid battle royale optimization algorithm. *Multimedia Tools and Applications, 84(16)*, 16163-16227. https://doi.org/10.1007/s11042-024-19550-9

Celebi, M. E. (2023). Forty years of color quantization: A modern, algorithmic survey. *Artificial Intelligence Review, 56*, 13953–14034. https://doi.org/10.1007/s10462-023-10406-6

Celebi, M. E., & Pérez-Delgado, M.-L. (2023). cq100: A high-quality image dataset for color quantization research. *Journal of Electronic Imaging, 32(3)*, Article 033019. https://doi.org/10.1117/1.JEI.32.3.033019

Chang, C.-H., Xu, P., Xiao, R., & Srikanthan, T. (2005). New adaptive color quantization method based on self-organizing maps. *IEEE Transactions on Neural Networks, 16(1)*, 237–249. https://doi.org/10.1109/TNN.2004.836543

Charansiriphaisan, K., Chiewchanwattana, S., & Sunat, K. (2014). A global multilevel thresholding using differential evolution approach. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014(1), 974024. https://doi.org/10.1155/2014/974024

Demirci, R. (2010). Adaptive threshold selection for edge detection in colour images. *2010 IEEE 18th Signal Processing and Communications Applications Conference*, 677-679. https://doi.org/10.1109/SIU.2010.5654414

Demirci, R., & Okur, Ü. (2019). Renkli görüntülerin ortalama tabanlı çok seviyeli eşiklenmesi. *Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi, 7(1)*, 664-676. https://doi.org/10.29130/dubited.471040

Demirci, R., Yavuzcan, H. G., Incetas, O., & Tanyeri, U. (2012). Automatic background extraction for prostate biopsy images. *2012 16th International Conference on System Theory, Control and Computing (ICSTCC)* (pp. 1–6). IEEE.

Frackiewicz, M., Palus, H., & Prandzioch, D. (2023). Superpixel-based PSO algorithms for color image quantization. *Sensors, 23(3)*, 1108. https://doi.org/10.3390/s23031108

Hammouche, K., Diaf, M., & Siarry, P. (2010). A comparative study of various meta-heuristic techniques applied to the multilevel thresholding problem. *Engineering Applications of Artificial*

Intelligence, 23(5), 676-688. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2009.09.011

Houssein, E. H., Helmy, B. E., Oliva, D., Elngar, A. A., & Shaban, H. (2021). A novel Black Widow Optimization algorithm for multilevel thresholding image segmentation. *Expert Systems with Applications, 167*, 114159. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114159

Hu, P., Han, Y., & Zhang, Z. (2024). Multi-level thresholding color image segmentation using modified gray wolf optimizer. *Biomimetics, 9(11)*, 700. https://doi.org/10.3390/biomimetics9110700

Hu, Z., Su, Q., & Xia, X. (2016). Multiobjective image color quantization algorithm based on self-adaptive hybrid differential evolution. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2016, 1-12. https://doi.org/10.1155/2016/2450431

Kapur, J. N., Sahoo, P. K., & Wong, A. K. C. (1985). A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 29(3)*, 273–285. https://doi.org/10.1016/0734-189X(85)90125-2

Karakoyun, M., Gülcü, Ş., & Kodaz, H. (2021). D-MOSG: Discrete multi-objective shuffled gray wolf optimizer for multi-level image thresholding. *Engineering Science and Technology, an International Journal, 24(6)*, 1455-1466. https://doi.org/10.1016/j.jestch.2021.03.011

Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks, 4*, 1942-1948. https://doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968

Khairuzzaman, A. K. M., & Chaudhury, S. (2017). Multilevel thresholding using grey wolf optimizer for image segmentation. *Expert Systems with Applications, 86*, 64-76. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.04.029

Kılıçaslan, M., & İncetaş, M. O. (2023). Adaptive color quantization method with multi-level thresholding. *International Journal of Computational Intelligence Systems, 16,* Article 7. https://doi.org/10.1007/s44196-023-00185-x

Kılıçaslan, M., Tanyeri, U., & Demirci, R. (2020). Tekrarlı ortalama yardımıyla renk indirgeme ve görüntü erişimi. *Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi, 8(1)*, 1042-1057. https://doi.org/10.29130/dubited.643351

Lei, M., Zhou, Y., & Luo, Q. (2020). Color image quantization using flower pollination algorithm. *Multimedia Tools and Applications, 79(43-44)*, 32151-32168. https://doi.org/10.1007/s11042-020-09680-1

Ma, J., & Hu, J. (2024). An improved particle swarm optimization for multilevel thresholding medical image segmentation. *PLOS ONE, 19(12)*, e0306283. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0306283

Merzban, M. H., & Elbayoumi, M. (2019). Efficient solution of Otsu multilevel image thresholding: A comparative study. *Expert Systems with Applications, 116*, 299-309. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.09.008

Mirjalili, S., Mirjalili, S. M., & Lewis, A. (2014). Grey wolf optimizer. *Advances in Engineering Software, 69*, 46-61. https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007

Mlakar, U., Potočnik, B., & Brest, J. (2016). A hybrid differential evolution for optimal multilevel image thresholding. *Expert Systems*

with Applications, 65, 221-232. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.08.046

Omran, M. G., Engelbrecht, A. P., & Salman, A. (2005). A color image quantization algorithm based on particle swarm optimization. *Informatica, 29*, 261–269.

Otsu, N. (1979). A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 9(1)*, 62-66. https://doi.org/10.1109/TSMC.1979.4310076

Papamarkos, N., Atsalakis, A. E., & Strouthopoulos, C. P. (2002). Adaptive color reduction. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 32(1)*, 44–56. https://doi.org/10.1109/3477.979959

Pérez-Delgado, M.-L. (2015). Colour quantization with Ant-tree. *Applied Soft Computing, 36*, 656-669. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.07.048

Pérez-Delgado, M.-L. (2018). Artificial ants and fireflies can perform colour quantisation. *Applied Soft Computing, 73*, 153-177. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.08.018

Pérez-Delgado, M.-L. (2019a). Color image quantization using the shuffled-frog leaping algorithm. *Engineering Applications of Artificial Intelligence, 79*, 142-158. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2019.01.002

Pérez-Delgado, M.-L. (2019b). The color quantization problem solved by swarm-based operations. *Applied Intelligence, 49(7)*, 2482-2514. https://doi.org/10.1007/s10489-018-1389-6

Pérez-Delgado, M.-L. (2020a). A mixed method with effective color reduction. *Applied Sciences, 10(21)*, 7819. https://doi.org/10.3390/app10217819

Pérez-Delgado, M.-L. (2020b). Color quantization with Particle swarm optimization and artificial ants. *Soft Computing, 24(6)*, 4545-4573. https://doi.org/10.1007/s00500-019-04216-8

Pérez-Delgado, M.-L., & Celebi, M. E. (2024). A comparative study of color quantization methods using various image quality assessment indices. *Multimedia Systems, 30,* Article 40. https://doi.org/10.1007/s00530-023-01206-7

Pérez-Delgado, M.-L., & Günen, M. A. (2023). A comparative study of evolutionary computation and swarm-based methods applied to color quantization. *Expert Systems with Applications*, 231, 120666. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120666

Pérez-Delgado, M.-L., & Román-Gallego, J. Á. (2019). A hybrid color quantization algorithm that combines the greedy orthogonal bi-partitioning method with artificial ants. *IEEE Access, 7,* 128714–128734. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2937934

Rahkar Farshi, T. (2021). Battle royale optimization algorithm. *Neural Computing and Applications, 33(4)*, 1139-1157. https://doi.org/10.1007/s00521-020-05004-4

Rahkar Farshi, T., Demirci, R., & Feizi-Derakhshi, M.-R. (2018). Image clustering with optimization algorithms and color space. *Entropy, 20(4)*, 296. https://doi.org/10.3390/e20040296

Storn, R., & Price, K. (1997). Differential evolution—A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. *Journal of Global Optimization, 11,* 341–359. https://doi.org/10.1023/A:1008202821328

Taşdizen, T., Akarun, L., & Ersoy, C. (1998). Color quantization with genetic algorithms. *Signal Processing: Image Communication, 12(1)*, 49–57. https://doi.org/10.1016/S0923-5965(97)00035-0

Upadhyay, P., & Chhabra, J. K. (2020). Kapur's entropy based optimal multilevel image segmentation using Crow Search Algorithm. *Applied Soft Computing*, 97, 105522. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105522

Wang, Z., Bovik, A. C., Sheikh, H. R., & Simoncelli, E. P. (2004). Image quality assessment: From error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing, 13(4),* 600–612. https://doi.org/10.1109/TIP.2003.819861

BÖLÜM 12

KAOTİK ARAMA YOĞUNLUĞUNUN OPTİMİZASYON ALGORİTMALARI ARASINDA GENELLENEBİLİRLİĞİNİN PEKİŞTİRMELİ ÖĞRENME İLE İNCELENMESİ

Seyfullah ARSLAN[1]

Giriş

Türev bilgisinin bulunmadığı, çok tepeli, doğrusal olmayan veya gürültülü amaç işlevlerinde meta-sezgisel optimizasyon yöntemleri sık kullanılan çözüm araçlarıdır. Particle Swarm Optimization (PSO), parçacıkların kişisel ve küresel deneyimlerinden yararlanırken; Differential Evolution (DE), fark vektörlerine dayalı mutasyon kullanır; Grey Wolf Optimizer (GWO), önder çözümlerin çevresinde kuşatma davranışını modeller; Whale Optimization Algorithm (WOA), kuşatma ile sarmal hareket arasında geçiş yapar; Artificial Bee Colony (ABC) ise besin kaynağı çevresindeki komşuluk üretimini ve kaşif davranışını birleştirir

[1] Doktor Araştırma Görevlisi, Kütahya Dumlupınar Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği, Orcid: 0000-0002-2573-273X

(Kennedy & Eberhart, 1995; Storn & Price, 1997; Mirjalili et al., 2014; Mirjalili & Lewis, 2016; Karaboga & Basturk, 2008). Bu yöntemlerin hareket denklemleri farklı olsa da tümü arama uzayında keşif ve yoğunlaştırma arasında zamanla değişen bir denge kurmaya çalışır.

No Free Lunch (Bedava Öğle Yemeği Yok) teoremleri, tek bir optimizasyon yönteminin bütün problem sınıflarında evrensel olarak üstün olamayacağını ortaya koymaktadır (Wolpert & Macready, 1997). Bu nedenle yalnızca yeni bir meta-sezgisel algoritma geliştirmek yerine, farklı algoritmaların ortak arama davranışlarından yararlanabilen üst düzey denetim mekanizmaları araştırma açısından önemlidir. Bu çalışmada ele alınan temel soru, bir optimizasyon algoritmasında öğrenilen kaotik arama davranışının, yapısal olarak farklı ve eğitimde hiç yer almamış başka bir optimizasyon algoritmasında yeniden eğitim yapılmadan kullanılabilir olup olmadığıdır.

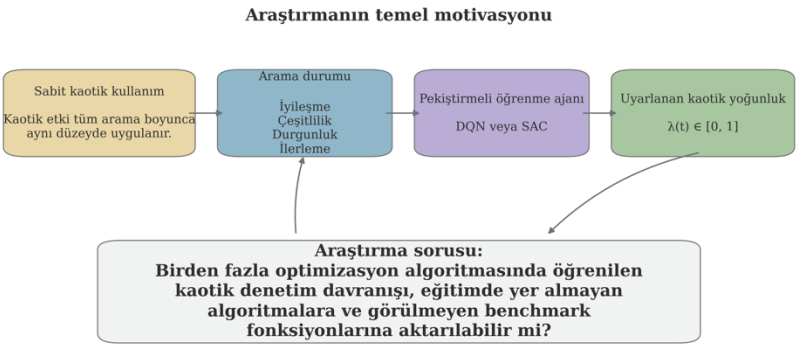
Kaos kuramı deterministik sistemlerin başlangıç koşullarına duyarlı, periyodik olmayan ve karmaşık davranışlar üretebildiğini göstermiştir (Li & Yorke, 1975; May, 1976; Hénon, 1976). Bu özellikler nedeniyle kaotik harita dizileri meta-sezgisel algoritmalarda başlangıç popülasyonunun oluşturulması, rastgele sayıların değiştirilmesi, kontrol parametrelerinin ayarlanması ve yerel arama mekanizmalarının çeşitlendirilmesi için kullanılmıştır (Alatas et al., 2009; Özer, 2010; Alatas, 2010; Kohli & Arora, 2018; Kaur & Arora, 2018). Bununla birlikte kaotikleştirmenin her problem ve algoritmada otomatik olarak üstünlük getirdiğine ilişkin bir uzlaşı yoktur. Kontrollü karşılaştırmalar bazı iyileşmelerin dizi etkilerinden kaynaklanabileceğini, harita seçiminin ve deney tasarımının önemli olduğunu göstermektedir (Gagnon et al., 2021).

Güncel kapsamlı bir inceleme de 27 farklı kaotik harita ve altı temel kaos bütünleştirme stratejisi tanımlamakta; uygun harita ve kullanım biçiminin probleme bağlı kaldığını vurgulamaktadır (Limane et al., 2025).

Bu belirsizlik, kaotik etkinin arama boyunca değişmeyen bir tercih olarak verilmesi yerine arama durumundan öğrenilmesini motive etmektedir. Pekiştirmeli öğrenme, durum-eylem-ödül döngüsü üzerinden çevrim içi karar vermeye olanak veren bir makine öğrenmesi alanıdır. DQN (Deep Q-Network) ayrık eylem uzaylarında değer temelli denetim sağlarken, SAC (Soft Actor-Critic) sürekli eylem uzaylarında maksimum entropi ilkesini kullanan aktör-eleştirmen yapısı ile maksimum ödülü üretecek politikayı belirlemektedir (Mnih et al., 2015; Haarnoja et al., 2018). Meta-sezgisel optimizasyonda pekiştirmeli öğrenme ile çevrim içi parametre uyarlama ve operatör seçimi çalışmaları da giderek artmaktadır (Tessari & Iacca, 2022; Tatsis & Parsopoulos, 2023; Yin et al., 2023; Zhou et al., 2024; Yang et al., 2024).

Çalışmanın temel katkısı, DQN veya SAC kullanımından ziyade, öğrenilen denetim politikasının farklı optimizasyon algoritmalarına aktarılıp aktarılamadığının incelenmesidir. Önerilen çerçeve, algoritma ve benchmark kimliğini ajana vermeden, yalnızca ortak arama durumundan kaotik yoğunluk kararı üretmektedir. Böylece öğrenilen politika belirli bir optimizasyon yönteminin iç parametrelerine değil, iyileşme, çeşitlilik, durgunluk ve arama ilerlemesi gibi algoritmalar arasında ortak gözlenebilen davranış değişkenlerine bağlanmaktadır. Şekil 1 bu araştırma motivasyonunu özetlemektedir.

Şekil 1. Araştırmanın temel motivasyonu



Şekil 1'de vurgulanan temel ayrım, önerilen yöntemin yeni bir konum güncelleme denklemi tanımlamaması, mevcut algoritmanın üzerinde çalışan bir denetim katmanı oluşturmasıdır. Bu nedenle deney tasarımında hem eğitim sırasında görülen algoritmalardaki performans hem de eğitimde yer almayan WOA ve ABC üzerindeki yeniden eğitim gerektirmeyen aktarım başarısı ayrı ayrı değerlendirilmiştir.

Literatür Taraması

Popülasyon tabanlı optimizasyon algoritmaları

PSO, her parçacığın hızını kendi en iyi konumu ile sürünün en iyi konumuna göre güncelleyerek kolektif arama davranışı üretir (Kennedy & Eberhart, 1995). DE, yeni adayları popülasyon üyeleri arasındaki ölçeklenmiş fark vektörlerinden oluşturur ve bu nedenle arama yönü doğrudan popülasyon geometrisinden türetilir (Storn & Price, 1997). GWO'da alfa, beta ve delta olarak adlandırılan önder çözümler adayların konum güncellemesini yönlendirir (Mirjalili et al., 2014). WOA, avı kuşatma ile logaritmik sarmal hareket arasında

geçiş yapan farklı bir mekanizma kullanır (Mirjalili & Lewis, 2016). ABC'de ise çalışan, gözlemci ve kaşif arı davranışları üzerinden komşuluk tabanlı arama gerçekleştirilir (Karaboga & Basturk, 2008). Bu farklılıklar, bir algoritmada öğrenilen denetim davranışının başka bir algoritmaya aktarılmasını basit bir aynı-dağılım sınamasından daha zor hale getirmektedir.

Tablo 1, bu beş algoritmanın temel hareket mekanizmasını, kaotik bileşenin deney kodunda hangi rastlantısal terime bağlandığını ve araştırmadaki rolünü özetlemektedir. Bu tablo, kaotik yoğunluk denetleyicisinin her algoritmanın özgün hareket denklemini değiştirmediğini, yalnızca algoritmanın kullandığı örnekleme bileşenini ortak bir yoğunluk katsayısı üzerinden etkilediğini göstermektedir.

Tablo 1. Kullanılan optimizasyon algoritmalarının temel hareket mekanizmaları ve deneydeki rolleri.

Algoritma	Temel hareket	Kaotik etkinin bağlandığı bileşen	Rol
PSO	Kişisel ve küresel en iyi konuma yönelim	Hız güncellemesindeki rastlantısal katsayılar	Eğitim + sınama
DE	Fark vektörü tabanlı mutasyon ve çaprazlama	Ölçekleme ve çaprazlama örneklemesi	Eğitim + sınama
GWO	Önder çözümler çevresinde kuşatma	A ve C katsayılarını üreten örnekleme	Eğitim + sınama
WOA	Kuşatma, keşif ve sarmal hareket	Arama kipini seçen örnekleme	Yalnızca sınama
ABC	Komşuluk üretimi ve kaşif yenilemesi	Komşuluk katsayısı ve kaşif örneklemesi	Yalnızca sınama

Kaotik haritaların meta-sezgisel optimizasyondaki yeri

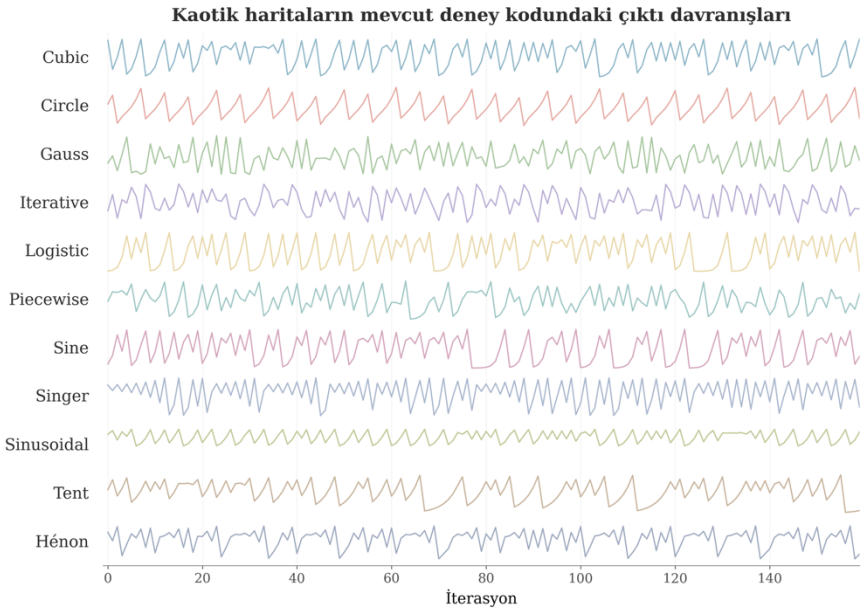
Kaotik harita kullanımı meta-sezgisel optimizasyon literatüründe tek bir amaca indirgenmemektedir. Kaotik diziler başlangıç popülasyonunu çeşitlendirmek, klasik sözde rastgele sayı üreticilerinin yerine geçmek, arama katsayılarını zamana bağlı

değiştirmek veya yerel optimumlardan kaçışı desteklemek için kullanılabilmektedir. PSO üzerinde kaotik sayı üreteçlerinin doğrudan rastlantısal terimlere bağlandığı çalışmalar, farklı haritaların aynı algoritmada farklı sonuçlar verebildiğini göstermiştir (Alatas et al., 2009). DE'de kaotik başlangıçlandırma, özellikle ilk popülasyonun dağılımını değiştirmek amacıyla kullanılmıştır (Özer, 2010). ABC'de kaotik diziler parametre uyarlama ve yakınsamayı iyileştirme amacıyla denenmiştir (Alatas, 2010). Benzer biçimde GWO ve WOA için geliştirilen kaotik varyantlar, harita seçimi ile keşif-yoğunlaştırma davranışının ilişkili olabileceğini göstermektedir (Kohli & Arora, 2018; Kaur & Arora, 2018).

Bununla birlikte bu sonuçların genellenmesi dikkat gerektirir. Gagnon et al. (2021), kaotik dizilerin klasik rastgele dizilere karşı genel ve istatistiksel olarak sürekli bir üstünlük sağlamadığını göstermiştir. Limane et al. (2025) ise 2013-2024 dönemini kapsayan incelemesinde çok sayıda kaotik harita ve bütünleştirme biçimi bulunduğunu, tek bir haritanın bütün durumlarda üstün olmadığını ve seçim probleminin açık kaldığını belirtmektedir. Dolayısıyla bu çalışmanın varsayımı kaosun her zaman yararlı olduğu değil, kaotik etkinin yararlı olduğu durumların arama durumundan öğrenilebilir olabileceğidir.

Deneyde kullanılan 11 kaotik haritanın optimizasyon koduna verilen gerçek çıkışları Şekil 2'de gösterilmiştir. Bu diziler, deneylerde kullanılan yineleme denklemleri ve çıktı dönüşümleriyle oluşturulmuştur.

Şekil 2. Deneyde kullanılan 11 kaotik haritanın görsel çıktıları.



Pekiştirmeli öğrenme ile uyarlanabilir parametre denetimi

Pekiştirmeli öğrenmenin meta-sezgisel algoritmalardaki kullanımı çoğunlukla parametre uyarlama, operatör seçimi ve arama evresine göre strateji değiştirme üzerinde yoğunlaşmaktadır. Tessari ve Iacca (2022), genel amaçlı pekiştirmeli öğrenme politikalarının CMA-ES ve DE gibi farklı yöntemlerde parametre uyarlamak için kullanılabileceğini göstermiştir. Tatsis ve Parsopoulos (2023), çevrim içi parametre uyarlamada pekiştirmeli öğrenmenin genel amaçlı bir araç olarak kullanılabileceğini incelemiştir. Yin et al. (2023) PSO parametrelerini pekiştirmeli öğrenme ile uyarlarken, Zhou et al. (2024) derin pekiştirmeli öğrenme ve aktarım öğrenmesini çok amaçlı evrimsel algoritmalardaki parametre denetimi için ele almıştır. Yang et al. (2024) tarafından yapılan

kapsamlı tarama, parametre uyarlama, operatör seçimi ve keşif-yoğunlaştırma dengesinin Q-Öğrenme ile meta-sezgisel bütünleştirmede merkezi konular olduğunu; aktarım öğrenmesinin ise önemli bir gelecek araştırma yönü olduğunu vurgulamaktadır.

Derin pekiştirmeli öğrenmenin iki temel bileşeni bu çalışmada karşılaştırılmıştır. DQN ayrık eylem değerlerini sinir ağı ile yakınsar, dolayısıyla eylem uzayının sınırlı sayıda yoğunluk seviyesinden oluştuğu senaryoya uygundur (Mnih et al., 2015). SAC ise sürekli eylem uzayında maksimum entropi yaklaşımıyla daha yumuşak ve keşifçi bir politika öğrenebilmektedir (Haarnoja et al., 2018). Aktarımın kuramsal bağlamı açısından, farklı görevler veya çevreler arasında bilgi taşımayı ele alan derin pekiştirmeli öğrenme literatürü de sıfırdan yeniden öğrenme maliyetini azaltma ve genellenebilir temsil geliştirme hedeflerini öne çıkarmaktadır (Zhu et al., 2023).

Literatürün bu kesişiminde açık kalan nokta, bir kaotik haritanın arama üzerindeki etkisini düzenleyen yoğunluk kararının algoritma kimliğinden bağımsız bir durum gösteriminden öğrenilip öğrenilemeyeceğidir. Çalışmanın araştırma soruları ve bunların deneysel karşılıkları Tablo 2'de özetlenmiştir.

Tablo 2. Araştırma soruları ve deneysel değerlendirme karşılıkları.

Araştırma sorusu	**Değerlendirme karşılığı**
Birden çok eğitim algoritmasında ortak bir kaotik denetim davranışı öğrenilebilir mi?	PSO, DE ve GWO üzerinde ortak durum vektörü ile haritaya özgü DQN/SAC eğitimi
Öğrenilen davranış eğitimde yer almayan algoritmalara aktarılabilir mi?	Dondurulmuş modellerin WOA ve ABC üzerinde yeniden eğitim olmadan sınanması
Aktarım başarısı kaotik harita seçimine bağlı mıdır?	11 harita için eğitimde kullanılan, eğitimde yer almayan ve genel kazanma oranlarının karşılaştırılması
Uyarlanabilir yoğunluk yalnızca tam kaosu tekrar mı üretmektedir?	Öğrenilen ortalama yoğunlukların tam kaotik sabit başvuru değeriyle karşılaştırılması

Materyal ve Yöntem

Problem tanımı ve yöntemsel konumlandırma

Bu çalışma yeni bir meta-sezgisel optimizasyon algoritması önermemektedir. Temel amaç, var olan algoritmaların rastlantısal veya örnekleme tabanlı hareket bileşenlerine uygulanan kaotik etkinin büyüklüğünü arama durumundan belirleyen, algoritmalar arasında taşınabilir bir denetim politikası geliştirmektir. Sınırlandırılmış gerçek değerli minimizasyon problemi Eşitlik 1'de verilmiştir.

$$\min_{\mathrm{x}\in\Omega} f(\mathrm{x}), \qquad \Omega \subset \mathbb{R}^d \tag{1}$$

Burada karar değişkeni sayısı mevcut deneylerde on olarak alınmıştır. Amaç işlevi ve arama uzayı CEC benchmark tanımlarından gelmektedir. CEC2014 ve CEC2017 eğitim, CEC2020 ise yalnızca sınama amacıyla kullanılmıştır; böylece sınama işlevleri eğitim sırasında hiçbir şekilde görülmemiştir (Liang et al., 2013; Awad et al., 2016; Yue et al., 2020).

Temel optimizasyon güncellemeleri

PSO'da parçacığın bir sonraki hızı atalet, kişisel en iyi konuma yönelim ve küresel en iyi konuma yönelim bileşenlerinden oluşur. Çalışmada kaotik yoğunluk doğrudan bu güncellemenin örnekleme terimlerine uygulanmıştır. Temel hız güncellemesi Eşitlik 2'de verilmiştir.

$$\mathrm{v}_i^{t+1} = \omega \mathrm{v}_i^t + c_1 r_1 (\mathrm{p}_i - \mathrm{x}_i^t) + c_2 r_2 (\mathrm{g} - \mathrm{x}_i^t) \tag{2}$$

DE'de fark vektörü tabanlı mutasyon kullanılır. Deney kodunda kaotik bileşen mutasyon ölçeği ve çaprazlama

örneklemesine bağlanmıştır. Temel mutasyon vektörü Eşitlik 3'te gösterilmiştir.

$$\mathrm{m}_i = \mathrm{x}_{r_1} + F\left(\mathrm{x}_{r_2} - \mathrm{x}_{r_3}\right) \tag{3}$$

GWO, WOA ve ABC için de özgün arama hareketleri korunmuş; yalnızca ilgili rastlantısal katsayının üretimi ortak kaotik yoğunluk mekanizmasından geçirilmiştir. Bu seçim, denetleyicinin algoritmanın konum güncelleme mantığını değiştirmeden farklı algoritmalarda aynı anlamı taşıyan bir müdahale yapmasını amaçlamaktadır.

Kaotik harita uygulamaları ve kaotik yoğunluk

Genel bir kaotik harita, önceki durumdan bir sonraki kaotik değeri üreten deterministik bir yineleme olarak Eşitlik 4 ile gösterilebilir. Haritaya göre yineleme fonksiyonu ve kontrol parametreleri değişmektedir.

$$c_{t+1} = F(c_t; \theta) \tag{4}$$

Önerilen denetim mekanizmasında temel değişken kaotik yoğunluktur. Sıfır ile bir arasında seçilen bu katsayı, klasik düzgün dağılımlı örnek ile kaotik harita çıktısının ne oranda karıştırılacağını belirler. Kullanılan birleşim Eşitlik 5'te verilmiştir.

$$r_t = (1 - \lambda_t)u_t + \lambda_t c_t, \qquad 0 \le \lambda_t \le 1 \tag{5}$$

Kaotik yoğunluk sıfıra yaklaştığında güncelleme klasik rastgele örneklemeye, bire yaklaştığında ise doğrudan kaotik dizinin kullanımına yaklaşmaktadır. Ara değerler iki kaynak arasında sürekli bir geçiş oluşturur. DQN bu katsayıyı 0 ile 1 arasında 0,1 adımlarla tanımlanan 11 ayrık seviyeden seçerken SAC, eğitim sırasında

öğrenilen politikayı kullanarak aynı aralıkta sürekli bir değer üretmektedir.

Tablo 3, deney kodunda kullanılan 11 kaotik haritanın yineleme biçimlerini göstermektedir. Tablodaki denklemler doğrudan bu deneyde kullanılan kodu tanımlar; özellikle Iterative ve Hénon uygulamalarındaki çıktı dönüşümleri nedeniyle bunların her yayındaki standart biçimle birebir aynı olduğu iddia edilmemektedir.

Tablo 3. Deneyde kullanılan kaotik harita yinelemeleri.

Kaotik harita	Uygulamadaki yineleme biçimi	Kullanılan çıktı
Cubic	$\|2{,}59\ c(1-c^2)\|$ mod 1	[0,1]
Circle	$[c+0{,}2-(0{,}5/2\pi)\sin(2\pi c)]$ mod 1	[0,1]
Gauss	(1/c) mod 1	[0,1]
Iterative	$\|\sin(0{,}7\pi/c)\|$ mod 1	[0,1]
Logistic	4c(1-c)	[0,1]
Piecewise	p=0,4 ile parçalı doğrusal yineleme	[0,1]
Sine	$\sin(\pi c)$	[0,1]
Singer	$1{,}07(7{,}86c-23{,}31c^2+28{,}75c^3-13{,}302875c^4)$	[0,1] sonrası sınırlandırma
Sinusoidal	$2{,}3c^2\sin(\pi c)$	[0,1] sonrası sınırlandırma
Tent	c/0,7 veya (10/3)(1-c)	[0,1]
Hénon	İki durumlu Hénon güncellemesi sonrası sigmoid dönüşümü	[0,1]

Durum gösterimi ve ödül yapısı

Denetleyicinin algoritma kimliğini ezberlememesi için durum vektörüne algoritma adı, kaotik harita kimliği veya CEC işlev numarası verilmemiştir. Beş boyutlu durum vektörü; normalize edilmiş iyileşme, popülasyon çeşitliliği, durgunluk süresi, arama ilerleme oranı ve uygunluk ölçeğinden oluşmaktadır. Durum gösterimi Eşitlik 6'da özetlenmiştir.

$$s_t = [g_t,\ d_t,\ q_t,\ \tau_t,\ \phi_t] \qquad (6)$$

Ödül, yeni en iyi çözüm elde edildiğinde pozitif geri bildirim üretmekte, sınırlı bir çeşitlilik katkısı eklemekte ve uzun durgunluğu

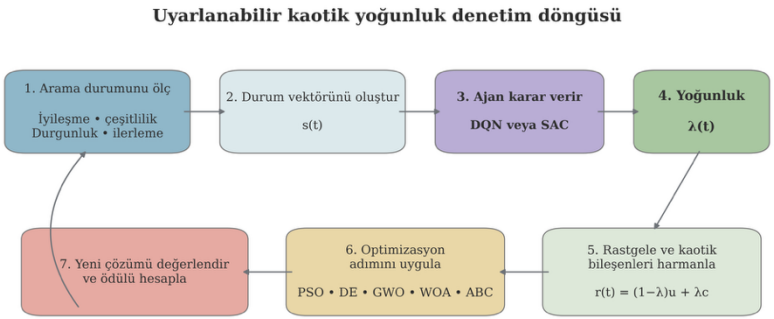
cezalandırmaktadır. Bu çalışma kapsamında kullanılan ödül yapısı Eşitlik 7'de verilmiştir.

$$R_t = \text{clip}(10\Delta_t, 0{,}2)$$
$$+0.05\text{clip}(4d_t, 0{,}1)$$
$$-0.015\min(q_t, 20) \quad (7)$$

Bu tasarımda denetleyici "hangi algoritmada" olduğunu değil, aramanın o anda ne kadar iyileştiğini, ne kadar çeşitliliğe sahip olduğunu ve ne kadar süredir ilerleme sağlayamadığını görmektedir. Çalışmanın algoritmalar arası aktarım iddiası doğrudan bu algoritmadan bağımsız durum gösterimine dayanmaktadır.

Durumdan kaotik yoğunluğa ve yeniden optimizasyon durumuna dönen kapalı denetim döngüsü Şekil 3'te gösterilmiştir. Şekilde 5. Adımda yer alan ifade, klasik örnek ile kaotik çıktının kaotik yoğunluğa göre birleşiminden elde edilen ve ilgili optimizasyon güncellemesine verilen değeri göstermektedir.

Şekil 3. Pekiştirmeli öğrenme denetleyicisinin kaotik yoğunluğu belirlediği kapalı denetim döngüsü.



Döngü her optimizasyon iterasyonunda tekrarlanır; ajan kaotik yoğunluğu arama durumuna göre yeniden belirler.

Şekil 3, denetleyicinin doğrudan çözüm vektörü üretmediğini göstermektedir. DQN veya SAC yalnızca kaotik yoğunluğu belirlemekte; aday çözümlerin üretilmesi PSO, DE, GWO, WOA veya ABC tarafından gerçekleştirilmektedir. Bu ayrım, yöntemin yeni bir optimizasyon algoritmasından ziyade optimizasyon algoritmalarına uygulanabilen bir denetim katmanı olarak yorumlanmasının temelidir.

DQN ve SAC modelleri

DQN iki adet 64 nöronlu tam bağlı gizli katman kullanmaktadır. Çıkış katmanı on bir ayrık kaotik yoğunluk seviyesinin Q değerlerini üretir. Epsilon-greedy keşif mekanizması eğitim sırasında kullanılmış, sınamada en yüksek Q değerine sahip eylem seçilmiştir. SAC modelinde aktör ağı iki adet 64 nöronlu gizli katmandan sonra sürekli eylem dağılımının parametrelerini üretir; iki eleştirmen ağı durum ile kaotik yoğunluk değerini birlikte

değerlendirir. Her iki ajan da aynı durum ve ödül tanımını kullanmaktadır.

Tablo 4, modellerin deney kodunda kullanılan temel hiperparametrelerini özetlemektedir.

Tablo 4. DQN ve SAC modellerinin temel hiperparametreleri.

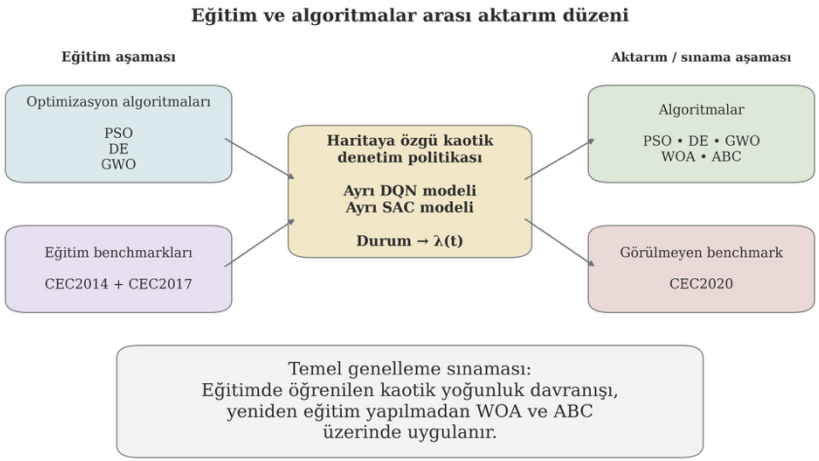
Hiperparametre	**DQN**	**SAC**
Durum boyutu	5	5
Gizli katmanlar	64 - 64	64 - 64
Eylem uzayı	11 ayrık seviye, 0 ile 1	Sürekli, 0 ila 1
Öğrenme oranı	0,001	0,0003
Mini-yığın	128	128
Deneyim belleği	50.000	50.000
İndirgeme katsayısı	0,97	0,97
Hedef ağ güncellemesi	200 adım	Her öğrenme adımında yumuşak güncelleme $\tau = 0,01$
Başlangıç keşif oranı	0,80	Entropi temelli

Eğitim ve yeniden eğitim yapılmadan aktarım protokolü

Her kaotik harita ayrı bir deney birimi olarak ele alınmıştır. İlgili harita için bağımsız DQN ve SAC modelleri PSO, DE ve GWO üzerinde CEC2014 ile CEC2017 işlevleri kullanılarak eğitilmiştir. Eğitim tamamlandıktan sonra model ağırlıkları dondurulmuş ve aynı modeller CEC2020 işlevlerinde önce eğitimde kullanılan PSO, DE ve GWO, ardından eğitimde hiç yer almayan WOA ve ABC üzerinde sınanmıştır. Sınama aşamasında gradyan güncellemesi veya ek uyarlama yapılmamıştır.

Şekil 4, haritaya özgü denetleyicilerin eğitim protokolünü ve model ağırlıkları sabit tutularak gerçekleştirilen algoritmalar arası aktarım aşamasını göstermektedir.

Şekil 4. Haritaya özgü eğitim ve yeniden eğitim yapılmadan algoritmalar arası aktarım protokolü.



Şekil 4'te iki farklı genelleme aynı deney içinde sınanmaktadır. CEC2020 işlevlerinin eğitimde yer almaması işlev düzeyinde genellemeyi; WOA ve ABC'nin eğitim algoritmaları arasında bulunmaması ise algoritma düzeyinde genellemeyi ölçmektedir. Dolayısıyla WOA ve ABC sonuçları yalnızca farklı bir benchmark sınaması değil, eğitim sırasında kullanılmamış bir optimizasyon algoritmasına sıfırdan yeniden eğitim yapmadan aktarım sınamasıdır.

Deney ortamı ve değerlendirme ölçütleri

Deneyler Python ve PyTorch ile CUDA destekli GPU üzerinde yürütülmüştür. Bütün benchmark problemleri 10 boyutlu ele alınmış, popülasyon büyüklüğü 20 ve her optimizasyon koşusundaki yineleme sayısı 50 olarak belirlenmiştir. Eğitimde CEC2014'ün 30 ve CEC2017'nin 29 işlevi; sınamada CEC2020'nin

10 işlevi kullanılmıştır. CEC benchmark tanımları ilgili teknik raporlara dayanmaktadır (Liang et al., 2013; Awad et al., 2016; Yue et al., 2020). Meta-sezgisel yöntemlerin karşılaştırılmasında deney protokolünün açık raporlanması, eşleştirilmiş koşular ve istatistiksel değerlendirme önemlidir (LaTorre et al., 2021); bu nedenle aynı sınama tohumu altında öğrenilmiş ve sabit yöntem eşleştirilmiştir.

Sabit başvuru yöntemi, kaotik bileşenin tam ağırlıkla kullanıldığı durumdur. Bu başvuru, deney çerçevesinde kaotik dizinin ilgili örnekleme terimini bütünüyle devraldığı uç durumu temsil eder. Bu değer her özgün chaotic metaheuristic çalışmasının ortak "varsayılan parametresi" olarak yorumlanmamalıdır. Deney ayarları Tablo 5'te özetlenmiştir.

Tablo 5. Deney ortamı ve değerlendirme düzeni.

Deney bileşeni	**Değer**
Problem boyutu	10
Popülasyon büyüklüğü	20
Yineleme sayısı	50
Eğitim işlevleri	CEC2014: 30; CEC2017: 29
Sınama işlevleri	CEC2020: 10
Eğitim algoritmaları	PSO, DE, GWO
Sınama algoritmaları	PSO, DE, GWO, WOA, ABC
Kaotik harita sayısı	11
Her CEC2020 işlevindeki tekrar	10
Sabit kaotik başvuru	Tam kaotik kullanım
Toplam eşleştirilmiş karşılaştırma	Her ajan için 5500

Bulgular ve Tartışma

Kaotik harita bazında genel başarı

Sonuçların yorumlanmasında üç ayrı kazanma oranı kullanılmıştır. "Eğitimde Kullanılan" sütunu, denetleyicinin eğitiminde yer alan PSO, DE ve GWO üzerindeki CEC2020 sınamalarının oranını; "Eğitimde Kullanılmayan" sütunu, modelin hiç eğitim görmediği WOA ve ABC üzerindeki oranı; "Genel"

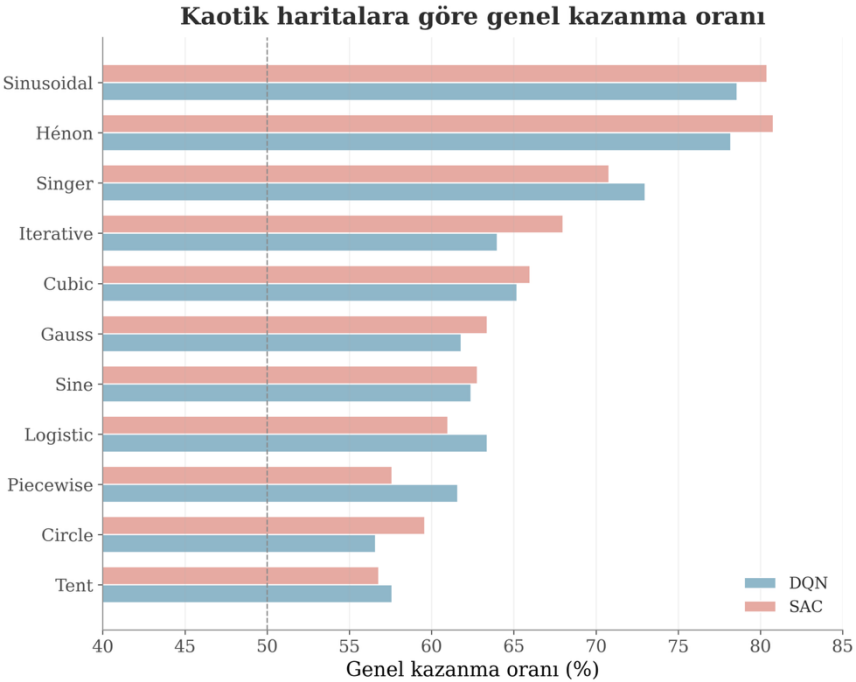
sütunu beş algoritmanın tamamındaki oranı göstermektedir. “Ortalama Yoğunluk” ise ilgili kaotik harita ve ajan için bütün sınama koşullarında seçilen kaotik yoğunluk değerlerinin aritmetik ortalamasıdır. Kaotik harita bazındaki sonuçlar Tablo 6'da verilmiştir.

Tablo 6. Kaotik harita bazında DQN ve SAC kazanma oranları ile ortalama kaotik yoğunluk.

Kaotik harita	Ajan	Eğitimde Kullanılan (%)	Eğitimde Kullanılmayan (%)	Genel (%)	Ortalama Yoğunluk
Hénon	DQN	83,3	70,5	78,2	0,532
Hénon	SAC	83,7	**76,5**	80,8	0,329
Sinusoidal	DQN	86,0	67,5	78,6	0,339
Sinusoidal	SAC	**88,7**	68,0	80,4	0,355
Singer	DQN	78,7	64,5	73,0	0,320
Singer	SAC	78,0	60,0	70,8	0,450
Iterative	DQN	67,0	59,5	64,0	0,496
Iterative	SAC	72,0	62,0	68,0	0,469
Cubic	DQN	67,7	61,5	65,2	0,490
Cubic	SAC	71,7	57,5	66,0	0,445
Gauss	DQN	67,0	54,0	61,8	0,450
Gauss	SAC	65,7	60,0	63,4	0,499
Sine	DQN	63,7	60,5	62,4	0,386
Sine	SAC	66,7	57,0	62,8	0,465
Logistic	DQN	67,7	57,0	63,4	0,360
Logistic	SAC	65,3	54,5	61,0	0,453
Piecewise	DQN	63,0	59,5	61,6	0,583
Piecewise	SAC	61,7	51,5	57,6	0,445
Circle	DQN	62,7	47,5	56,6	0,434
Circle	SAC	66,3	49,5	59,6	0,503
Tent	DQN	60,7	53,0	57,6	0,655
Tent	SAC	59,3	53,0	56,8	0,531

Tablo 6’daki genel oranların görsel karşılaştırması Şekil 5’te verilmiştir. Kesikli çizgi %50 oranındaki başvuru düzeyini göstermekte, çizginin belirgin biçimde sağında kalan haritalar sabit tam kaotik yönteme göre daha sık daha düşük hata üretmektedir.

Şekil 5. Kaotik harita bazında sabit tam kaotik başvuruya karşı genel kazanma oranları.



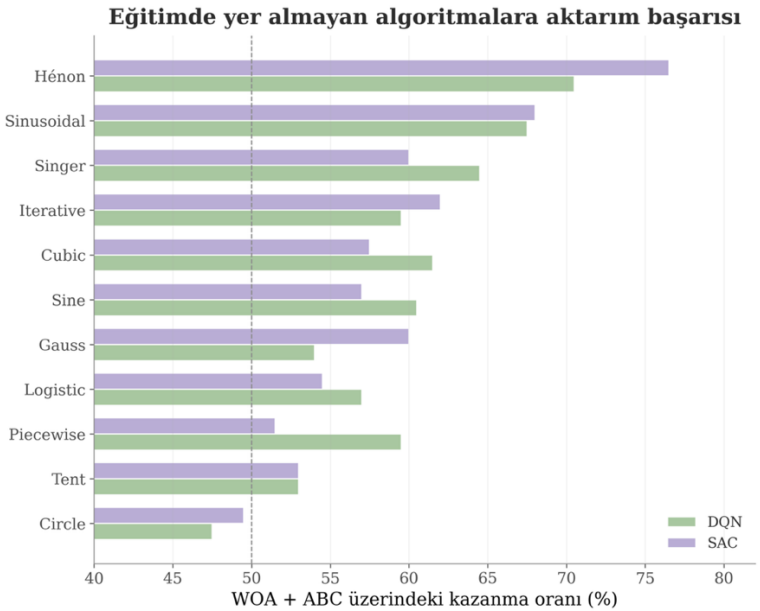
Tablo 6 ve Şekil 5 birlikte değerlendirildiğinde Hénon ve Sinusoidal haritaları her iki ajan için de en yüksek genel kazanma oranlarını üretmiştir. SAC-Hénon %80,8, SAC-Sinusoidal %80,4; DQN-Sinusoidal %78,6 ve DQN-Hénon % 78,2 genel kazanma oranına ulaşmıştır. Singer haritası da her iki ajan açısından üçüncü en yüksek genel kazanma oranını sağlamıştır. Buna karşılık Circle ve Tent haritalarında oranların yüzde altmışın altında kalması, kaotik yoğunluk denetiminin başarısının harita dinamiğinden bağımsız olmadığını göstermektedir.

Bütün kaotik haritalar ve beş algoritma birlikte ele alındığında DQN 5500 eşleştirilmiş sınamanın 3612'sinde, SAC ise 3636'sında sabit tam kaotik başvurudan daha düşük hata üretmiştir. Bu sonuçlar sırasıyla yaklaşık %65,7 ve %66,1 genel kazanma oranına karşılık gelmektedir. İki ajan arasındaki fark küçük olmakla birlikte, harita ve algoritma düzeyindeki dağılım daha açıklayıcıdır.

Eğitimde yer almayan algoritmalara aktarım

Araştırmanın ana sorusu, denetleyicinin eğitiminde yer almayan algoritmalarda kaotik yoğunluk politikasının ne ölçüde korunabildiğidir. Bu nedenle eğitimde kullanılan PSO, DE ve GWO ile eğitimde yer almayan WOA ve ABC sonuçları harita bazında ayrılmış ve Şekil 6'da karşılaştırılmıştır.

Şekil 6. Kaotik harita bazında eğitimde kullanılan ve eğitimde yer almayan algoritmalardaki ortalama kazanma oranları.



Şekil 6, beklenildiği gibi eğitimde kullanılan algoritmalarda daha yüksek kazanma oranı bulunduğunu, ancak bu avantajın eğitimde yer almayan algoritmalarda tamamen kaybolmadığını göstermektedir. Tüm haritalar bir arada değerlendirildiğinde DQN eğitimde kullanılan algoritmalarda yaklaşık %69,8, eğitimde yer almayan algoritmalarda %59,5; SAC ise sırasıyla yaklaşık %70,8 ve %59,0 kazanma oranı elde etmiştir. Bu durum, denetleyicinin yalnızca eğitim algoritmalarına özgü bir katsayı tablosu ezberlemediğine ilişkin ilk kanıttır.

Aktarım haritalar arasında önemli ölçüde değişmiştir. Hénon'da eğitimde yer almayan algoritmalardaki kazanma oranı DQN için %70,5 ve SAC için %76,5'e ulaşmıştır. Sinusoidal haritasında bu oranlar %67,5 ve %68,0; Singer'da %64,5 ve %60,0 olmuştur. Buna karşılık Circle ve Tent haritalarında aktarım %50 dolaylarına yaklaşmıştır. Dolayısıyla "bir algoritmada öğrenilen davranış başka algoritmaya aktarılır" sonucu tüm kaotik haritalar için koşulsuz bir yasa değildir; aktarılabilirlik harita-durum etkileşimine bağlı görünmektedir.

Algoritma bazında genellenebilirlik

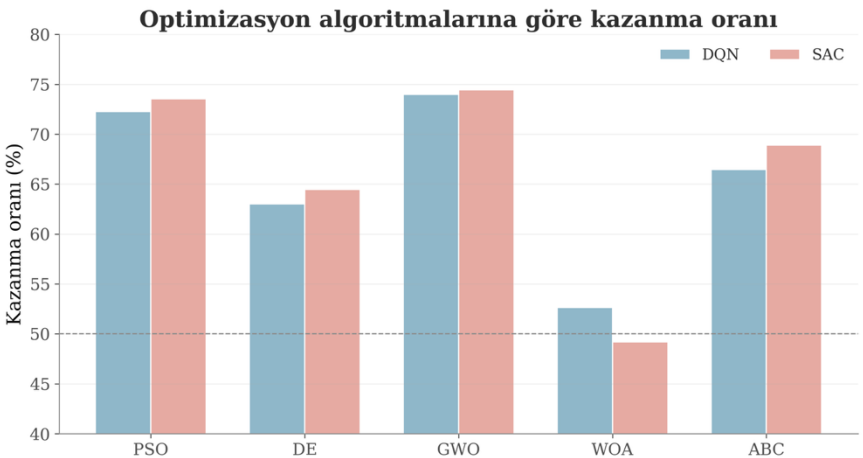
Kaotik harita etkisinden bağımsız olarak hangi optimizasyon algoritmalarının öğrenilen denetime daha uyumlu olduğunu görmek için bütün haritalar algoritma bazında birleştirilmiştir. Tablo 7'de "Eğitim durumu" ilgili algoritmanın DQN/SAC eğitiminde kullanılıp kullanılmadığını, "Kazanma oranı" sabit tam kaotik başvuruya karşı daha düşük hata elde edilen eşleştirilmiş koşulların yüzdesini, "Medyan logaritmik fark" performans farkının yönünü ve büyüklüğünü, "Ortalama yoğunluk" ise ajan tarafından seçilen ortalama kaotik yoğunluğu göstermektedir.

Tablo 7. Algoritma bazında toplu kazanma oranları ve kaotik yoğunluk davranışı.

Algoritma	Ajan	Eğitim durumu	Kazanma oranı (%)	Medyan logaritmik fark	Ortalama yoğunluk
PSO	DQN	Kullanıldı	72,3	-0,0840	0,426
PSO	SAC	Kullanıldı	73,5	-0,1532	0,425
DE	DQN	Kullanıldı	63,0	-0,0369	0,474
DE	SAC	Kullanıldı	64,5	-0,0387	0,468
GWO	DQN	Kullanıldı	74,0	-0,0737	0,421
GWO	SAC	Kullanıldı	**74,5**	-0,0973	0,416
WOA	DQN	Kullanılmadı	52,6	-0,0072	0,440
WOA	SAC	Kullanılmadı	49,2	0,0055	0,434
ABC	DQN	Kullanılmadı	66,5	-0,0318	0,532
ABC	SAC	Kullanılmadı	**68,9**	-0,0406	0,504

Tablo 7'nin görsel karşılığı Şekil 7'de sunulmuştur. Bu şekil özellikle WOA ile ABC arasındaki aktarım farkını görünür hale getirmektedir.

Şekil 7. Beş optimizasyon algoritmasında sabit tam kaotik başvuruya karşı DQN ve SAC kazanma oranları.



Tablo 7 ve Şekil 7, eğitimde kullanılan algoritmalar içinde GWO ve PSO'nun en yüksek kazanma oranlarına sahip olduğunu göstermektedir. GWO'da DQN %74,0 ve SAC %74,5; PSO'da

sırasıyla yaklaşık %72,3 ve %73,5 oranında kazanmıştır. DE daha düşük ancak yine %50'nin belirgin biçimde üzerinde kalmıştır. Eğitimde yer almayan algoritmalarda ABC'nin DQN için %66,5 ve SAC için %68,9 oranlarına ulaşması, öğrenilen durum-tepki ilişkisinin ABC'nin komşuluk aramasında da işlevsel olabildiğini göstermektedir. WOA ise en zor aktarım hedefidir; DQN yaklaşık %52,6 ile sınırlı bir üstünlük sağlarken SAC %49,2 ile sabit başvurunun az miktarda altında kalmıştır.

Kazanma miktarı ve etki büyüklüğü

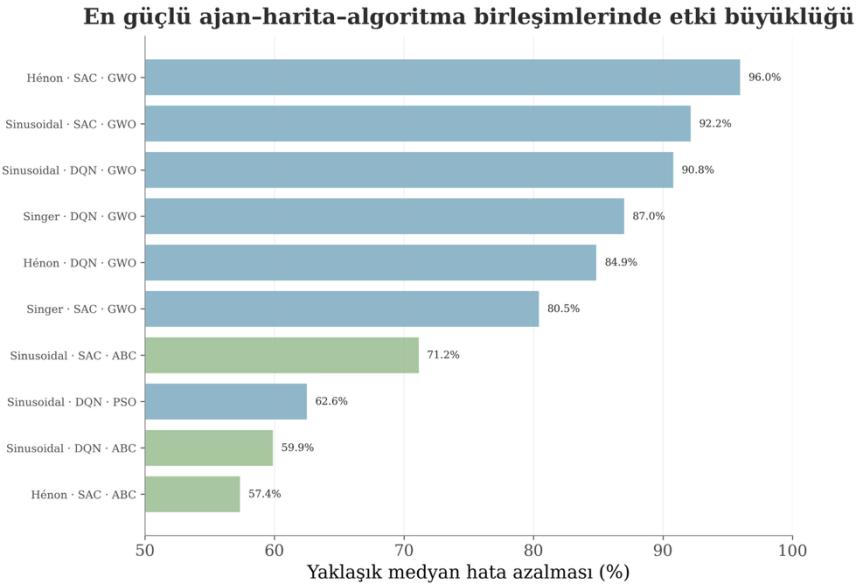
Kazanma oranı bir yöntemin ne sıklıkta daha iyi olduğunu gösterir, fakat farkın büyüklüğünü tek başına açıklamaz. Bu nedenle her algoritma-kaotik harita-ajan birleşimi için medyan logaritmik hata farkı incelenmiş ve en güçlü 10 birleşim Tablo 8'de verilmiştir. Negatif değer öğrenilmiş denetleyicinin daha düşük hata ürettiğini, "Yaklaşık hata azalması" ise bu logaritmik farkın daha sezgisel yüzde karşılığını göstermektedir.

Tablo 8. En yüksek etki büyüklüğüne sahip on harita-ajan-algoritma birleşimi.

Kaotik harita	Ajan	Algoritma	Durum	Kazanma (%)	Medyan log fark	Yakl. hata azalması (%)
Hénon	SAC	GWO	Eğitimde kullanılan	100,0	-1,3986	**96,0**
Sinusoidal	SAC	GWO	Eğitimde kullanılan	100,0	-1,1069	92,2
Sinusoidal	DQN	GWO	Eğitimde kullanılan	100,0	-1,0381	90,8
Singer	DQN	GWO	Eğitimde kullanılan	98,0	-0,8873	87,0
Hénon	DQN	GWO	Eğitimde kullanılan	100,0	-0,8211	84,9
Singer	SAC	GWO	Eğitimde kullanılan	95,0	-0,7092	80,5
Sinusoidal	SAC	ABC	Eğitimde kullanılmayan	95,0	-0,5404	71,2
Sinusoidal	DQN	PSO	Eğitimde kullanılan	79,0	-0,4266	62,6
Sinusoidal	DQN	ABC	Eğitimde kullanılmayan	91,0	-0,3971	59,9
Hénon	SAC	ABC	Eğitimde kullanılmayan	92,0	-0,3705	57,4

Tablo 8'deki etki büyüklükleri Şekil 8'de görselleştirilmiştir. Bu şekil, yalnızca çok sayıda kazanım elde edilen değil, hata farkı da büyük olan birleşimleri öne çıkarmaktadır.

Şekil 8. En yüksek etki büyüklüğüne sahip birleşimlerde yaklaşık medyan hata azalması.

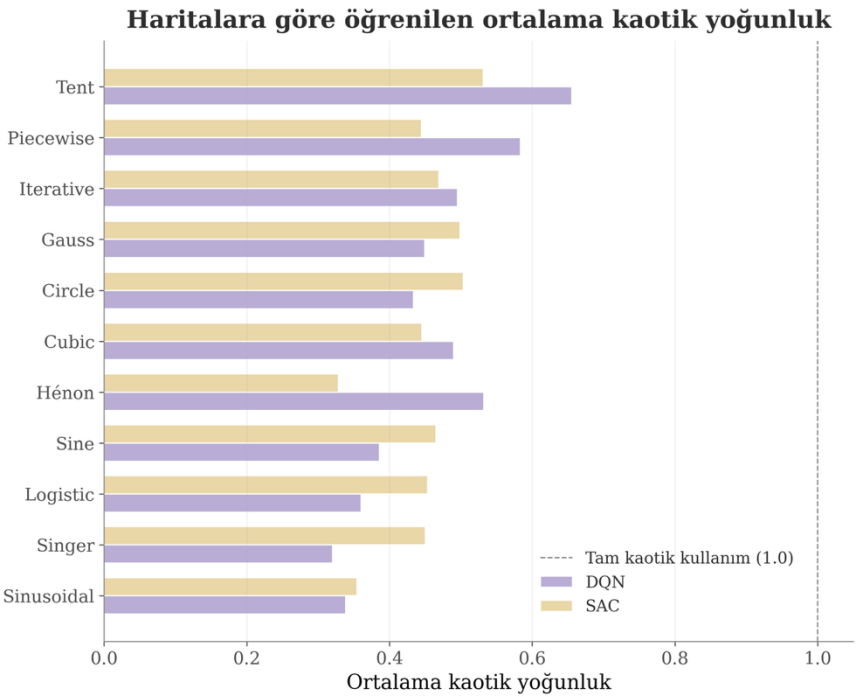


En güçlü sonuç Hénon-SAC-GWO birleşimindedir. Bu birleşimde SAC 100 eşleştirilmiş karşılaştırmanın tamamında kazanmış ve medyan hata farkı yaklaşık %96 azalmaya karşılık gelmiştir. Sinusoidal-SAC-GWO ve Sinusoidal-DQN-GWO birleşimleri de %90'ın üzerinde yaklaşık medyan hata azalması göstermiştir. Eğitimde yer almayan algoritmalar açısından Sinusoidal-SAC-ABC %95 kazanma oranı ve yaklaşık %71 medyan hata azalmasıyla özellikle dikkat çekmektedir. Bu sonuç, aktarım başarısının yalnızca "çok az farkla kazanma" düzeyinde olmadığını, bazı harita-algoritma çiftlerinde önemli bir etki büyüklüğü taşıdığını göstermektedir.

Öğrenilen kaotik yoğunlukların yorumu

Önerilen yöntemin değerini değerlendirmek için ajanların tam kaotik başvuruyu yalnızca yeniden üretip üretmediği de incelenmiştir. Kaotik harita bazındaki ortalama kaotik yoğunluklar Şekil 9'da verilmiştir. Sabit başvuru tam kaotik kullanımı temsil ederken öğrenilmiş politikalar çoğu haritada bunun belirgin biçimde altında değerler seçmiştir.

Şekil 9. Kaotik harita bazında DQN ve SAC tarafından seçilen ortalama kaotik yoğunluklar.



Şekil 9'da Hénon için SAC ortalama yoğunluğu yaklaşık 0,329, Sinusoidal için yaklaşık 0,355 düzeyindedir. Bu haritaların aynı zamanda en yüksek genel kazanma oranlarını üretmesi, tam

kaotik kullanımın her arama evresinde gerekli olmadığını düşündürmektedir. Bununla birlikte ortalama yoğunluk tek başına dinamik uyarlamanın değerini kanıtlamaz; aynı ortalamaya sahip sabit bir katsayı benzer sonuç verebilir.

Araştırma soruları açısından değerlendirme

Birinci araştırma sorusu açısından, PSO, DE ve GWO üzerinde ortak durum vektörüyle öğrenilen politikaların CEC2020 üzerinde %50'nin üzerinde geniş bir üstünlük göstermesi, iyileşme, çeşitlilik, durgunluk ve ilerleme gibi göstergelerin algoritmaya özgü olmayan yararlı bilgiler taşıdığını göstermektedir. İkinci araştırma sorusu açısından, WOA ve ABC sonuçları davranışın eğitimde yer almayan algoritmalara tamamen kaybolmadan aktarılabildiğini, ancak aktarımın hedef algoritmaya bağlı olduğunu ortaya koymaktadır. ABC'deki güçlü aktarım ile WOA'daki zayıf aktarım bu farkın en açık örneğidir.

Üçüncü araştırma sorusu açısından, Hénon, Sinusoidal ve Singer haritalarının sürekli olarak üst sıralarda yer alması; Circle ve Tent sonuçlarının daha zayıf kalması kaotik harita dinamiklerinin öğrenilebilir ve aktarılabilir denetim üzerinde etkili olabileceğini düşündürmektedir. Bu bulgu literatürdeki "hangi kaotik harita?" sorusunu yalnızca sabit performans karşılaştırması olmaktan çıkarıp "hangi harita dinamikleri durumdan öğrenilen yoğunluk politikasıyla daha iyi etkileşir?" sorusuna dönüştürmektedir. Lyapunov üssü, otokorelasyon, entropi ve dağılım özelliklerinin gelecekte aktarım performansıyla ilişkilendirilmesi bu nedenle anlamlı bir araştırma yönüdür.

DQN ile SAC arasındaki genel fark küçüktür. SAC toplamda DQN'den yaklaşık 0,4 yüzde puan daha yüksek genel kazanma oranı

elde etmiş, ancak bazı harita ve algoritmalarda DQN daha iyi sonuç vermiştir. Bu durum, mevcut deney bütçesinde sürekli eylem uzayının kesin bir üstünlük sağladığını söylemek için yeterli değildir. Bunun yerine iki ajanın farklı kaotik haritalarda benzer genel eğilimler göstermesi, araştırma hipotezinin belirli bir pekiştirmeli öğrenme mimarisine tamamen bağımlı olmadığını düşündürmektedir.

Geçerlik sınırlılıkları

Mevcut sonuçlar yöntemin potansiyelini göstermesine karşın dört temel sınırlılık bulunmaktadır. İlk olarak bütün deneyler 10 boyutlu problemlerde yürütülmüştür; daha yüksek boyutlarda durum göstergelerinin ölçeklenebilirliği henüz sınanmamıştır. İkinci olarak sabit başvuru yalnızca tam kaotik kullanımı temsil etmektedir. Uyarlanabilirliğin gerçek katkısını ayırmak için sıfırdan bire uzanan çoklu sabit yoğunluklar ve "en iyi sabit" başvurusu gereklidir. Üçüncü olarak bu çalışmada kaotik harita denklemleri ortak bir yazılım çerçevesinde uygulanmıştır; yayımlanmış her kaotik PSO, DE, GWO, WOA veya ABC varyantının birebir replikasyonu değildir. Bu nedenle özgün makale başvuruları ayrı bir karşılaştırma katmanı olarak eklenmelidir.

Bu sınırlılıklar aynı zamanda sonraki deney planını tanımlamaktadır. Boyutun artırılması, farklı eğitim-sınama algoritma ayrımlarının çaprazlanması, çoklu sabit yoğunluk taraması, özgün kaotik varyantlarla doğrudan karşılaştırma ve gerçek mühendislik problemleri üzerinde sınama, algoritmalar arası genellenebilirlik iddiasını daha güçlü biçimde değerlendirecektir. Meta-sezgisel karşılaştırmalar için önerilen deneysel şeffaflık ilkeleri de bu genişletilmiş aşamada izlenmelidir (LaTorre et al., 2021).

4. Sonuç

Bu çalışma, kaotik haritaları kullanan yeni bir optimizasyon algoritması önermek yerine, kaotik etkinin büyüklüğünü ortak arama durumundan öğrenen ve farklı optimizasyon algoritmalarına aktarılabilen bir pekiştirmeli öğrenme denetim çerçevesini incelemiştir. Her kaotik harita için bağımsız DQN ve SAC modelleri PSO, DE ve GWO üzerinde CEC2014 ile CEC2017 kullanılarak eğitilmiş; modeller dondurularak CEC2020 üzerinde PSO, DE, GWO, WOA ve ABC ile sınanmıştır. Böylece hem görülmeyen işlevlere hem de eğitimde yer almayan algoritmalara genelleme aynı protokol içinde değerlendirilmiştir.

On bir kaotik harita ve her ajan için 5500 eşleştirilmiş sınama sonucunda DQN yaklaşık %65,7, SAC %66,1 genel kazanma oranı elde etmiştir. Eğitimde yer almayan WOA ve ABC'de toplam aktarım oranı yaklaşık %59 düzeyinde gerçekleşmiştir. Hénon ve Sinusoidal haritalarında aktarımın daha güçlü olması, Circle ve Tent haritalarında ise daha sınırlı kalması kaotik harita seçiminin denetim politikasının genellenebilirliğini etkilediğini göstermektedir. ABC üzerindeki belirgin üstünlük ile WOA'daki zayıf sonuç, algoritmalar arası davranış benzerliğinin tekdüze olmadığını ortaya koymaktadır.

Bulgular, algoritma kimliği verilmeden yalnızca arama sürecinin iyileşme, çeşitlilik, durgunluk, ilerleme ve uygunluk ölçeği gibi ortak göstergelerinden kısmen aktarılabilir bir kaotik denetim davranışı öğrenilebildiğine işaret etmektedir. Bulgular, önerilen yaklaşımın aktarılabilirliğine ilişkin ön deneysel kanıtlar sunmaktadır.

Kaynakça

Alatas, B. (2010). Chaotic bee colony algorithms for global numerical optimization. Expert Systems with Applications, 37(8), 5682–5687. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.02.042

Alatas, B., Akin, E., & Ozer, A. B. (2009). Chaos embedded particle swarm optimization algorithms. Chaos, Solitons & Fractals, 40(4), 1715–1734. https://doi.org/10.1016/j.chaos.2007.09.063

Awad, N. H., Ali, M. Z., Liang, J. J., Qu, B. Y., & Suganthan, P. N. (2016). Problem definitions and evaluation criteria for the CEC 2017 special session and competition on single objective bound constrained real-parameter numerical optimization. Technical Report, Nanyang Technological University.

Gagnon, I., April, A., & Abran, A. (2021). An investigation of the effects of chaotic maps on the performance of metaheuristics. Engineering Reports, 3(8), e12369. https://doi.org/10.1002/eng2.12369

Haarnoja, T., Zhou, A., Abbeel, P., & Levine, S. (2018). Soft actor-critic: Off-policy maximum entropy deep reinforcement learning with a stochastic actor. Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning, 80, 1861–1870.

Hénon, M. (1976). A two-dimensional mapping with a strange attractor. Communications in Mathematical Physics, 50(1), 69–77. https://doi.org/10.1007/BF01608556

Karaboga, D., & Basturk, B. (2008). On the performance of artificial bee colony (ABC) algorithm. Applied Soft Computing, 8(1), 687–697. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2007.05.007

Kaur, G., & Arora, S. (2018). Chaotic whale optimization algorithm. Journal of Computational Design and Engineering, 5(3), 275–284. https://doi.org/10.1016/j.jcde.2017.12.006

Kennedy, J., & Eberhart, R. C. (1995). Particle swarm optimization. Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks, 4, 1942–1948. https://doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968

Kohli, M., & Arora, S. (2018). Chaotic grey wolf optimization algorithm for constrained optimization problems. Journal of Computational Design and Engineering, 5(4), 458–472. https://doi.org/10.1016/j.jcde.2017.02.005

LaTorre, A., Molina, D., Osaba, E., Poyatos, J., Del Ser, J., & Herrera, F. (2021). A prescription of methodological guidelines for comparing bio-inspired optimization algorithms. Swarm and Evolutionary Computation, 67, 100973. https://doi.org/10.1016/j.swevo.2021.100973

Li, T.-Y., & Yorke, J. A. (1975). Period three implies chaos. The American Mathematical Monthly, 82(10), 985–992. https://doi.org/10.1080/00029890.1975.11994008

Liang, J. J., Qu, B. Y., & Suganthan, P. N. (2013). Problem definitions and evaluation criteria for the CEC 2014 special session and competition on single objective real-parameter numerical optimization (Technical Report 201311). Zhengzhou University and Nanyang Technological University.

Limane, A., Zitouni, F., Harous, S., Lakbichi, R., Ferhat, A., Almazyad, A. S., Jangir, P., & Mohamed, A. W. (2025). Chaos-enhanced metaheuristics: Classification, comparison, and

convergence analysis. Complex & Intelligent Systems, 11, 177. https://doi.org/10.1007/s40747-025-01791-2

May, R. M. (1976). Simple mathematical models with very complicated dynamics. Nature, 261, 459–467. https://doi.org/10.1038/261459a0

Mirjalili, S., & Lewis, A. (2016). The whale optimization algorithm. Advances in Engineering Software, 95, 51–67. https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2016.01.008

Mirjalili, S., Mirjalili, S. M., & Lewis, A. (2014). Grey wolf optimizer. Advances in Engineering Software, 69, 46–61. https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007

Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., Rusu, A. A., Veness, J., Bellemare, M. G., Graves, A., Riedmiller, M., Fidjeland, A. K., Ostrovski, G., Petersen, S., Beattie, C., Sadik, A., Antonoglou, I., King, H., Kumaran, D., Wierstra, D., Legg, S., & Hassabis, D. (2015). Human-level control through deep reinforcement learning. Nature, 518, 529–533. https://doi.org/10.1038/nature14236

Özer, A. B. (2010). CIDE: Chaotically initialized differential evolution. Expert Systems with Applications, 37(6), 4632–4641. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.12.045

Storn, R., & Price, K. (1997). Differential evolution – A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. Journal of Global Optimization, 11, 341–359. https://doi.org/10.1023/A:1008202821328

Tatsis, V. A., & Parsopoulos, K. E. (2023). Reinforcement learning for enhanced online gradient-based parameter adaptation in

metaheuristics. Swarm and Evolutionary Computation, 83, 101371. https://doi.org/10.1016/j.swevo.2023.101371

Tessari, M., & Iacca, G. (2022). Reinforcement learning based adaptive metaheuristics. Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion, 1854–1861. https://doi.org/10.1145/3520304.3533983

Wolpert, D. H., & Macready, W. G. (1997). No free lunch theorems for optimization. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1(1), 67–82. https://doi.org/10.1109/4235.585893

Yang, Y., Gao, Y., Ding, Z., Wu, J., Zhang, S., Han, F., Qiu, X., Gao, S., & Wang, Y.-G. (2024). Advancements in Q-learning meta-heuristic optimization algorithms: A survey. WIREs Data Mining and Knowledge Discovery, 14(6), e1548. https://doi.org/10.1002/widm.1548

Yin, S., Jin, M., Lu, H., Gong, G., Mao, W., Chen, G., & Li, W. (2023). Reinforcement-learning-based parameter adaptation method for particle swarm optimization. Complex & Intelligent Systems, 9, 5585–5609. https://doi.org/10.1007/s40747-023-01012-8

Yue, C. T., Price, K. V., Suganthan, P. N., Liang, J. J., Ali, M. Z., Qu, B. Y., Awad, N. H., & Biswas, P. P. (2020). Problem definitions and evaluation criteria for the CEC 2020 special session and competition on single objective bound constrained numerical optimization. Technical Report, Zhengzhou University and Nanyang Technological University.

Zhou, T., Zhang, W., Niu, B., He, P., & Yue, G. (2024). Parameter control framework for multiobjective evolutionary computation based on deep reinforcement learning. International Journal of

Intelligent Systems, 2024, 6740701. https://doi.org/10.1155/2024/6740701

Zhu, Z., Lin, K., Jain, A. K., & Zhou, J. (2023). Transfer learning in deep reinforcement learning: A survey. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 45(11), 13344–13362. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2023.3292075

BÖLÜM 13

ÜRETKEN GÖRSEL MODELLERİN KİŞİSELLEŞTİRİLMESİNDE YENİDEN ÜRETİLEBİLİRLİK VE DEĞERLENDİRME

FURKAN GÖZÜKARA[1]

Giriş

Metinden görüntü üreten modeller, belirli bir kişiyi, nesneyi veya tasarımı farklı sahnelerde göstermeyi mümkün kılar. Aynı ürünün değişen kullanım koşullarında sunulması ve bir karakterin farklı kompozisyonlarda tanınabilir kalması, kişiselleştirmenin başlıca kullanım alanları arasındadır. Bu uygulamalarda öznenin ayırt edici özellikleri korunurken duruşunun, aydınlatmasının ve çevresinin değişebilmesi beklenir. Eğitim fotoğrafındaki arka planı veya pozu sürekli yineleyen bir model, yeni sahnelere aktarım bakımından sınırlı kalır. Kişiselleştirme başarısını değerlendirirken özneye sadakat ile eğitim görüntüsüne bağlılığı ayırt etmek gerekir.

DreamBooth ve Textual Inversion, az sayıdaki referans görüntüsünü önceden eğitilmiş bir metinden görüntüye üretim sistemine aktarmanın farklı yollarını sunar (Gal et al., 2023; Ruiz et al., 2023). Düşük ranklı uyarlama, öğrenilen parametre sayısını ve

[1] Dr. Öğr. Üyesi, Mersin Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, ORCID: 0000-0001-9379-2163

saklanan güncellemenin boyutunu azaltır. Görsel istem adaptörleri ise önceden öğrenilmiş bir bağlantı üzerinden referans görüntüsünü üretime katar; böylece her yeni özne için optimizasyon gerekmeyebilir (Hu et al., 2022; Ye et al., 2023). Bu yöntemler aynı üretim iş akışında bir arada kullanılabilse de öğrenme süreçleri ve maliyetleri farklıdır.

Kişiselleştirme yöntemlerini karşılaştırırken sonuçların hangi koşullarda yeniden elde edilebildiği de araştırılır. Yeniden üretilebilirlik, açıklanan veri ve hesaplama düzeniyle çalışmanın temel çıktılarının elde edilebilmesini; sağlamlık ise koşullar makul ölçüde değiştiğinde ana çıkarımın korunmasını ifade eder. Aynı görüntüyü bit düzeyinde üretmek, belirli bir hesaplama düzeninin denetlenmesini sağlar. Uygulama açısından ise yöntemler arasındaki farkın başka tohum değerlerinde (random seed), özne türlerinde ve istemlerde sürüp sürmediği de önem taşır. Bu iki soruyu birlikte ele almak, yeniden üretilebilirlik literatüründe veri, kod ve deney koşullarına verilen önemle uyumludur (Pineau et al., 2021).

Bu bölümde kişiselleştirme mekanizmaları, değerlendirme çalışmaları ve belgeleme ilkeleri literatür üzerinden eleştirel olarak incelenmektedir. Yöntemler öğrendikleri bileşen ve kullandıkları veri bakımından, ölçütler ise yakaladıkları özellikler ve sınırlılıkları bakımından karşılaştırılır. Farklı protokollerle elde edilmiş puanlar ortak bir başarı sıralamasına elvermediği için tartışmanın odağında karşılaştırma koşulları yer alır. Son bölümlerde bu tartışmadan yola çıkılarak karşılaştırmalı bir deneyin veri bölmesi, hesaplama bütçesi ve ölçüm düzeni bakımından nasıl kurulabileceği gösterilmektedir.

Difüzyon Tabanlı Üretimin Teknik Temelleri

Difüzyon modellerinde ileri süreç, veri örneğine adım adım gürültü ekler. Üretim modeli ise bu bozulmayı tersine çevirmeyi öğrenir. Denoising Diffusion Probabilistic Models çalışması, gürültü giderme hedefleriyle yüksek nitelikli görüntüler üretilebildiğini

göstermiştir (Ho et al., 2020). Üretim sırasında örnek, öğrenilmiş dağılım ve koşullandırma bilgisi doğrultusunda ardışık dönüşümlerden geçer. Bu süreç yeni görüntüler oluşturabildiği gibi, bazı koşullarda eğitim örneklerine çok yakın sonuçlar da verebilir.

Gizil difüzyon modellerinde (latent diffusion models) gürültü giderme, piksel uzayı yerine bir kodlayıcının oluşturduğu daha düşük boyutlu gösterimde yürütülür. Kod çözücü, son gizil örneği görüntüye dönüştürür. Bu tasarımla hesaplama maliyeti azaltılırken görsel ayrıntının korunması amaçlanır (Rombach et al., 2022). Üretim sistemi; gürültü tahmin ağı, görüntü kodlayıcısı ve kod çözücüsü, metin kodlayıcısı, sözcükleştirici (tokenizer) ve koşullandırma bağlantılarından oluşur. Bu bileşenlerden biri değişirse aynı uyarlama ağırlıkları farklı sonuçlar verebilir.

Basitleştirilmiş bir gürültü tahmini hedefi şöyle yazılabilir:

$$L = \mathrm{E}[\|\varepsilon - \varepsilon_\theta(z_t, t, c)\|_2^2]$$

Burada z_t, t zaman adımında gürültülenmiş gizil gösterimi; ε eklenen gürültüyü; c koşullandırma bilgisini; ε_θ ise θ parametreli tahmin ağını belirtir. Beklenti, eğitim örnekleri, zaman adımları ve gürültü çekilişleri üzerindedir. Farklı modellerde tahmin hedefi, zamanın parametreleştirilmesi ve eğitim ağırlıklandırması değişebilir. Bu seçimler öğrenme sürecini etkilediğinden, modeller arasındaki farkı yorumlamak için kullanılan düzenin bilinmesi gerekir.

Çıkarımda kullanılan örnekleyici, adım sayısı ve koşullandırma kuvveti sonucu doğrudan etkiler. Sınıflandırıcısız yönlendirme (classifier-free guidance), koşullu ve koşulsuz tahminleri birleştirerek üretimin koşula bağlılığını değiştirir (Ho & Salimans, 2022). Yönlendirme değerinin kimlik sadakati ve görüntü doğallığı üzerindeki etkisi, kullanılan model ve isteme göre değişebilir. Bu ayarlar değiştiğinde aynı kontrol noktası (checkpoint), yani aynı model ağırlıkları farklı görüntüler üretebilir;

bu yüzden uyarlamalar karşılaştırılırken temel model, örnekleyici ve yönlendirme ayarları da kaydedilir.

Kişiselleştirme Yöntemleri ve Karşılaştırma Birimi

Textual Inversion, yeni kavrama ayrılan yer tutucu simgenin (placeholder token) gömme vektörünü öğrenir. Gömme, metin kodlayıcısının girişinde kullanılır ve referans görüntülerindeki difüzyon kaybını azaltacak biçimde optimize edilir; metin kodlayıcısının geri kalanı ile gürültü giderme ağı sabittir (Gal et al., 2023). Özgün yöntemin tek simge gömmesi ile birden çok vektör kullanan uygulamaları, öğrenilen temsilin kapsamı bakımından ayrılır. Kavramın ne ölçüde korunacağı, bu kapasiteyle birlikte veri seçimine ve optimizasyona bağlıdır. Yöntemin yeniden uygulanabilmesi için simge-gömme eşleştirmesi, vektör sayısı, başlatma sözcüğü, istem şablonları ve metin kodlayıcısı bilinmelidir.

DreamBooth, az sayıdaki özne görüntüsünü ayırt edici bir tanımlayıcı ve sınıf adı içeren istemlerle eşleştirerek modeli özneye uyarlar. Özgün yöntemde sınıfa özgü önsel koruma (class-specific prior preservation) için, uyarlama öncesindeki dondurulmuş modelden sınıf adıyla görüntüler üretilir. Bu görüntüler üzerinden hesaplanan yardımcı kayıp, sınıf adının yeni özneye daralmasını ve çeşitlilik kaybını azaltmayı amaçlar; özne kaybına göre ağırlığı ayrı bir katsayıyla belirlenir (Ruiz et al., 2023). Bu nedenle DreamBooth uygulamalarını karşılaştırmak için güncellenen modüller kadar tanımlayıcı-sınıf eşleştirmesi ve önsel koruma düzeni de bilinmelidir. Sınıf görüntülerinin sayısı, üretildikleri kontrol noktası, üretim ayarları ve yardımcı kaybın ağırlığı, aynı yöntem adı altında değişebilen tercihlerdir. Önsel korumanın kaldırılması da özgün yöntemi değiştiren bir uygulama tercihidir.

LoRA, ağırlık güncellemesini düşük ranklı matrislerle temsil eden bir uyarlama tekniğidir. İlk olarak büyük dil modelleri için geliştirilmiş, daha sonra görsel kişiselleştirmede de kullanılmıştır

(Hu et al., 2022). DreamBooth özneye ilişkin eğitim düzenini, LoRA ise güncellemenin nasıl parametreleştirileceğini tanımlar. Bu nedenle DreamBooth benzeri bir eğitim hem tam ağırlık güncellemesiyle hem de LoRA ile yürütülebilir. İkisinin etkisini ayırmak için eğitim hedefi ve veri düzeni sabit tutulup güncellenen parametre uzayı değiştirilebilir. Birden fazla bileşen değişiyorsa sonuç, bu değişikliklerin birlikte etkisini yansıtır.

IP-Adapter, referans görüntüsünü bir görsel kodlayıcıyla temsil eder; bu temsili metin koşulundan ayrılmış çapraz dikkat dallarıyla (decoupled cross-attention) gürültü giderme ağına aktarır. Özgün eğitimde temel difüzyon modeli ve görsel kodlayıcı dondurulurken görüntü projeksiyonu ile ek görsel dikkat parametreleri öğrenilir. Eğitilmiş adaptör, yeni bir özne için yeniden optimizasyon yapılmadan kullanılabilir (Ye et al., 2023). Buradaki eğitim gerektirmeyen aşama, özne başına kullanımdır. Referanstan taşınan içerik ve üslubun özne kimliğini ne ölçüde koruduğu ayrıca değerlendirilir. ControlNet ise kenar, derinlik veya poz gibi uzamsal koşulları üretime bağlar (L. Zhang et al., 2023). Kimlik uyarlamasıyla birlikte kullanıldığında sahnenin yapısını denetlemeyi sağlar. Bu yaklaşımları karşılaştırırken özne başına eğitim, değişen parametreler ve koşullandırma türü ayrı ayrı ele alınır.

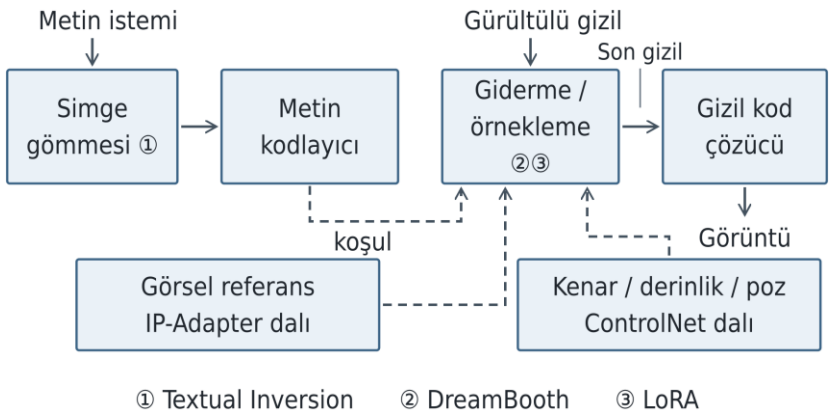
Tablo 1, yöntemleri yeni özne için gereken işlem ve kaydedilecek bilgiler bakımından karşılaştırır. Şekil 1'de bu yöntemlerin üretim hattına nasıl bağlandığı görülmektedir; düz çizgiler ana akışı, kesikli çizgiler koşullandırma bağlantılarını gösterir. Textual Inversion simge gömmesine, DreamBooth ve LoRA ise gösterilen örnekte gürültü giderme ağına uygulanır. IP-Adapter ve ControlNet üretime ek koşullar sağlar. Kullanılan eğitim düzenine bağlı olarak DreamBooth ve LoRA uygulamalarında metin kodlayıcısı da uyarlanabilir.

Tablo 1. Özne uyarlaması ve koşullandırıcı kullanımının ayrımı

Yaklaşım	**Yeni özne için işlem**	**Kritik kayıt**
Textual Inversion	Kavrama ait metin gömmesi optimize edilir	Simge, gömme boyutu, metin kodlayıcı
DreamBooth tabanlı tam uyarlama	Seçilen temel model ağırlıkları optimize edilir	Güncellenen modüller, önsel koruma
LoRA ile özne uyarlama	Düşük ranklı güncellemeler optimize edilir	Hedef modüller, rank, ölçek
Önceden eğitilmiş IP-Adapter	Özneye özgü optimizasyon olmadan görüntüyle koşullandırma	Adaptör sürümü, referanslar, koşul ağırlığı
Önceden eğitilmiş ControlNet	Kenar, derinlik veya pozla uzamsal denetim	Kontrol modeli, ön işleyici, koşul ağırlığı

Kaynak: Gal et al. (2023), Hu et al. (2022), Ruiz et al. (2023), Ye et al. (2023) ve L. Zhang et al. (2023) temel alınarak yazar tarafından hazırlanmıştır.

Şekil 1. Gizil üretim yolunda müdahale noktaları



Kaynak: Gal et al. (2023), Hu et al. (2022), Rombach et al. (2022), Ruiz et al. (2023), Ye et al. (2023) ve L. Zhang et al. (2023) temel alınarak yazar tarafından hazırlanmıştır.

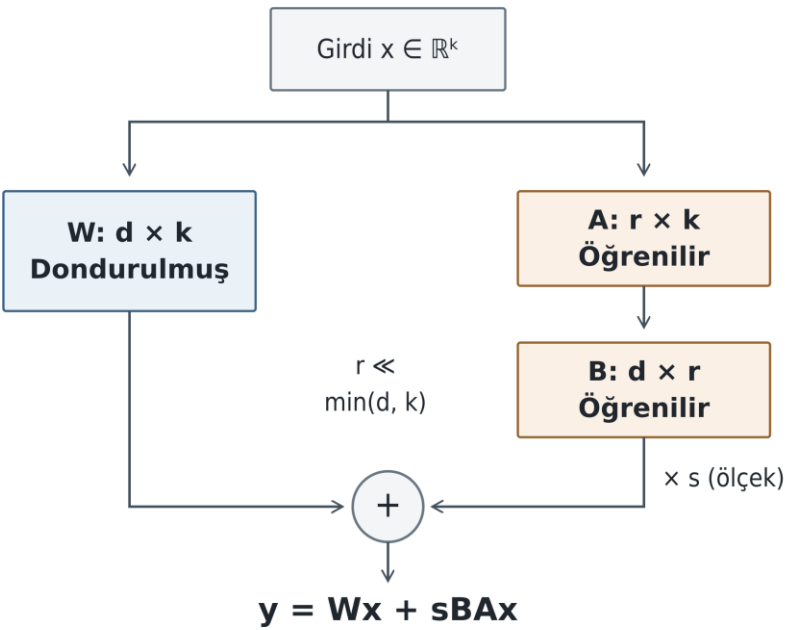
Düşük Ranklı Uyarlamanın Kapasitesi ve Sınırları

LoRA'da bir ağırlık matrisinin güncellemesi, iki küçük matrisin çarpımıyla temsil edilir. Şekil 2'deki paralel hesaplama yollarına karşılık gelen birleşik ağırlık matrisi şöyle yazılır:

$$W' = W + sBA$$

Bu ifadede W, $d \times k$ boyutlu dondurulmuş temel ağırlığı; B, $d \times r$ boyutlu matrisi; A, $r \times k$ boyutlu matrisi ve s ölçek katsayısını temsil eder. r, uyarlamanın rank sınırını belirler. Bu katmanda tam güncelleme $d \times k$ parametre gerektirirken düşük ranklı gösterim $r(d + k)$ öğrenilebilir parametre kullanır (Hu et al., 2022). Buradaki parametre sayısı, tek bir matrisin güncellemesini tanımlar. Toplam bellek gereksinimi ayrıca etkinleştirmelere (activations), temel ağırlıklara ve eğitim uygulamasına bağlıdır.

Şekil 2. LoRA katmanındaki iki paralel hesaplama yolu



Kaynak: Hu et al. (2022) temel alınarak yazar tarafından hazırlanmıştır.

Şekil 2, aynı girdinin hem dondurulmuş temel yolda hem de öğrenilen A ve B matrislerinden geçen ek yolda işlendiğini gösterir; s ile ölçeklenen BA çarpımı, $d \times k$ boyutlu güncellemeyi ($\Delta W = sBA$) oluşturur.

Rank, uyarlamanın temsil kapasitesini belirleyen etmenlerden biridir. Sonuç üzerindeki etkisi, hedef katmanlar, öğrenme oranı, eğitim süresi ve veri çeşitliliğiyle birlikte ortaya çıkar. Yüksek rank daha geniş bir güncelleme uzayı sunar; bu kapasitenin kimlik sadakatine katkısı ise deneysel olarak sınanır. Düşük rankta da aşırı öğrenme görülebilir. Aynı rankla farklı katmanları uyarlayan iki deneyin parametre sayıları ve müdahale alanları değişeceğinden, rank değerine hedef modül listesi ve toplam eğitilebilir parametre sayısı eşlik etmelidir.

Özgün LoRA düzeninde A matrisi rastgele Gauss değerleriyle, B matrisi ise sıfırla başlatılır. Böylece başlangıçtaki BA güncellemesi sıfır olur ve eğitim sırasında α/r ile ölçeklenir (Hu et al., 2022). Yukarıdaki eşitlikte s ile gösterilen eğitim ölçeği ve matrislerin başlatılma biçimi uygulamalar arasında değişebilir. Bu tercihler bilinmeden aynı rank değerine sahip iki uyarlamanın eğitim düzeni eşdeğer kabul edilemez. Çıkarımda adaptör etkisini ayarlamak için kullanılan ek çarpan, eğitim ölçeğinden ayrı bir parametredir. Bu çarpanın azaltılması, çıktıyı temel modelin davranışına yaklaştırabilir; kimlik ve istem uyumu üzerindeki etkisi kullanılan veriye bağlıdır. Birden fazla adaptörün birleştirilmesi veya güncellemenin temel ağırlıklara kaynaştırılması durumunda uygulanan dönüşüm ve etkin toplam ölçek de önem kazanır.

Düşük ranklı güncellemelerin küçük dosyalarda saklanması, adaptörlerin paylaşılmasını kolaylaştırır. Çalıştırılabilmeleri için uygun temel ağırlıklar, mimari, metin kodlayıcısı ve hedef katman eşleştirmeleri gerekir. Adaptör başka bir kontrol noktasına yüklenebilse de temel ağırlıkların değişmesi çıktıları etkileyebilir.

Bu yüzden aktarımın başarısı, yeni modeldeki kimlik sadakati ve istem uyumu ölçümleriyle değerlendirilir.

Veri Kapsamı, Özne Tanımı ve Açıklama Kalitesi

Az görüntüyle yapılan kişiselleştirmede her örnek, öğrenilen temsil üzerinde daha fazla ağırlık taşıyabilir. Veri seçimi bu yüzden öznenin nasıl tanımlandığıyla başlar. Bir üründe model numarasını ayırt eden biçimsel ayrıntılar öne çıkarken, insan yüzünde biyometrik özellikler ve görüntüleme koşulları önem kazanır. Hayvanlar ve çizilmiş karakterler de kendilerine özgü ayırt edici özellikler taşır. Stil öğrenimi ise farklı içeriklerde ortak bir görsel anlatımın korunmasını hedefler. Bu amaçlar ayrı değerlendirme soruları gerektirir; aynı protokolde birleştirildiklerinde puanın neyi ölçtüğü belirsizleşebilir.

Veri çeşitliliği, görüntülerin hangi koşullarda çekildiğiyle yakından ilişkilidir. Aynı çekim dizisindeki çok sayıda kare, farklı açı ve ortamları içeren daha küçük bir koleksiyondan daha az bağımsız bilgi taşıyabilir. Çekim oturumu, arka plan, poz, aydınlatma, ölçek ve örtülme bilgileri bu farkı açıklamaya yardımcı olur. Özne sürekli aynı odada görünüyorsa model, özneyle ortamı birlikte öğrenebilir. Yeni bir arka plan istendiğinde ortaya çıkan başarısızlığı değerlendirirken bu veri bağımlılığını da hesaba katmak gerekir.

Görüntü açıklamaları, özneye ve sahneye ait özelliklerin öğrenilmesini etkiler. Her görüntüye aynı kısa açıklamanın verilmesiyle görünür bağlamın tek tek anlatılması, modele farklı sinyaller sunar. Otomatik açıklama araçları veri hazırlamayı hızlandırabilir; buna karşılık yanlış nesne adları, görünmeyen özellikler veya tekrar eden kalıplar üretebilir. Kullanılan araç ve sürüm ile insan düzeltmesinin kapsamı bilindiğinde, bu hataların sonuçlara olası katkısı incelenebilir.

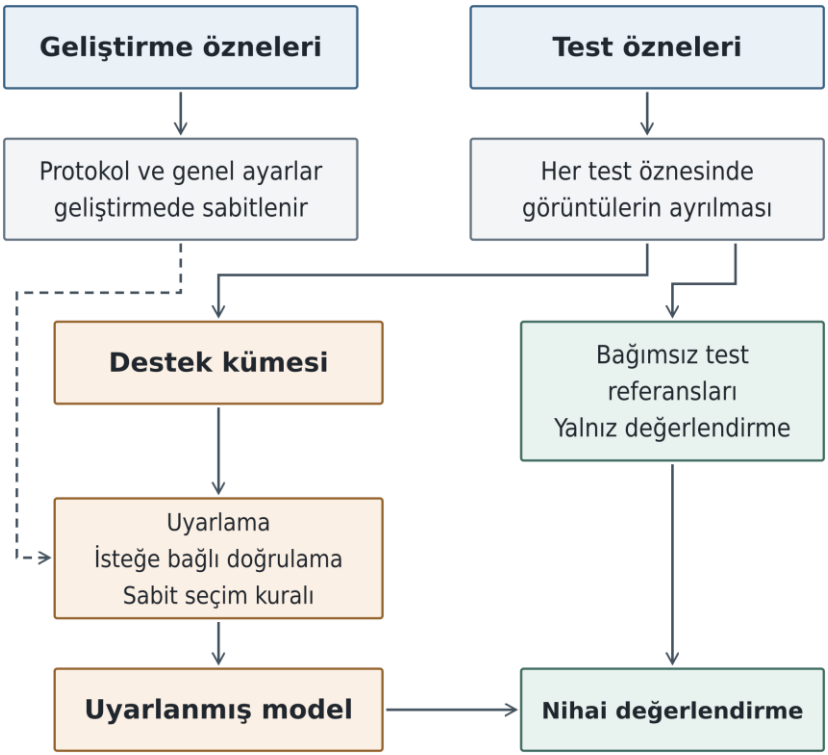
Veri kümesi belgeleri, örneklerin toplanma amacını, kullanım sınırlarını ve olası önyargıları açıklar (Gebru et al., 2021). Kişiselleştirmede bu bilgi; hak sahipliğini, izinleri, kopyaların temizlenmesini, kırpma kurallarını ve dışlanan görüntüleri de kapsar. Mahremiyet nedeniyle görüntüler paylaşılamasa bile seçim ve işleme süreci belgelenebilir. Ancak bağımsız araştırmacının aynı veriye erişememesi, çalışmayı yeniden yürütme olanağını sınırlar.

Veri Sızıntısı, Ezberleme ve Kimliğin Korunması

Kişiselleştirme çalışmalarında veri sızıntısı en az üç düzeyde ortaya çıkabilir. Birincisi, eğitim ve değerlendirme kümeleri arasında aynı görüntünün ya da küçük dönüşümlerle değiştirilmiş kopyalarının bulunmasıdır. İkincisi, ayrı dosyalar olsalar bile aynı çekim dizisinin çok benzer karelerinin iki kümeye dağılmasıdır. Üçüncüsü, temel modelin ön eğitiminde test öznesinin veya ilgili görsellerin yer almış olabilmesidir. İlk iki risk yerel veri düzenlemesiyle azaltılabilirken, üçüncüsü özellikle ön eğitim verisi açıklanmayan modellerde tamamen dışlanamayabilir.

Veri bölmesinin birimi, araştırılan genelleme türüne göre seçilir. Aynı öznenin yeni bağlamlara aktarımında, eğitimde görülmemiş çekim koşullarından referanslar gerekir. Başka öznelere genelleme araştırılıyorsa hiperparametre seçiminde kullanılan özneler son testten ayrılır. Şekil 3, özne düzeyindeki bu ayrımı her test öznesi içindeki görüntü bölmesiyle birlikte gösterir. Çekim oturumu veya kaynak koleksiyonu üzerinden bölme, birbirine çok yakın karelerin eğitim ve teste dağılmasını azaltır. Yalnızca dosyaları rastgele ayırmak, bu bağımlılıkları koruyabilir ve bilinen öznelere göre ayarlanmış bir işlem hattının başarısını olduğundan geniş yorumlamaya yol açabilir.

Şekil 3. Özne ve görüntü düzeyinde veri ayrımı



Kaynak: Pineau et al. (2021) ve Somepalli et al. (2023) temel alınarak yazar tarafından hazırlanmıştır.

Şekil 3'teki şemada geliştirme özneleriyle belirlenen protokol, test aşamasındaki uyarlama ve seçim işlemlerinde değiştirilmeden kullanılır. Her test öznesinin görüntüleri destek kümesine ve bağımsız değerlendirme referanslarına ayrılır. Erken durdurma veya kontrol noktası seçimi gerekiyorsa doğrulama için destek kümesinin bir bölümü kullanılır; bu görüntüler gradyan güncellemelerine katılmaz. Seçim kuralı test başlamadan sabitlendiği için bütün test öznelerine aynı biçimde uygulanır.

Özneye sadakat ile eğitim görüntüsünün tekrarı, farklı değerlendirmeler gerektirir. Bir çıktı, eğitim fotoğrafındaki yüzü çok

iyi korurken aynı duruş ve kompozisyona bağlı kalabilir. Difüzyon modellerinden eğitim örneklerinin çıkarılabildiği de gösterilmiştir (Carlini et al., 2023). Bu çalışmanın Stable Diffusion deneyi, eğitim verisinde en çok yinelenen görüntülere öncelik veren hedefli bir aramaya dayanır. Bildirilen başarı oranı bu arama koşulları için geçerlidir; rastgele bir istemin sızıntı olasılığına veya küçük bir kişiselleştirme deneyine doğrudan genellenemez. Kişiselleştirilmiş modelin eğitim örneklerini ne ölçüde tekrarladığı, kendi verisi ve kullanım koşulları içinde araştırılmalıdır.

Üretilen görüntülerin eğitim kümesindeki yakın komşularını incelemek, bu araştırma için pratik bir başlangıçtır. Görsel gömme benzerliği, algısal uzaklık ve insan incelemesi birlikte kullanılabilir. Ancak bir özne türünde anlamlı olan yakınlık eşiği, başka bir türde aynı yorumu desteklemeyebilir; eşik seçiminin gerekçesi bu yüzden önemlidir. Taramanın bulguları kullanılan temsil, arama koleksiyonu ve yöntemle sınırlıdır. Eşleşme bulunmaması yalnızca bu kapsamda şüpheli yakınlık saptanmadığını gösterir. Temsilin ayırt edemediği ayrıntılar veya farklı çıkarım saldırıları için aynı sonuca varılamaz.

Hesaplama Bütçesi ve Bellek Ödünleşimleri

Kişiselleştirmenin bellek maliyeti, eğitim boyunca bellekte tutulan bileşenlerin toplam kullanımına bağlıdır. Temel ağırlıklar, eğitilebilir ağırlıklar, gradyanlar, iyileştirici (optimizer) durumları, etkinleştirmeler ve geçici çalışma alanları bu kullanıma katkıda bulunur. Dondurulan ağırlıklar için gradyan ve iyileştirici durumu tutulmasına gerek kalmaz; buna rağmen öğrenilebilir bileşenlere ulaşan hesaplama yollarında ara değerler gerekebilir. LoRA'nın sağladığı parametre tasarrufunun toplam belleğe ve süreye ne ölçüde yansıdığı, model ve eğitim düzeni üzerinde ölçülür.

Şekil 4, eğitim ve standart çıkarım sırasında bellekte bulunan bileşenleri ayırır. Eğitimde gradyanlar ve iyileştirici durumları da tutulurken standart çıkarım bunlara ihtiyaç duymaz. Her bileşenin

kapladığı alan, kullanılan model ve uygulamaya göre değişir. Tepe bellek, ölçüm aralığında toplam kullanımın ulaştığı en yüksek değerdir. Bileşenlerin en yüksek kullanımları farklı anlara denk gelebileceği için bu değerleri ayrı ayrı toplamak tepe belleği vermez.

Şekil 4. Eğitim ve çıkarım belleğinin kavramsal bileşenleri



Kaynak: Chen et al. (2016) ve Hu et al. (2022) temel alınarak yazar tarafından hazırlanmıştır.

Karma duyarlık (mixed precision), etkinleştirmelerin yeniden hesaplanması (activation checkpointing), verimli dikkat işlemleri ve CPU belleğine aktarma (CPU offloading) farklı bellek kalemlerini etkiler. Örneğin etkinleştirmeleri yeniden hesaplamak belleği azaltırken işlem süresini uzatabilir. Gradyan biriktirme, etkin yığın boyutunu (effective batch size) mikro-yığın boyutundan ayırır; toplam işlem yükü ise işlenen mikro-yığınlara bağlıdır. Mikro-yığın boyutu, biriktirme adımı sayısı ve aygıt sayısı bilinmeden etkin yığın boyutu yorumlanamaz. Aynı eğitim düzeni farklı donanımlarda

farklı süre ve bellek sonuçları verebildiğinden, bir aygıtta ölçülen maliyet diğerine doğrudan taşınamaz.

Maliyet hesabının kapsamı, karşılaştırmanın amacına göre belirlenir. Model indirme, veri ön işleme, sınıf görüntüsü üretimi, eğitim, doğrulama ve adaptör kaydetme süreleri ayrı kalemler olarak verilebilir ya da tanımlı bir toplamda birleştirilebilir. Önceden eğitilmiş görsel adaptörlerde özne başına işlem kısa sürebilir; adaptörün ön eğitimi ise ayrı bir maliyettir. Kullanıcı açısından yeni bir özne eklemenin maliyeti, yöntem geliştirme açısından toplam kaynak tüketimi öne çıkabilir. Bu ayrım, farklı kapsamlarla hesaplanmış sürelerin aynı tabloda karıştırılmasını önler.

Süre ve bellek sonuçlarının yorumlanabilmesi için donanım modeli, bellek kapasitesi, sayısal duyarlık, yazılım sürümleri ve ölçüm yöntemi bilinmelidir. Tepe kullanım kısa süreli bellek gereksinimini, ortalama kullanım ise zaman içindeki genel düzeyi anlatır. Enerji tüketimi, ölçüme katılan donanım bileşenlerine ve ölçüm süresine; parasal maliyet ise bunların yanında fiyatlandırmaya bağlıdır. Üreticinin belirttiği güç değeri, deney sırasında tüketilen enerjiyi tek başına göstermez. Bu nedenle enerji karşılaştırması, kapsamı tanımlanmış tüketim ölçümlerine dayanmalıdır.

Çıkarım Yapılandırmasının Sonuçlara Etkisi

Eğitim sonrasında seçilen örnekleyici, gürültü çizelgesi, üretim adımı, yönlendirme katsayısı ve görüntü boyutu aynı adaptörün çıktısını değiştirebilir. DDIM, eğitim hedefiyle ilişkili farklı bir üretim süreci kurarak örnekleme verimliliğinin değişebildiğini göstermiştir (Song et al., 2021). Kişiselleştirme karşılaştırmasında çıkarım ayarlarının sabit tutulması, uyarlama farkının yorumlanmasını kolaylaştırır. Çıkarım yönteminin etkisi de araştırılıyorsa bu ayarlar ayrı deney etmenleri olarak ele alınır.

Aynı tohum değeri, farklı işlem hatlarında farklı rastgele sayı akışlarıyla sonuçlanabilir. Rastgele sayı üretecinin çalıştığı aygıt,

çağrı sırası ve araya giren işlemler bu akışı etkiler. Ortak başlangıç gürültüsüyle karşılaştırma yapılacaksa tohum listesine ek olarak gizillerin oluşturulma yolu da eşleştirilir ve denetlenir. Başlangıç tensörlerinin saklanması bu denetimi kolaylaştırabilir. Mimariler veya gizil boyutlar farklı olduğunda ise bire bir gürültü eşlemesinin uygulanabilirliği ayrıca değerlendirilir.

İstem seçimi, yöntem karşılaştırmasının sonucunu etkileyebilir. Yönteme özel uzun açıklamalar, negatif istemler veya elle seçilmiş anahtar sözcükler kullanıldığında, uyarlama yöntemiyle istem mühendisliğinin katkıları iç içe geçer. Ortak istemlerle yapılan deney kontrollü bir karşılaştırma sunarken, her yönteme göre ayarlanmış istemler uygulamada erişilebilen sonucu gösterir. Bu iki düzen ayrı raporlanabilir. Her iki durumda da yalnızca en iyi tohumu veya başarılı örnekleri seçmek, üretimin genel davranışını olduğundan iyi gösterebilir.

Temel mimari değiştiğinde uygun çıkarım düzeni de değişebilir. SDXL, metin kodlayıcıları, koşullandırması ve yüksek çözünürlüklü üretimi bakımından önceki gizil difüzyon uygulamalarından ayrılır (Podell et al., 2024). Çalışmada, temel modelin gizil çıktısını işleyen isteğe bağlı bir ayrıntı iyileştirme modeli (refiner) de bulunur. Bu aşamanın eklenmesi hem üretim düzenini hem de hesaplama maliyetini değiştirdiğinden, temel modelin tek başına kullanıldığı koşuldan ayrı değerlendirilir. Model ailelerini ayrı incelemek, aynı adaptör adı veya rank altında değişen kapasite ve hesaplama gereksinimlerini ayırt etmeyi sağlar.

Kişiselleştirmede Değerlendirme Boyutları

Kişiselleştirme başarısı birkaç farklı özellik üzerinden değerlendirilir. Kimlik sadakati, hedef öznenin ayırt edici özelliklerinin korunmasıdır. İstem uyumu, talep edilen eylem, ortam, görünüş ve ilişkilerin gerçekleşmesini anlatır. Çeşitlilik, aynı koşullarda üretilen örneklerin birbirinden ne ölçüde ayrıldığını

gösterir. Görsel bütünlük değerlendirmesinde bozuk anatomi, tutarsız geometri ve anlamsız ayrıntılar incelenir. Eğitim örneklerine aşırı yakınlık ile hesaplama maliyeti de sonucun kullanılabilirliğini etkiler.

Bu özellikler her zaman birlikte iyileşmez. Referans fotoğraftaki yüzü ve duruşu koruyan bir model, istenen yeni hareketi gerçekleştiremeyebilir. Bir başka model kompozisyonu doğru kurarken nesnenin ayırt edici parçalarını değiştirebilir. Yöntem tercihi bu yüzden kullanım amacına bağlıdır. Sonuçlar ağırlıklı bir ortalamayla özetleniyorsa, ağırlıkların hangi tercihi temsil ettiği ve her bileşenin ayrı sonucu da gösterilmelidir.

CLIP, metin ve görüntüleri ortak bir temsil uzayında ilişkilendirir (Radford et al., 2021). Benzerlik puanı, kategori ve sahne özelliklerine duyarlı olabilir; kişinin yüzündeki veya üründeki ince kimlik farklarını kaçırabilir. Bu nedenle CLIP ile ölçülen genel benzerlik, kimlik değerlendirmesinde ek incelemeyle desteklenir. CLIPScore ise ilk olarak görüntü açıklamalarını değerlendirmek için geliştirilmiştir (Hessel et al., 2021). Kişiselleştirmede kullanıldığında puanın hangi hedef için yorumlandığı açık olmalıdır.

CLIP-I, görüntü gömmeleri arasındaki; CLIP-T ise görüntü ve metin gömmeleri arasındaki benzerliği ölçer. CLIPScore'un puanlama adımları ham kosinüs benzerliğinden ayrılır. Kodlayıcı kontrol noktası, görüntü ön işlemesi, metin şablonları veya puan dönüşümleri değiştiğinde aynı adla raporlanan ölçümler farklı hesaplara dayanabilir. Puanları karşılaştırabilmek için ölçütün adı kadar bu hesaplama tercihlerinin de bilinmesi gerekir.

DINO, özdenetimli görsel temsiller öğrenir (Caron et al., 2021). DreamBooth çalışmasında özne sadakati, üretilen ve gerçek görüntülerin ViT-S/16 DINO gömmeleri arasındaki bütün çiftlerin kosinüs benzerliği ortalanarak değerlendirilmiştir (Ruiz et al., 2023). Bu kullanımda görsel temsilin hangi kimlik ayrıntılarına duyarlı

olduğu önem taşır. LPIPS de görüntüler arasındaki algısal farklılığı değerlendirmek için kullanılabilir (R. Zhang et al., 2018); farklı poz ve arka planların yol açtığı değişim, kimlikteki değişimle birlikte puana yansıyabilir. Araştırılan özelliğe uygun bir ölçüt seçildiğinde bile hesaplama düzeni sonucu etkileyebilir. DINO tabanlı ölçümlerde kodlayıcı sürümü, kırpma, yeniden boyutlandırma, referans-çıktı çiftlerinin seçimi ve ortalama alma düzeyi bu düzenin başlıca öğeleridir. Örneğin yalnızca en benzer referansı seçmekle bütün referansların ortalamasını almak farklı sorulara yanıt verir.

Tablo 2, değerlendirme boyutlarını ölçüm örnekleriyle eşleştirir. Her ölçümün yorum sınırı, aynı görüntü hakkında başka hangi kanıtlara ihtiyaç duyulduğunu gösterir.

Tablo 2. Değerlendirme eksenleri ve yorum sınırları

Eksen	**Ölçüm örneği**	**Kritik sınır**
Özne sadakati	Bağımsız referanslarla CLIP-I ve DINO	Sahne benzerliği kimlik hatasını örtebilir.
İstem ve bileşim	CLIP-T; eylem ve ilişkiler için görev denetimi	Genel uyum puanı ilişki hatalarını kaçırabilir.
Çeşitlilik	Sabit özne ve istemde tohumlar arası LPIPS	Yüksek uzaklık kimlik kaybından da doğabilir.
Eğitim örneğine yakınlık	Yakın komşu taraması ve görsel inceleme	Denetimin kapsamı temsil ve arama kümesiyle sınırlıdır.
Hesaplama maliyeti	Uyarlama ve çıkarım için ayrı süre ve tepe bellek	Kapsam ve donanım farkları sonucu etkiler.

Kaynak: Ruiz et al. (2023), Somepalli et al. (2023) ve R. Zhang et al. (2018) temel alınarak yazar tarafından hazırlanmıştır.

Dağılım Ölçütleri, İnsan Değerlendirmesi ve Belirsizlik

Fréchet Inception Distance (FID), üretilen ve gerçek görüntülerin öznitelik dağılımlarını karşılaştırır (Heusel et al., 2017). Kişiselleştirmede az sayıda özne görüntüsünden hesaplanan FID, örnek sayısına ve seçilen öznitelik çıkarıcıya duyarlıdır. Puanın

kapsamı, karşılaştırılan dağılımlardır; tek bir öznenin kimliğini veya istemdeki ilişkilerin doğruluğunu değerlendirmek için başka ölçümler gerekir. Sonlu örneklem yanlılığı da modele göre değişir. Eşit sayıda örnekle yapılan karşılaştırmalarda bile bu yanlılık yöntem sıralamasını etkileyebilir (Chong & Forsyth, 2020). FID bu yüzden örnek sayısı ve tahmin yöntemiyle birlikte yorumlanır.

Üretim niteliğini ve kapsama alanını ayrı ölçmek, dağılımlar arasındaki farkı açıklamaya yardımcı olur. Kynkäänniemi ve arkadaşlarının yaklaşımında kesinlik (precision), üretilen örneklerin gerçek görüntülerden kestirilen öznitelik bölgesine düşen oranıdır. Kapsama (recall) ise gerçek örneklerin üretilen görüntülerden kestirilen bölgeye düşen oranını verir. Bölgeler, öznitelik uzayındaki k-en yakın komşu uzaklıklarıyla kurulur (Kynkäänniemi et al., 2019). Öznitelik çıkarıcı, örnek sayısı ve k komşuluk parametresi bu nedenle sonuçlarla birlikte belirtilir. Bu puanlar dağılımın niteliğini ve kapsamını anlatır; özne kimliği ve istem uyumu ayrı değerlendirmelerdir. Küçük özne kümelerinde kestirimlerin belirsizliği artabileceğinden, ölçütün araştırma sorusuna ve örneklem büyüklüğüne uygunluğu incelenmelidir.

İnsan değerlendirmesinde kimlik, istem uyumu ve görsel hata için ayrı görevler tanımlanması, genel bir beğeni sorusundan daha ayrıntılı bilgi verir. Yöntem adlarının gizlenmesi, görüntü sırasının rastgeleleştirilmesi ve eşdeğer referans bilgisinin sunulması yanlılığı azaltmaya yardımcı olur. Referans eşliğinde yapılan kimlik değerlendirmesi, referans gösterilmeyen görevden ayrılır. Puan ölçeğinin, yönergenin, eşitlik ve değerlendirilememe seçeneklerinin, katılımcılara atama düzeninin ve eksik puanlara ilişkin kararların değerlendirme başlamadan önce belirlenmesi, sonuçlar görüldükten sonra yapılacak seçimlerin etkisini sınırlar. Aynı kişinin verdiği puanlar ve aynı çıktıya verilen değerlendirmeler birbiriyle ilişkili olabilir; analiz bu bağımlılıkları hesaba katar. Değerlendiriciler arası uyum, uygun bir ölçüt ve belirsizlik aralığıyla özetlenebilir. Ölçülen

görevin özne kimliğini gerçekten yansıtıp yansıtmadığı ise ayrıca incelenir. Yüz görüntülerinde katılımcı ve görüntü sahibi izinleri, saklama süresi ve erişim kapsamı da planlanmalıdır.

Sonuçlardaki belirsizliğe eğitim ve üretim tohumları, özne seçimi, test istemleri ve değerlendiriciler katkıda bulunur. Tek bir özne için daha fazla görüntü üretmek, o özneye ilişkin tahmini iyileştirebilir; yeni öznelere genellemeyi değerlendirmek için özne çeşitliliği gerekir. Analizin hedefi bu ayrımı belirler. Seçilmiş özneler ve sabit istemlerle sınırlı bir karşılaştırmanın belirsizlik hesabı, yeni öznelere veya istemlere genellenen bir karşılaştırmadan farklıdır. Yeni öznelere genellemede özne temel örnekleme birimi olarak alınabilir. Her özneye eşit ağırlık vermekle bütün çıktıları tek ortalamada toplamak, özne başına çıktı sayıları farklıysa farklı sonuçlar verebilir. Bu nedenle özne içi ortalamalarla genel ortalamanın nasıl hesaplandığı, tahminin neyi temsil ettiğini belirler.

Eğitim tekrarları aynı özne ve yöntem içinde kümelenirken ortak istemler birden fazla öznede kullanılarak çapraz bir düzen oluşturabilir. Benzer biçimde, aynı değerlendiricilerin birçok çıktıyı puanlaması değerlendirici ve çıktı etkilerini çaprazlar. Kümeli veya çapraz etmenli analiz seçimi, bu gerçek atama düzenine dayanır. Eşleştirilmiş karşılaştırmalarda yöntem farkları aynı özne ve test koşulu içinde hesaplanır; yeniden örnekleme de eşleşmeyi korur. Eşleştirmenin dayanağı aynı tohum numarasının kullanılması değil, karşılaştırılan koşulların ortak olmasıdır. Etki büyüklükleri ve güven aralıkları, kapsadıkları değişkenlik kaynakları ve sabit tuttukları koşullarla birlikte sunulur.

Yeniden Üretim Paketinin Asgari İçeriği

Yeniden üretim paketi, modelden sonuç tablosuna kadar izlenen işlemleri bir araya getirir. Temel modelin tam kimliği ve mümkünse dosya özeti, adaptörün uygulandığı bileşenler, eğitim ve çıkarım ayarları, veri işleme adımları ve değerlendirme betikleri

pakette yer alır. Sonuçlar ilgili paket sürümüne bağlanır. Model kartları kullanım bağlamını ve sınırları açıklamak için yararlıdır (Mitchell et al., 2019); ayrıntılı yürütme kayıtları da deneyin yeniden çalıştırılmasını sağlar.

Tohum bilgisi, çalışmanın yazılım ve donanım ortamıyla birlikte anlam kazanır. Aygıtlar, çekirdek uygulamaları, paralellik düzenleri ve sayısal duyarlık, işlem sırasını ve yuvarlamayı değiştirebilir. PyTorch'un resmî belgesi, aynı tohumla bile sürümler, platformlar veya CPU ve GPU arasında tam eşleşmenin sağlanamayabileceğini belirtir (PyTorch contributors, 2026). Denetimin amacı buna göre tanımlanır: aynı dosyayı elde etmek, benzer bir ölçüt aralığına ulaşmak veya ana bilimsel çıkarımı yeniden doğrulamak farklı başarı koşullarıdır. Bir sonucun yalnızca belirli bir yazılım ortamında elde edilebilmesi de genellenebilirliğini sınırlar.

Görüntülerin yayımlanamadığı çalışmalarda veri şeması, işleme kodu, izin verilen örnekler ve erişim koşulları paylaşılabilir. Açık, başvuruya bağlı ve kapalı bileşenlerin ayrılması, bağımsız araştırmacının hangi adımları tekrarlayabileceğini gösterir. Başvuruyla erişimde çalışan bir talep kanalı, değerlendirme ölçütleri ve izin verilen kullanım kapsamı gerekir. Ham görüntüler yerine sunulan özet değerlerin, açıklamaların veya sentetik örneklerin nasıl üretildiği ve deneyle ilişkisi bilindiğinde, bağımsız araştırmacı bunlarla hangi adımları denetleyebileceğini değerlendirebilir. Bu malzemeler süreci açıklamaya yardımcı olsa da aynı veriyle yeniden yürütmenin yerini tutmaz.

Tablo 3, kişiselleştirme deneylerini yeniden yürütmek ve sonuçlarını değerlendirmek için gereken başlıca kayıtları toplar. Eğitim ve çıkarımın ayrı ele alınması, hangi kaydın hangi aşamaya ait olduğunu izlemeyi kolaylaştırır. Kayıtların kapsamı da yönteme bağlıdır: özneye özgü optimizasyon içermeyen bir kolda, o özneye ait bir eğitim tohumu bulunmaz.

Tablo 3. Kişiselleştirme deneyleri için önerilen kısa raporlama listesi

Bileşen	**Asgari kayıt**
Veri ve izin	Kaynak, izin kapsamı, bölme birimi, tekrar temizliği
Model ve uyarlama	Tam sürüm, temel ağırlık özeti, hedef modüller, rank
Eğitim	Tohum, duyarlık, mikro-yığın, biriktirme, adım, iyileştirici
Çıkarım	İstemler, negatif istem, örnekleyici, yönlendirme, tohumlar
Değerlendirme	Ölçüt sürümleri, çift/örnek seçimi, bağımsızlık birimi, belirsizlik, insan görevi
Maliyet ve erişim	Donanım, süre kapsamı, tepe bellek, kod ve veri erişimi

Kaynak: Gebru et al. (2021), Mitchell et al. (2019) ve Pineau et al. (2021) temel alınarak yazar tarafından hazırlanmıştır.

Karşılaştırmalı Deney Tasarımı ve Veri Bölmesi

Buraya kadar tartışılan ayrımlar, aynı temel model ve izinli referans verileriyle yürütülen karşılaştırmalı bir deneyde sınanabilir. Böyle bir deneyde temel soru, uyarlama biçiminin kimlik sadakatini, istem uyumunu ve hesaplama maliyetini nasıl etkilediğidir.

Araştırmanın insan yüzüne, nesnelere veya başka bir özne grubuna odaklanması, kimlik ölçümünü ve örneklem seçimini etkiler. Birden fazla alan kapsanıyorsa sonuçlar özne gruplarına göre ayrı incelenir. Özne ve görüntü sayısı seçilirken izinli veri kapsamı ile hedeflenen belirsizlik düzeyi dikkate alınır. Donanım kapasitesi uygulamayı sınırlar; ancak örneklemin yeterliliği, karşılaştırmanın hangi birim üzerinden yapıldığına ve her birimden ne kadar bağımsız bilgi elde edildiğine bağlıdır.

Geliştirme özneleri, hiperparametreleri, görüntü seçme kurallarını ve durdurma politikasını belirlemek için kullanılır; son test özneleri bu seçimlere katılmaz. Şekil 3'teki gibi her test öznesinin görüntüleri de destek kümesine ve bağımsız değerlendirme referanslarına ayrılır. Destek görüntüleri, optimizasyon kullanan kollarda uyarlama verisi; görsel adaptör kolunda çıkarım koşulu olur. Referans sayısı veya görüntüleri birleştirme biçimi yöntemler arasında değiştiğinde, gözlenen farkın bir bölümü sunulan bilginin miktarından ya da kullanımından kaynaklanabilir. Destek ve değerlendirme görüntülerinin çekim oturumu ya da kaynak koleksiyonu üzerinden ayrılması, yakın kopyaların iki kümeye dağılmasını azaltır; kırpılmış veya yeniden sıkıştırılmış kopyalar da denetlenir.

Test öznesine uyarlama, önceden belirlenen adım veya bütçe sınırında durur. Özneye özgü erken durdurma gerekiyorsa destek kümesinden ayrılan doğrulama görüntülerine, geliştirme aşamasında sabitlenmiş karar kuralı uygulanır. Son test çıktıları ve bağımsız değerlendirme referansları seçim sürecinin dışında kalır. Bağımsız referansların bulunmadığı bir çalışmada ise benzerlik ölçümü daha iyimser olabilir ve bu veri bağımlılığı yorumun kapsamını daraltır.

Test istemleri olağan görünüşü, yeni arka planı, alışılmadık görüş açısını, eylemi, nesneler arası ilişkileri ve kısmi örtülmeyi kapsayabilir. Kolay ve zorlayıcı koşulların ayrı gruplarda incelenmesi, yöntemin nerede başarısız olduğunu gösterir. GenEval, sayım, renk ve konum gibi nesne düzeyindeki istem bileşenlerini ayrı değerlendirir (Ghosh et al., 2023). Bu tür görevler bileşimsel uyumu ölçer; özne kimliği ise ayrı bir değerlendirme gerektirir.

Uyarlama Kolları ve Hesaplama Bütçesi

Karşılaştırmaya metin gömmesi öğrenimi, seçilmiş ağırlıkların tam uyarlanması, aynı özne hedefinin LoRA ile eğitilmesi ve önceden eğitilmiş bir görsel adaptörle çıkarım dâhil

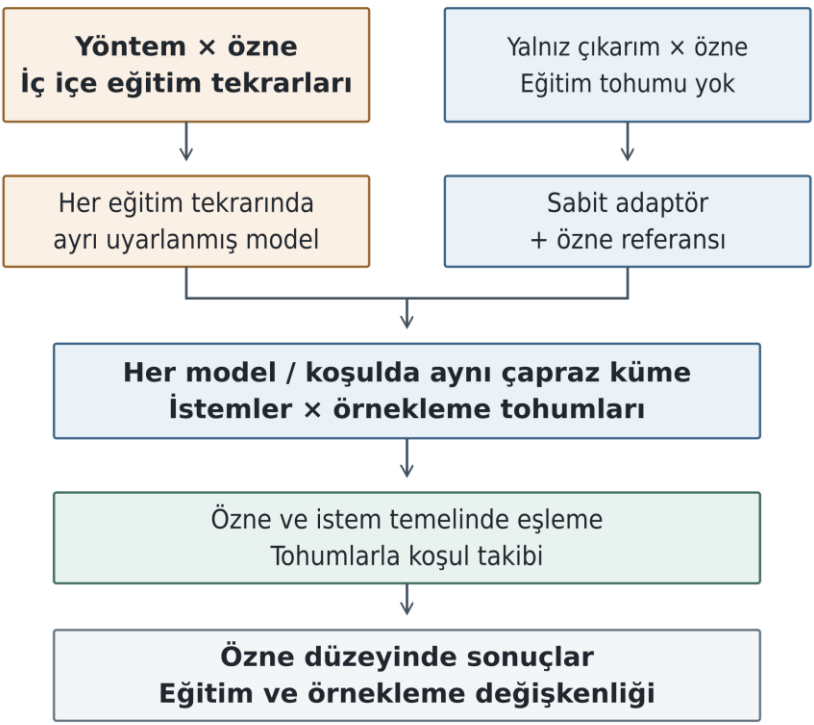
edilebilir. Bu dört kol, öğrenilen temsil ve koşullandırma yolu bakımından farklı bütün işlem hatlarını karşılaştırır. Belirli bir mekanizmanın etkisini incelemek için daha dar bir deney gerekir. Örneğin özne hedefi, önsel koruma ve veri düzeni korunarak tam güncellemeyle LoRA güncellemesi karşılaştırılabilir. Bütçe sınırlı bir deney ise her işlem hattının belirli kaynaklarla ulaşabildiği sonucu araştırır. Bileşen etkisi, işlem hattının başarısı ve bütçe altında erişilen kalite, bu nedenle ayrı araştırma sorularıdır.

Tam uyarlama ile LoRA karşılaştırmasında tanımlayıcıların, açıklamaların, önsel korumanın ve doğrulama istemlerinin ortak tutulması, parametreleştirme farkını incelemeyi kolaylaştırır. Öğrenme oranı gibi ayarların uygun değerleri ise yöntemler arasında değişebilir. Her yöntemin aynı arama hakkıyla geliştirme verisinde ayarlanması, elverişsiz bir yapılandırmayla sınanma riskini azaltır. Arama alanının ve bütçesinin önceden belirlenmesi, yöntemlere ayrılan ayarlama olanağını görünür kılar. Son test çıktılarının ayar seçiminde kullanılması ise bu karşılaştırmanın bağımsızlığını bozar.

Deneyin büyüklüğü yöntem, özne, uyarlama tekrarı, istem ve çıkarım tohumu sayılarına bağlıdır. Temel model, metin ve görsel kodlayıcılar, adaptör ağırlıkları ve yazılım sürümleri her kolda birlikte çalışmalıdır; başka bir temel model gerektiren kol, ortak model karşılaştırmasının dışında tutulur. Geliştirme özneleriyle yürütülen küçük ölçekli bir pilot çalışma, bu uyumu ve süre ile bellek gereksinimini sınamaya yarar. Pilot çalışmadaki ölçümler, ayarlama, son uyarlama, üretim ve insan değerlendirmesi için gereken kaynakların kestirilmesine de yardımcı olur. Kaynaklar bütün koşullara yetmiyorsa ana karşılaştırma korunarak ikincil koşullar azaltılabilir. Bu daraltmanın test sonuçları görülmeden yapılması, kapsamın sonuçlara göre ayarlanmasını önler. Özne sayısını azaltıp aynı özne için daha çok çıktı üretmek ise yeni öznelere genellemeye ilişkin kanıtı zayıflatır.

Şekil 5'te eğitim tekrarları her yöntem ve özne içinde kümelenir; her model veya koşul aynı istem ve çıkarım tohumu kümesiyle sınanır. Özneye özgü optimizasyon içeren kollarda bağımsız eğitim tekrarları, uyarlama sürecinin değişkenliğini ölçmeye olanak verir. Yalnız çıkarım kolundaki tekrarlar ise örnekleme değişkenliğini ölçer. Yöntemler aynı özne ve istem koşulları üzerinden eşleştirilir. Tohumlar deney koşullarını izlemek için kullanılır; başlangıç gürültüsünün de ortak olduğu ancak ayrıca doğrulanmışsa kabul edilir.

Şekil 5. İç içe eğitim tekrarları ve çapraz örnekleme düzeni



Kaynak: Pineau et al. (2021) ve PyTorch contributors (2026) temel alınarak yazar tarafından hazırlanmıştır.

Adım sayısı, süre ve enerji farklı bütçe tanımlarıdır. Adım maliyeti yöntemler arasında değiştiğinden eşit adımlı deneyler farklı

kaynak tüketebilir. Veri yükleme ve doğrulama sürelerinin kapsama alınması, aynı eğitimin bildirilen maliyetini değiştirebilir. Bu yüzden süreye dayalı bir karşılaştırmada ölçümün başlangıç ve bitiş noktaları da önemlidir. Çıkarım tabanlı yöntemde özne başına eğitim maliyeti yoktur; adaptörün ön eğitimi ayrı bir kalem olarak ele alınır. Birden fazla bütçe düzeyinde elde edilen nitelik-maliyet eğrileri, bu farkların uygulamadaki etkisini değerlendirmeyi kolaylaştırır.

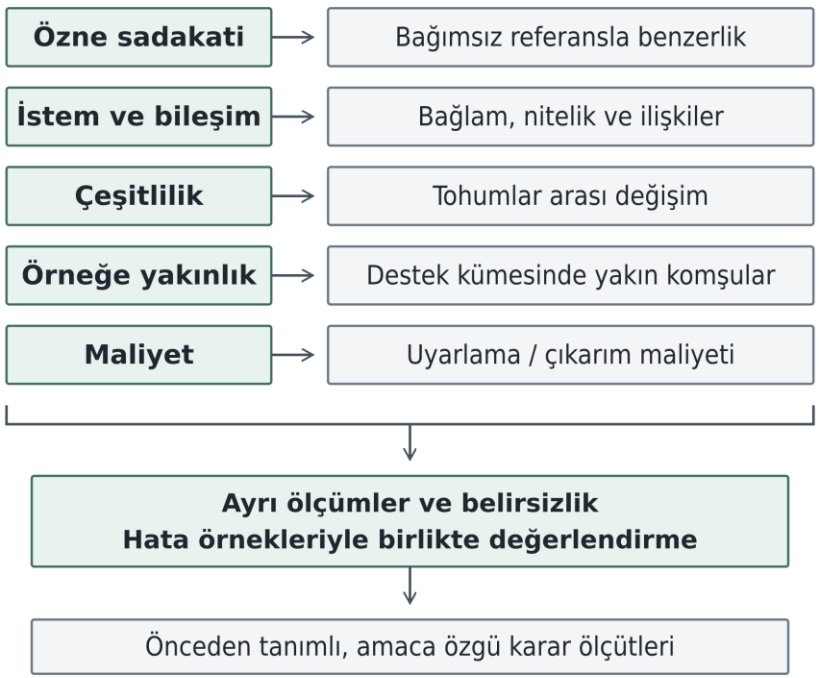
Bellek azaltma tekniklerinin desteği kullanılan yönteme ve uygulamaya göre değişebilir. Etkinleştirmelerin yeniden hesaplanması, bazı ara değerleri saklamak yerine geri yayılımda yeniden üretir (Chen et al., 2016). Sekiz bitlik iyileştiriciler ise iyileştirici durumlarını sıkıştırır; model ağırlıklarının ve etkinleştirmelerin duyarlığı ayrı ayarlara bağlıdır (Dettmers et al., 2022). Yalnızca bir kolun belirli bir bellek azaltma tekniğini desteklemesi, o kola uygulamadan kaynaklanan bir maliyet avantajı sağlayabilir. Kullanılan tekniklerin bilinmesi, bu avantajın uyarlama yönteminin etkisinden ayırt edilmesine yardımcı olur.

Ölçüm ve Sonuçların Yorumlanması

Tekrar düzeni, hangi değişkenlik kaynağının ölçüleceğine göre kurulur. Özne başına optimizasyon içeren kollarda bağımsız uyarlama tekrarları eğitim sürecinin değişkenliğini, her modelden farklı tohumlarla üretim yapılması ise örnekleme değişkenliğini gösterir. Tek bir adaptörden alınan çok sayıda görüntü, eğitim tekrarları hakkında bilgi sağlamaz. Önceden eğitilmiş sabit görsel adaptör kolunda karşılaştırma, aynı özne ve istemlerle yapılan üretim tekrarlarına dayanır. Destek görüntüsü seçiminin etkisi araştırılacaksa yeniden seçim kuralı ve tekrar sayısı bütün ilgili kollarda tanımlanır; bu değişkenlik eğitim rastgeleliğinden ayrı incelenir. Kaynak sınırları nedeniyle yapılamayan tekrarlar, sonucun hangi belirsizlikleri kapsamadığını belirler.

Görsel benzerlik, metin-görüntü uyumu, bileşim, çeşitlilik ve maliyet ayrı sonuçlar olarak değerlendirilir (Şekil 6). Çeşitlilik için aynı özne, istem ve model ayarlarında farklı tohumlarla üretilmiş görüntü çiftlerinin algısal uzaklığı kullanılabilir. Böylece istem değişiminden kaynaklanan fark, aynı istem altındaki örnekleme çeşitliliğinden ayrılır. Çift seçimi, örnek sayısı, ölçüt sürümü ve özne düzeyinde ortalama alma kuralı ölçümü tanımlar. Yüksek uzaklık, kimlik kaybı veya görsel bozulmayla da oluşabileceğinden kimlik ve hata sonuçlarıyla birlikte yorumlanır. Yalnızca başarılı çıktılar değerlendiriliyorsa puanın kapsamı bu alt kümedir ve dışlanan çıktı oranı da verilmelidir.

Şekil 6. Ayrı değerlendirme eksenlerinden amaca özgü karara geçiş



Kaynak: Ruiz et al. (2023), Somepalli et al. (2023) ve R. Zhang et al. (2018) temel alınarak yazar tarafından hazırlanmıştır.

Şekil 6'daki ölçümler birlikte yorumlanırken belirsizlikler ve hata örnekleri de dikkate alınır. Kimlik sadakati, çeşitlilik veya maliyet arasındaki tercih, kullanım amacına bağlıdır.

Eğitim görüntülerine en yakın çıktılar, ayrıntılı inceleme için seçilebilir. Difüzyon modellerinde veri tekrarı, görüntü erişimi ve benzerlik analiziyle de araştırılmıştır (Somepalli et al., 2023). Benzer bir incelemede yakın eşleşmelerin eğitim görüntüsündeki poz, arka plan ve ayrıntıları ne ölçüde yinelediği görsel olarak değerlendirilebilir.

Ana araştırma sorusu, test başlamadan belirlenen birincil ölçütler ve yöntem karşılaştırmalarıyla sınanır; ek ölçümler ve sonradan yapılan alt grup incelemeleri ise keşifsel niteliktedir. Birden fazla doğrulayıcı iddia için karşılaştırma ailesinin ve çoklu sınama yaklaşımının önceden tanımlanması gerekir. Sonuçlar farklı yönlere işaret ettiğinde, yöntemlerin hangi boyutta ne kadar ayrıştığı ve farkın belirsizliği açıklanır.

Toplam başarısızlık oranı, hata türleri arasındaki farkları örtebilir. Kimlik kaybı, istemin bir bölümünün atlanması, eğitim arka planının taşınması, aynı pozun tekrarı ve görsel bozulmalar ayrı incelenebilir. Ana kategorilerin önceden belirlenmesi, yöntemlerin ortak hata tanımlarıyla değerlendirilmesini sağlar; sonradan eklenen kategoriler ise keşifsel bulgulardır. Başarılı ve başarısız örneklerin önceden belirlenmiş bir kuralla seçilip birlikte gösterilmesi, kullanım sınırlarını görmeyi kolaylaştırır.

Tamamlanamayan denemeler de karşılaştırmayı etkiler. Bellek yetersizliği, üretim hatası, güvenlik filtresi veya bozuk dosya nedeniyle değerlendirilemeyen çıktılar, düşük kaliteli görüntülerden ayrı sayılır. Planlanan, tamamlanan, yinelenen ve değerlendirilebilir denemelerin birlikte bildirilmesi, her yöntemdeki çıktı kaybını gösterir. Önceden belirlenen yeniden deneme ve dışlama kuralları da bu kayıpların tutarlı biçimde ele alınmasını sağlar. Yalnızca

değerlendirilebilir çıktılardan hesaplanan kalite puanına üretim başarısızlığı oranı eşlik etmelidir. Eksikler belirli yöntem veya koşullarda yoğunlaşıyorsa dışlamanın karşılaştırmaya etkisi, uygun bir duyarlılık analiziyle incelenir.

Uygulama kararında baskın olmayan seçenekler incelenebilir. Bir yöntem daha düşük maliyetle benzer kimlik sadakati sunarken bir başkası daha yüksek çeşitlilik sağlayabilir. Böyle bir karşılaştırma, tercihleri ölçülen özellikler üzerinden açıklar. Kararın geçerliliği yine kullanılan ölçütlerin amaca uygunluğuna ve farkların belirsizliğine bağlıdır.

Etik, Erişim ve Bulguların Geçerlilik Sınırları

Kişiselleştirilmiş üretim, bir kişinin veya tasarımın ayırt edici özelliklerini model davranışına aktarır. Görüntüleri edinme, eğitimde kullanma, çıktı üretme, model paylaşma ve değerlendiricilere gösterme aşamaları farklı izin kapsamları gerektirebilir. Özellikle yüz görüntülerinde herkese açık erişim, sonraki kullanımların uygunluğunu belirlemek için yeterli bilgi sağlamaz. Veri yönetimi, izinlerin ve kullanım sınırlarının teknik deneyle birlikte planlanmasını gerektirir.

Mahremiyet değerlendirmesinde dağıtılan ağırlıklara kimlerin erişebildiği, referans görüntülerinin ne kadar süre saklandığı ve kişinin örnek çıktılarda nasıl temsil edildiği incelenir. Adaptör dosyasının küçük olması bu riskleri azaltmaz. Kontrollü erişim ve kullanım sınırlamaları, kişisel verinin paylaşımını azaltabilir; aynı zamanda bağımsız yeniden üretimi güçleştirebilir. Açık protokol ve işleme kodu bu güçlüğü kısmen azaltır. Erişilemeyen bileşenlerin hangi iddiaların denetimini sınırladığı, çalışmanın yorumunda açıkça yer almalıdır.

Tartışılan ayrımlar difüzyon tabanlı modellere dayanır. Uyarlama mekanizması ve hesaplama düzeni farklı olan mimarilerde bu ayrımlar yeniden ele alınmalıdır. Veri bölmesi ve ölçüm

tercihlerinin etkisi ise aynı karşılaştırma düzeni farklı veri kümelerinde uygulanarak görülebilir.

Teknik değerlendirmeye rıza, hak sahipliği, temsil hataları ve yanıltıcı içerik üretimi gibi konular eşlik eder. Bunların bir bölümü görsel kalite ölçütlerinin dışında kalır. Model kartları ve veri belgeleri, kullanım amacını, sınırları ve alınan önlemleri açıklamak için kullanılabilir (Gebru et al., 2021; Mitchell et al., 2019). Etik değerlendirme, bu kayıtların yanında verinin nasıl toplandığını ve modelin fiilen nasıl kullanıldığını da kapsar.

Sonuç

Kişiselleştirme yöntemlerini karşılaştırmak, her yöntemin neyi öğrendiğini ve üretime hangi bilgiyi eklediğini ayırt etmeyi gerektirir. Textual Inversion simge gömmesini, DreamBooth özneye yönelik eğitim düzenini, LoRA düşük ranklı ağırlık güncellemesini, görsel adaptörler ise görüntüyle koşullandırmayı öne çıkarır. Bu bileşenlerin aynı sistemde birlikte kullanılabilmesi, karşılaştırmanın kapsamını açık tanımlamayı daha da önemli kılar.

Kimlik sadakati, istem uyumu ve çeşitlilik farklı hata türlerine duyarlıdır. Eğitim görüntülerine yakınlık ve kaynak tüketimi de yöntem tercihini etkiler. Bağımsız veri bölmesi, açık model ve yazılım sürümleri, eğitim ile örnekleme tekrarlarının ayrılması ve başarısız denemelerin hesaba katılması, bu sonuçların denetlenmesini sağlar. Böylece yöntemler arasındaki farkın veriden, uyarlamadan veya çıkarım ayarlarından ne ölçüde kaynaklandığı daha dikkatli incelenebilir.

Ele alınan karşılaştırma düzeniyle yöntem farkları aynı veri ve bütçe koşullarında sınanabilir. Bağımsız yeniden üretimler, ölçütlerin insan değerlendirmeleriyle uyumu ve özne türü ile bütçenin yöntem tercihine etkisi üzerine yapılacak çalışmalar, bu karşılaştırmaların hangi koşullarda geçerli olduğunu netleştirebilir.

Kaynakça/References

Carlini, N., Hayes, J., Nasr, M., Jagielski, M., Sehwag, V., Tramèr, F., Balle, B., Ippolito, D., & Wallace, E. (2023). Extracting training data from diffusion models. In *32nd USENIX Security Symposium* (pp. 5253–5270). USENIX Association. https://www.usenix.org/conference/usenixsecurity23/presentation/carlini

Caron, M., Touvron, H., Misra, I., Jégou, H., Mairal, J., Bojanowski, P., & Joulin, A. (2021). Emerging properties in self-supervised vision transformers. In *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision* (pp. 9630–9640). IEEE. https://doi.org/10.1109/iccv48922.2021.00951

Chen, T., Xu, B., Zhang, C., & Guestrin, C. (2016). *Training deep nets with sublinear memory cost*. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1604.06174

Chong, M. J., & Forsyth, D. (2020). Effectively unbiased FID and Inception Score and where to find them. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 6069–6078). IEEE. https://doi.org/10.1109/cvpr42600.2020.00611

Dettmers, T., Lewis, M., Shleifer, S., & Zettlemoyer, L. (2022). 8-bit optimizers via block-wise quantization. In *International Conference on Learning Representations*. OpenReview.net. https://openreview.net/forum?id=shpkpVXzo3h

Gal, R., Alaluf, Y., Atzmon, Y., Patashnik, O., Bermano, A. H., Chechik, G., & Cohen-Or, D. (2023). An image is worth one word: Personalizing text-to-image generation using textual inversion. In *International Conference on Learning Representations*. OpenReview.net. https://openreview.net/forum?id=NAQvF08TcyG

Gebru, T., Morgenstern, J., Vecchione, B., Vaughan, J. W., Wallach, H., Daumé, H., III, & Crawford, K. (2021). Datasheets for datasets. *Communications of the ACM, 64*(12), 86–92. https://doi.org/10.1145/3458723

Ghosh, D., Hajishirzi, H., & Schmidt, L. (2023). GenEval: An object-focused framework for evaluating text-to-image alignment. *Advances in Neural Information Processing Systems, 36*, 52132–52152. https://doi.org/10.52202/075280-2270

Hessel, J., Holtzman, A., Forbes, M., Le Bras, R., & Choi, Y. (2021). CLIPScore: A reference-free evaluation metric for image captioning. In M.-F. Moens, X. Huang, L. Specia, & S. W.-t. Yih (Eds.), *Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing* (pp. 7514–7528). Association for Computational Linguistics. https://doi.org/10.18653/v1/2021.emnlp-main.595

Heusel, M., Ramsauer, H., Unterthiner, T., Nessler, B., & Hochreiter, S. (2017). GANs trained by a two time-scale update rule converge to a local Nash equilibrium. *Advances in Neural Information Processing Systems, 30*, 6626–6637. https://proceedings.neurips.cc/paper/2017/hash/8a1d694707eb0fefe65871369074926d-Abstract.html

Ho, J., Jain, A., & Abbeel, P. (2020). Denoising diffusion probabilistic models. *Advances in Neural Information Processing Systems, 33*, 6840–6851. https://proceedings.neurips.cc/paper/2020/hash/4c5bcfec8584af0d967f1ab10179ca4b-Abstract.html

Ho, J., & Salimans, T. (2022). *Classifier-free diffusion guidance*. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2207.12598

Hu, E. J., Shen, Y., Wallis, P., Allen-Zhu, Z., Li, Y., Wang, S., Wang, L., & Chen, W. (2022). LoRA: Low-rank adaptation of large language models. In *International Conference on Learning Representations*. OpenReview.net. https://openreview.net/forum?id=nZeVKeeFYf9

Kynkäänniemi, T., Karras, T., Laine, S., Lehtinen, J., & Aila, T. (2019). Improved precision and recall metric for assessing generative models. *Advances in Neural Information Processing Systems, 32*, 3927–3936. https://proceedings.neurips.cc/paper/2019/hash/0234c510bc6d908b28c70ff313743079-Abstract.html

Mitchell, M., Wu, S., Zaldivar, A., Barnes, P., Vasserman, L., Hutchinson, B., Spitzer, E., Raji, I. D., & Gebru, T. (2019). Model cards for model reporting. In *Proceedings of the Conference on Fairness, Accountability, and Transparency* (pp. 220–229). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3287560.3287596

Pineau, J., Vincent-Lamarre, P., Sinha, K., Larivière, V., Beygelzimer, A., d'Alché-Buc, F., Fox, E., & Larochelle, H. (2021). Improving reproducibility in machine learning research (a report from the NeurIPS 2019 reproducibility program). *Journal of Machine Learning Research, 22*(164), 1–20. https://jmlr.org/papers/v22/20-303.html

Podell, D., English, Z., Lacey, K., Blattmann, A., Dockhorn, T., Müller, J., Penna, J., & Rombach, R. (2024). SDXL: Improving latent diffusion models for high-resolution image synthesis. In *International Conference on Learning Representations*. OpenReview.net. https://openreview.net/forum?id=di52zR8xgf

PyTorch contributors. (2026, May 14). *Reproducibility*. PyTorch 2.14 documentation. https://docs.pytorch.org/docs/2.14/notes/randomness.html

Radford, A., Kim, J. W., Hallacy, C., Ramesh, A., Goh, G., Agarwal, S., Sastry, G., Askell, A., Mishkin, P., Clark, J., Krueger, G., & Sutskever, I. (2021). Learning transferable visual models from natural language supervision. In M. Meila & T. Zhang (Eds.), *Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning* (Vol. 139, pp. 8748–8763). PMLR. https://proceedings.mlr.press/v139/radford21a.html

Rombach, R., Blattmann, A., Lorenz, D., Esser, P., & Ommer, B. (2022). High-resolution image synthesis with latent diffusion models. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 10674–10685). IEEE. https://doi.org/10.1109/cvpr52688.2022.01042

Ruiz, N., Li, Y., Jampani, V., Pritch, Y., Rubinstein, M., & Aberman, K. (2023). DreamBooth: Fine tuning text-to-image diffusion models for subject-driven generation. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 22500–22510). IEEE. https://doi.org/10.1109/cvpr52729.2023.02155

Somepalli, G., Singla, V., Goldblum, M., Geiping, J., & Goldstein, T. (2023). Diffusion art or digital forgery? Investigating data replication in diffusion models. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 6048–6058). IEEE. https://doi.org/10.1109/cvpr52729.2023.00586

Song, J., Meng, C., & Ermon, S. (2021). Denoising diffusion implicit models. In *International Conference on Learning Representations*. OpenReview.net. https://openreview.net/forum?id=St1giarCHLP

Ye, H., Zhang, J., Liu, S., Han, X., & Yang, W. (2023). *IP-Adapter: Text compatible image prompt adapter for text-to-image diffusion models*. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2308.06721

Zhang, L., Rao, A., & Agrawala, M. (2023). Adding conditional control to text-to-image diffusion models. In *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision* (pp. 3813–3824). IEEE. https://doi.org/10.1109/iccv51070.2023.00355

Zhang, R., Isola, P., Efros, A. A., Shechtman, E., & Wang, O. (2018). The unreasonable effectiveness of deep features as a perceptual metric. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 586–595). IEEE. https://doi.org/10.1109/cvpr.2018.00068

BÖLÜM 14

DERİN ÖĞRENME TABANLI MİMARİ YAKLAŞIMLAR

ÜMRAN ŞEKER ERTUĞRUL[1]

Giriş

Günümüzde yapay zeka teknolojilerindeki hızlı gelişmeler, insan benzeri düşünme, öğrenme ve karar verme yeteneklerine sahip sistemlerin birçok uygulama alanında ön plana çıkmasını sağlamıştır. Yapay zeka; makine öğrenmesi, derin öğrenme, doğal dil işleme, bilgisayarlı görü, uzman sistemler, robotik ve pekiştirmeli öğrenme gibi birçok alt disiplinden oluşmaktadır. Bu alt dallar, insan zekasına özgü farklı bilişsel yeteneklerin bilgisayar sistemleri tarafından gerçekleştirilebilmesini amaçlamaktadır. Yapay zekanın önemli alt dallarından birisi olan derin öğrenme, çok katmanlı yapay sinir ağları (YSA) kullanarak verilerden karmaşık örüntüleri öğrenebilen bir makine öğrenmesi yaklaşımıdır (Doğan & Türkoğlu, 2019). Son zamanlarda, derin öğrenmenin birçok alanda yaygın olarak kullanılmasının temel nedenleri arasında veri miktarının artması, model mimarilerinin gelişmesi ve hesaplama

[1] Dr. Öğr. Üyesi, Yozgat Bozok Üniversitesi, Mühendislik Mimarlık Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Orcid: 0000-0002-7142-8448

donanımlarının güçlenmesi yer almaktadır. Bu bölümde de yaygın olarak kullanılan derin öğrenme mimarileri anlatılmıştır.

Derin Öğrenme Mimarileri

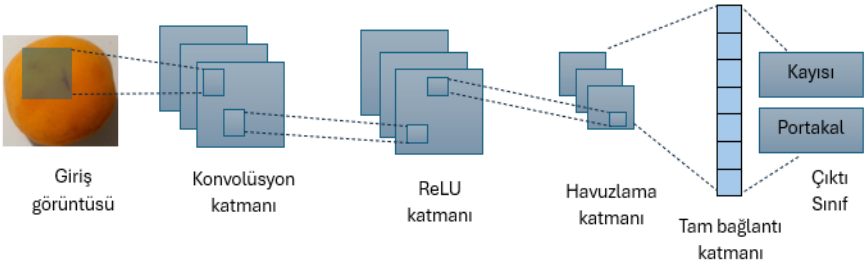
Evrişimli Sinir Ağı (Convolutional Neural Network, CNN)

Görüntü tanıma ve sınıflandırma uygulamalarında en yaygın kullanılan mimarilerden bir tanesidir. 2012 yılında ImageNet yarışmasında elde ettiği yüksek performans sayesinde derin öğrenme mimarilerinin başarısını kanıtlamıştır. Geleneksel makine öğrenmesi yöntemlerinden farklı olarak probleme dayalı olup, eğitim sürecinde otomatik oluşan derin öznitelikleri kullanır. Karmaşık görüntü sınıflandırma uygulamalarında oldukça başarılıdır. İçeriği etkili olarak öğrenmek için eğitim kümesinde çok fazla veri ister. Bu sebeple, küçük boyutlu veri setlerinde başarı oranı düşüktür.

Bu mimaride nöronlar, kendisinden önceki katmanda bulunan tüm nöronlara bağlıdır. CNN mimarisinde, evrişim katmanından başlayarak derin öznitelikler oluşur. Oluşan bu öznitelikler, ağ mimarisinin son katmanında bulunan yumuşatma sınıflandırıcısı ile sınıflandırılır ve oluşan hata oranına göre parametreler güncellenir. Yüksek ya da az sayıda evrişim katmanı ve filtre kullanmak yerine yeterli miktarda kullanmak önemlidir. Katmanların boyutunu daha da azaltmak için, her evrişim katmanından sonra havuzlama katmanı özellikle de maksimum havuzlama katmanı kullanılır. Bir CNN mimarisinin yapısına bağlı olarak, birden fazla ardışık şekilde konvolüsyon ve havuzlama katmanı kullanılabilir. Konvolüsyon çıktısını tam bağlı katmana uygun hale dönüştürmek için veri tek boyuta düşürülebilir. CNN mimarisinde birkaç evrişim katmanı kullanılır ise bu duruma bağlı olarak çıkarılan özellikler, artan derinlik ile daha soyut hale gelir. CNN mimarisinde, eğitim için seçilen adım sayısının az olması durumunda ağ mimarisi yetersiz eğitilirken, çok olması durumunda

zaman ve kaynak tüketimine sebep olur (Azam et al., 2022). Şekil 1'de CNN mimarisinin yapısı gösterilmiştir (Alzubaidi et al., 2021).

Şekil 1 CNN mimarisi

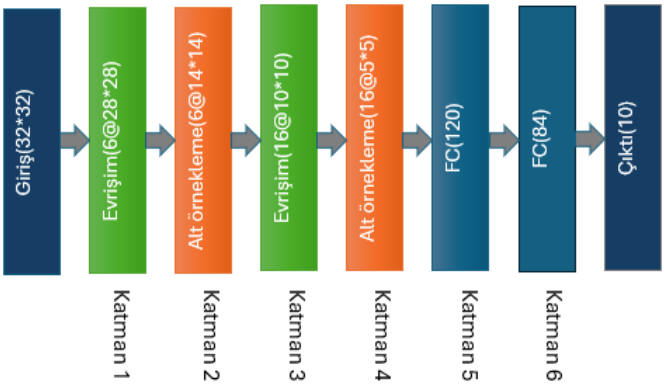


CNN, derin öğrenme uygulamalarında temel mimarilerden birisidir. Bu mimariden sonra geliştirilen mimarilerin büyük bir bölümü CNN'in temel yapısını baza alıp eksik olduğu alanlarda iyileştirme yapmak amacıyla geliştirilmiştir.

LeNet Mimarisi

1994 yılında Yann LeCun tarafından önerilmiştir. El yazısı karakterlerinin tanınması ve sınıflandırılmasında %98 başarı göstermiştir. İlk başarılı CNN mimarisidir. Beş katmanlı bir ağa (Shao et al., 2020) ve simetrik bir yapıya sahiptir (Ting et al., 2019). Farklı evrişim çekirdeği ile orijinal veriyi dönüştürür. Genellikle, gradyan temelli öğrenme odaklı kullanılır (Cui et al., 2021). LeNet mimarisinde, ağın derinliği arttıkça ağın eğitim zorluğu da artar. Şekil 2'de LeNet mimarisinin yapısı gösterilmiştir.

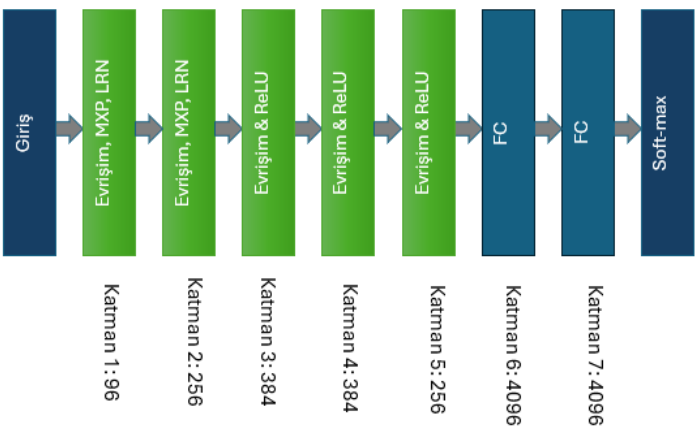
Şekil 2 LeNet mimarisinin yapısı



AlexNet Mimarisi

AlexNet görüntü işleme de performans açısından önceki yöntemlere göre daha başarılıdır. 60 milyon parametre ve 650 bin nöron olmak üzere büyük bir ağ yapısına sahiptir. Parametreleri eğitme işlemi için Alex Krizhevsky bazı iyileştirmeler yapmıştır. İlk iyileştirme aktivasyon işlemi ile ilgilidir. Aktivasyon işleminde, doğrusal olmamayı sağlamak için sinir ağlarında kullanmıştır (Lu et al., 2019). Şekil 3'te AlexNet mimarisinin yapısı gösterilmiştir.

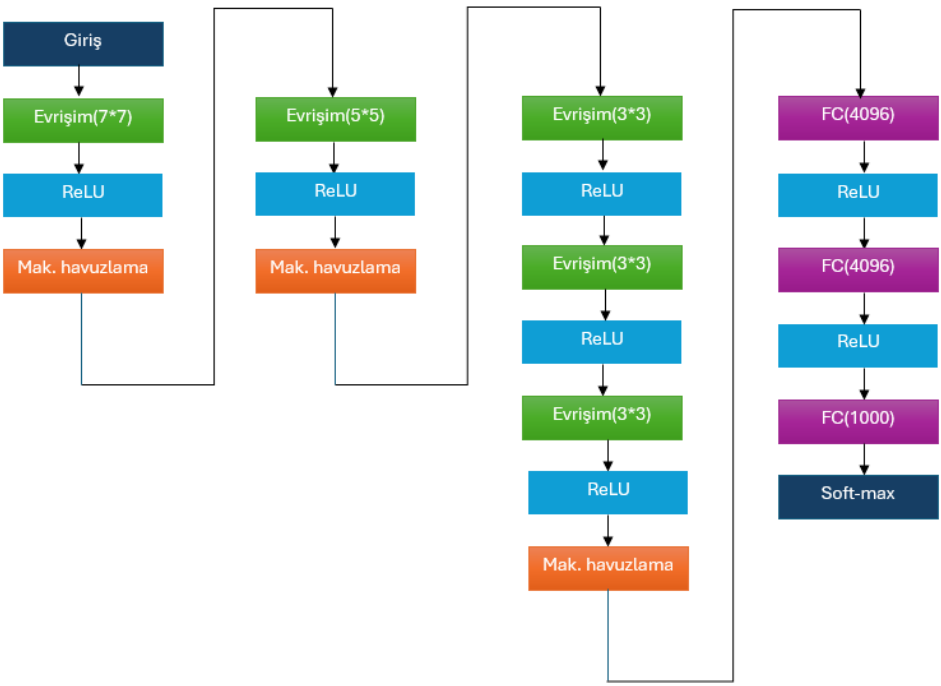
Şekil 3 AlexNet mimarisinin yapısı



ZFNet Mimarisi

CNN mimarisini geliştirmek ve karışık modeller için performansı iyileştirmek amacıyla ortaya çıkmıştır. Bu mimaride, CNN mimarisinin neden bu kadar iyi çalıştığı ve CNN mimarisinin nasıl geliştirilebileceğine dair net bir algı olmadığı ortaya konulmuştur (Anggiratih & Putra, 2019). ZFNet mimarisi, AlexNet'e benzer bir mimaridir. AlexNet mimarisi ile arasındaki tek fark filtre boyutu ve ilk evrişim katmanıdır. ZFNet mimarisinde, ilk evrişim katmanının filtre boyutu 7*7'dir. Bu mimarinin diğer parametreleri AlexNet ile aynıdır. Şekil 4'te ZFNet mimarisinin yapısı gösterilmiştir.

Şekil 4 ZFNet mimarisinin yapısı

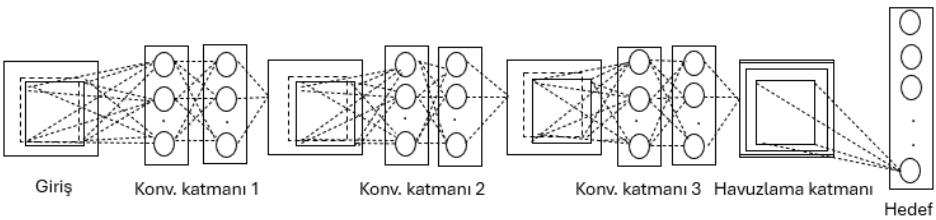


Kaynak: (Wani et al., 2020)

Network in Network (NiN) Mimarisi

Tam bağlı evrişim katmanına sahip ağlarda, basit doğrusal aktivasyon fonksiyonlarının yerine önerilmiştir (Agostinelli et al., 2014). Kıvrımlar kullanarak ağ derinliğinin artmasını sağlar. Gizli kavramların dağılımları hakkında herhangi bir ön bilgi verilmediği için evrensel bir fonksiyon kullanılması düşünülür. Radyal tabanlı ağ ve çok tabanlı algılayıcı ağ iki evrensel fonksiyonudur (Lin et al., 2013). Bilgisayarlı görme alanında büyük başarı elde etmiştir (Zhang et al., 2017). Şekil 5'te NiN mimarisinin yapısı gösterilmiştir.

Şekil 5 NiN mimarisinin yapısı

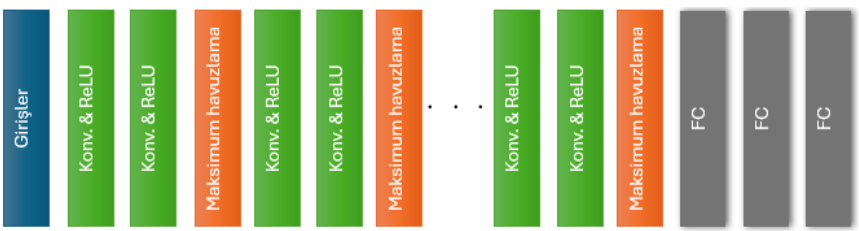


Kaynak: (Chen et al., 2016)

VGGNet Mimarisi

Orijinal nesne tanıma için tasarlanmış bir mimaridir (Evangelou et al., 2021). Bu mimaride, tam bağlı katmanların konfigürasyonları AlexNet ile aynıdır. Şekil 6'da VGGNet mimarisinin yapısı gösterilmiştir.

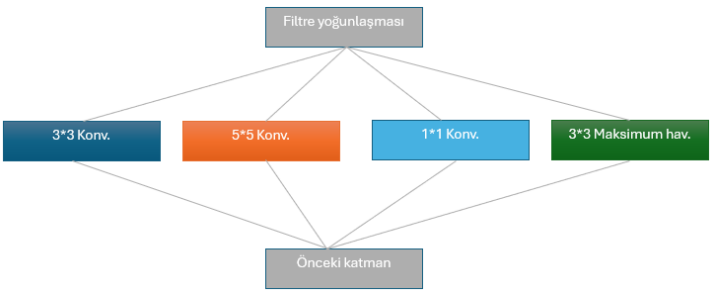
Şekil 6 VGGNet mimarisi



GoogLeNet Mimarisi

Dokuz tane başlangıç katmanı ve tam bağlı bir katman içermek üzere toplam 22 katmandan oluşur. Başlangıç katmanında çoklu evrişim filtreleri vardır (Hizukuri et al., 2021). Karmaşık bir mimariye sahiptir. Bellek ve güç açısından kullanımı yüksektir. Eklenen her yeni katman ve her filtre, bellek için maliyeti artırır. Maliyeti azaltmak için paralel olarak birbirine bağlanmış modüller kullanılır. Şekil 7'de GoogLeNet mimarisinin başlangıç katmanının nasıl oluşturulduğu gösterilmiştir.

Şekil 7 GoogLeNet başlangıç katmanı: saf sürüm



U-Net Mimarisi

U-Net, daralan yol (kodlayıcı) ve genişleyen yol (kod çözücü) bölümlerinden oluşan, özellik çıkarımı ile hassas konum bilgisini birleştiren tamamen evrişimli bir segmentasyon mimarisidir. Bir köprü ile birleştirilmiş, U şeklinde, dört kodlayıcı ve kod çözücü ünitesinden oluşur. Kodlayıcı kısmı, özellik haritalarının uzamsal çözünürlüğünü azaltırken derinliklerini artırır. Bu mimaride daraltma yolunun amacı, giriş görüntüsünden yüksek seviyeli anlamsal özellikleri çıkararak yoğunlaştırılmış bir özellik temsili üretmektir. Bu temsil daha sonra kod çözücü tarafından bir segmentasyon maskesi oluşturmak amacıyla kullanılır. Kodlayıcı genellikle, giriş görüntüsünü örnekleyen ve farklı ölçeklerde özellikleri geri alan birden fazla evrişimsel ve havuzlama katmanından oluşur. Kod çözücü, örneklemeyi artırma, birleştirme

ve evrişim katmanlarını içerir. Bu mimaride kodlayıcı ağ, bir dizi kodlayıcı bloğu aracılığıyla, özellik çıkarıcı işlevini yerine getirmek için orijinal görüntünün soyut bir temsilini öğrenir. Ağda, doğrusal olmayanlığı artırmak ve eğitim kümesinin daha iyi genelleştirilmesini sağlamak amacıyla ReLU aktivasyon fonksiyonu kullanılır (Sharen et al., 2024). U-Net modelinde ardışık evrişim işlemleri, ağın alıcı alanının kademeli olarak genişlemesini sağlar. Bu sayede ağ, derin katmanlarda sığ katmanlara göre daha geniş bağlamsal bilgileri ve daha üst düzey anlamsal özellikleri öğrenebilmektedir (Azad et al., 2024). Az miktarda eğitim verisiyle başarılı sonuçlar verebilmesi ve hesaplama açısından verimli olması en önemli avantajları arasında yer almaktadır.

Artık Ağ (Residual Network, ResNet)

ResNet, derin sinir ağlarında görülen kaybolan gradyan problemini azaltmak amacıyla artık öğrenme yaklaşımını kullanan ve böylece daha derin ağların etkin şekilde eğitilmesini sağlayan bir mimaridir (Topçu & Güneş, 2024). ResNet mimarisinde, geleneksel yapılardan farklı olarak giriş bilgisi artık bağlantılar aracılığıyla daha ileri katmanlara doğrudan iletilir. Bu yapı, öğrenme sürecini kolaylaştırarak derin ağların daha etkili şekilde optimize edilmesini sağlar. ResNet'in en önemli özelliklerinden birisi de ağın derinleşmesine rağmen öğrenme sürecinin etkinliğini sürdürebilmesidir (Gunde & Işık, 2026).

NiftyNet Mimarisi

Tıbbi görüntülerin ideolojik farklılıklarını ortaya çıkarmak için mevcut derin öğrenme yapısını güçlendirerek engelleri azaltmayı amaçlar. Çözümlerin geliştirilmesini hızlandırıp, basitleştirerek ortak bir mekanizma oluşturmayı hedefler. Segmentasyon, regresyon, görüntü oluşturma ve temsili öğrenme sağlar. 2B ve 3B görüntüler üzerinde donanımı güçlü bir şekilde yürütmek için tensorflow üzerine inşa edilmiştir. NiftyNet, üst düzey

bir derinlik sağlar (Gibson et al., 2018). Çünkü derin öğrenme tabanlı sistemler, esnek olmasına rağmen medikal görüntü analizinde işlevsellik sağlamak için ek çaba gerektirir (Prasad et al., 2021). Çözümleri hızlandırır ve basitleştirir (Bhardwaj et al.). 3B veriler için özelleştirilebilir veri işleme tekniğidir (Tappeiner et al., 2019). Bu mimaride GPU, bellek sınırlaması olan yüksek boyutlu verilere karşı girdi verilerinden pencereleri çıkarmak amacıyla farklı örnekleme yöntemlerini tercih eder (Edwards et al., 2021). Optimize edilmiş bileşenlerle öğrenme hattı oluşturur.

SegNet Mimarisi

Dengesiz veri kümesi içeren görüntülerde kullanılır. Kodlayıcı ve kod çözücü katmanları içerir (Simonyan & Zisserman, 2014). Kodlayıcı katmanı; VGG16 mimarisinin evrişim katmanının aynısı olup, kod çözücüye karşılık, maksimum havuzlama indeksi kullanarak segmentasyon maskesi oluşturur (Badrinarayanan et al., 2017). Piksel düzeyinde sınıflandırma yapar (Kendall et al., 2015).

MobileNetV2 Mimarisi

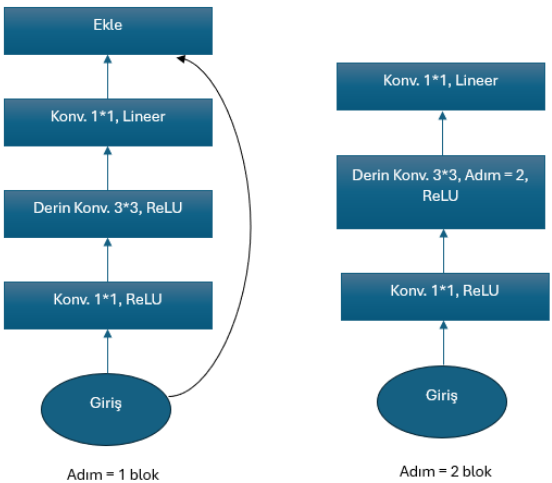
2018 yılında Sandler ve arkadaşları tarafından mobil cihazlar veya düşük maliyetli cihazlarda kullanılmak üzere geliştirilmiştir. Ağın maliyetini ve boyutunu azaltan hafif evrişimli CNN mimarisidir (Shivaprasad et al., 2021). Önceden eğitilmiş bir derin öğrenme modelidir. Mobil cihazlar için derin ağ işleme ve sınıflandırma konusunda kullanım kolaylığı sağlamıştır. MobileNetV2 modeli ile segmentasyon, sınıflandırma ve nesne tanıma işlemleri yapılabilir.

Bir dizi ters çevrilmiş artık blok içerir. Tersine Çevrilmiş Artık Modül (Inverted Residual Module, IRM) ve Derinlemesine Ayrılabilir Evrişim (Deep Separable Convolution, DSC) olmak üzere iki temel parametreden oluşur (Poyraz et al., 2022). Geleneksel evrişimi, iki işlemle değiştirir. İlk işlem harita bazında bir özellik olup, her özellik haritasına ayrı bir evrişim uygular. Ortaya çıkan bu

özellikle haritalar birlikte istiflenerek noktasal olan ikinci işlem tarafından işlenir. Noktasal evrişim 1×1 çekirdeğe sahip olarak özelliğin tümüne uygulanır.

Hızlı olmakla birlikte diğer modellere kıyasla daha düşük hesaplama maliyetine sahiptir (Beaulah et al., 2021). Az bellek tükettiği için verimliliği yüksektir (Hamid et al., 2022). Modelde bulunan bloklar; genişleme ve derinlik açısından evrişim ve izdüşüm bölümlerini içerir (Arfan et al., 2021). Parametre ayarlaması çok kolaydır (Buiu et al., 2020). Yakınsaması hızlıdır (Amiruddin & Kadir, 2020). Şekil 8'de MobileNetV2 mimarisi gösterilmiştir (Sandler et al., 2018).

Şekil 8 MobileNetV2 mimarisi



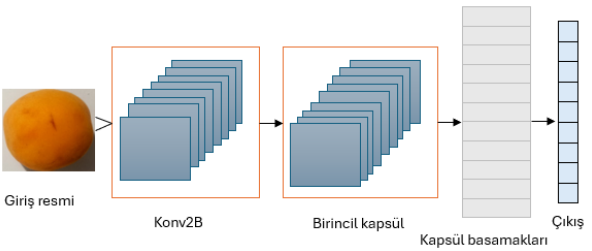
CapsNet Mimarisi

CNN mimarileri derin öğrenmede başarılı olmasına rağmen havuzlama süreçlerinde bilgi kaybına yol açmıştır. Bu sebeple, Kapsül Sinir Ağı (Capsule Neural Network, CapsNet) algoritması geliştirilmiştir. CapsNet algoritmasında, bir grup nörondan oluşan kapsül katmanları aracılığıyla bilgi kaybı önlenerek daha iyi özellik çıkarımı ve öğrenme elde edilebilir. Bu mimaride görüntü, boyut gibi

bir varlık türünün çeşitli özelliklerini temsil edebilen nöronlardan oluşan ve vektör içeren bir kapsüldür. CapsNet mimarisinde kapsül, depolayan ve çıktı veren nöron grubudur. Her kapsül, tek bir bileşenin belirlenmesinden sorumludur. CapsNet mimarisinde daha düşük seviyede bulunan kapsüller, yüksek seviyede bulunan kapsüllerin sonucunu tahmin eder (Zhang et al., 2019). Kapsüller içerisinde, en alt katman konvolüsyonel veya birincil kapsül olarak ifade edilir (Goceri, 2020; Mobiny & Van Nguyen, 2018).

CapsNet mimarisi, 3B uzay anlayışına sahiptir (Chao et al., 2019). CNN mimarisinde; ReLU, sigmoid gibi aktivasyon fonksiyonları kullanılırken CapsNet mimarisinde ezme adı verilen Squash aktivasyon fonksiyonu kullanılır (Toraman et al., 2020). CapsNet, CNN tabanlı mimarilerden daha iyidir fakat ekstra işlem gücü gerektirir. Mimarinin yapısı Şekil 9'da gösterilmiştir (Kose & Alzubi, 2021).

Şekil 9 CapsNet mimarisinin yapısı

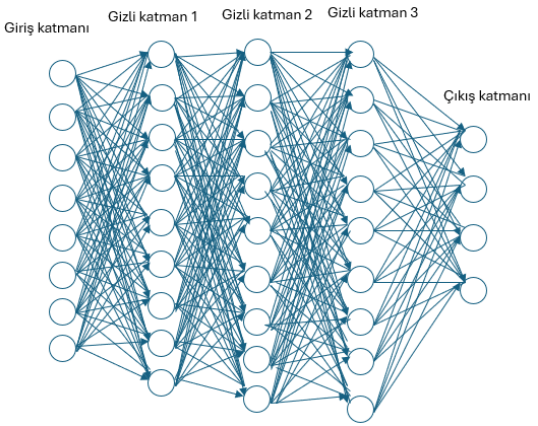


Derin Sinir Ağı (Deep Neural Network, DNN)

İkiden fazla katman yapısına sahip olan sinir ağıdır. CNN mimarisinden farkı, ilk katmandan sonraki havuzlama katmanı geçildikten sonra gizli katman sayısının bir azaltılarak döngüye alınmasıdır. Gizli katman işlemini tamamladıktan sonra, düzleme işlemi yapılarak CNN mimarisine göre daha fazla katmanlı bir model oluşturulur. Bu mimarinin diğer derin öğrenme mimarilerinden tek farklı gizli katman sayısının fazla olmasıdır. Veri akışı giriş katmanından çıkış katmanına doğru ilerleyen ve döngü

içermeyen ileri beslemeli bir sinir ağı yapısına sahiptir (Dargan et al., 2020). Şekil 10'da DNN mimarisinin yapısı gösterilmiştir.

Şekil 10 DNN mimarisi



Kaynak: (Merenda et al., 2020)

Derin Evrişimsel Sinir Ağı (Deep Convolutional Neural Network, DCNN)

Otomatik bir şekilde saptama yapan bir tür temsili öğrenmedir. Son yıllarda DCNN, yüksek boyutlu verilerde büyük ilgi görmektedir. Dosyalanmış alanın geliştirilmesi, nesne tanıma, yüz tanıma, görüntü restorasyonu gibi çalışmalarda yaygın olarak kullanılmaktadır (Zhang et al., 2018).

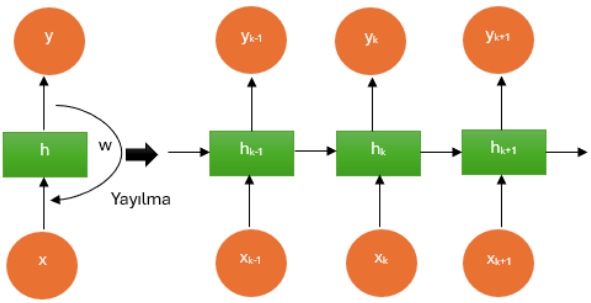
Tekrarlayan Sinir Ağı (Recurrent Neural Network, RNN)

RNN, birimler arasında bağlantıların ağ oluşturduğu YSA sınıfıdır. Zaman serisi içeren verilerde güçlü model oluşturur. YSA, tüm giriş ve çıkış değerlerini birbirinden bağımsız kabul ederken RNN mimarisinde, girişteki her değer bir önceki elemanın çıktı değerine bağımlıdır. Ağlar, kendini tekrarlayan döngülere sahiptir. Gizli nöronlar da önceki giriş bilgilerinin bir süre saklanmasına izin verir. RNN mimarilerinin amacı; ağırlık değerlerini güncelleyerek optimize edilmiş bir çıktı oluşturmaktır. Böylece hata oranının

minimize edilmesi sağlanır. Bu ağlarda farklı optimizasyon parametreleri kullanılır (Akdeniz & Becerikli, 2019).

RNN, o ana kadar hesaplanan veriler hakkında bilgi toplayan bir belleğe sahiptir (Pang et al., 2020). Gizli katman düğümlerini periyodik bir şekilde bağlayan ve seri hale getirilen verilerde dinamik bilgileri yakalayabilir. Ağırlıkları güncellemek için hatalar geriye döndürülür (Apaydin et al., 2020). Elman veya Jordan gibi ağ yapılarını kullanır (Wang et al., 2020). Geri yayılım sürecinde gradyan kaybolma problemi yaşar (Liu et al., 2021). RNN mimarisinin yapısı Şekil 11'de gösterilmiştir.

Şekil 11 RNN mimarisinin yapısı



Kaynak: (Yang et al., 2019)

Sonuç

Dünyada her geçen gün veri boyutları büyük oranda artmaktadır. Bu artışla birlikte otomatik analiz uygulamalarına ihtiyaç duyulmaktadır. Yapay zeka temelli yöntemlerden makine öğrenmesi algoritmaları büyük veri setlerinde ölçekleme ve hesaplama maliyeti açısından zorlanabilmektedir. Derin öğrenme mimarileri büyük veri setlerindeki karmaşık örüntüleri katmanlı yapıları sayesinde otomatik olarak öğrenerek yüksek doğruluklu tahminler yapabilir. Bu nedenle farklı derin öğrenme mimarileri geliştirilmiş olup, bu bölümde en yaygın kullanılan mimariler kısaca anlatılmıştır.

Kaynakça

Agostinelli, F., Hoffman, M., Sadowski, P., & Baldi, P. (2014). Learning activation functions to improve deep neural networks. *ArXiv Preprint ArXiv:1412.6830*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1412.6830

Akdeniz, F., & Becerikli, Y. (2019). Performance comparison of support vector machine, k-nearest-neighbor, artificial neural networks, and recurrent neural networks in gender recognition from voice signals. 2019 3rd International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT).

Alzubaidi, L., Zhang, J., Humaidi, A. J., Al-Dujaili, A., Duan, Y., Al-Shamma, O., . . . Farhan, L. (2021). Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. *Journal of Big Data*, *8*(1), 53. https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8

Amiruddin, B. P., & Kadir, R. E. A. (2020). CNN architectures performance evaluation for image classification of mosquito in indonesia. 2020 International Seminar on Intelligent Technology and Its Applications (ISITIA).

Anggiratih, E., & Putra, A. E. (2019). Ship identification on satellite image using convolutional neural network and random forest. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, *13*(2), 117. https://doi.org/10.22146/ijccs.37461

Apaydin, H., Feizi, H., Sattari, M. T., Colak, M. S., Shamshirband, S., & Chau, K.-W. (2020). Comparative analysis of recurrent neural network architectures for reservoir inflow forecasting. *Water*, *12*(5), 1500. https://doi.org/10.3390/w12051500

Arfan, T. H., Hayaty, M., & Hadinegoro, A. (2021). Classification of brain tumours types based on MRI images using mobilenet. 2021

2nd International Conference on Innovative and Creative Information Technology (ICITech).

Azad, R., Aghdam, E. K., Rauland, A., Jia, Y., Avval, A. H., Bozorgpour, A., . . . Merhof, D. (2024). Medical image segmentation review: The success of u-net. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *46*(12), 10076-10095. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2024.3435571

Azam, K. S. F., Ryabchykov, O., & Bocklitz, T. (2022). A review on data fusion of multidimensional medical and biomedical data. *Molecules*, *27*(21), 7448. https://doi.org/10.3390/molecules27217448

Badrinarayanan, V., Kendall, A., & Cipolla, R. (2017). Segnet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *39*(12), 2481-2495. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2644615

Beaulah, V. M. R., Brinda, U., Adithya, R., & Akshey, S. (2021). Online aid for detecting brain tumor and tuberculosis using deep learning. 2021 International Conference on Forensics, Analytics, Big Data, Security (FABS).

Bhardwaj, M., Kushwah, V. S., & Neogi, S. G. A review on medical image analysis using deep learning.

Buiu, C., Dănăilă, V.-R., & Răduţă, C. N. (2020). MobileNetV2 ensemble for cervical precancerous lesions classification. *Processes*, *8*(5), 595. https://doi.org/10.3390/pr8050595

Chao, H., Dong, L., Liu, Y., & Lu, B. (2019). Emotion recognition from multiband EEG signals using CapsNet. *Sensors*, *19*(9), 2212. https://doi.org/10.3390/s19092212

Chen, Y., Yang, X., Zhong, B., Zhang, H., & Lin, C. (2016). Network in network based weakly supervised learning for visual tracking. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, *37*, 3-13. https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2015.10.004

Cui, W., Lu, Q., Qureshi, A. M., Li, W., & Wu, K. (2021). An adaptive LeNet-5 model for anomaly detection. *Information Security Journal: A Global Perspective*, *30*(1), 19-29. https://doi.org/10.1080/19393555.2020.1797248

Dargan, S., Kumar, M., Ayyagari, M. R., & Kumar, G. (2020). A survey of deep learning and its applications: a new paradigm to machine learning. *Archives of Computational Methods in Engineering*, *27*(4), 1071-1092. https://doi.org/10.1007/s11831-019-09344-w

Doğan, F., & Türkoğlu, İ. (2019). Derin öğrenme modelleri ve uygulama alanlarına ilişkin bir derleme. *Dicle Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Mühendislik Dergisi*, *10*(2), 409-445. https://doi.org/10.24012/dumf.411130

Edwards, C. A., Goyal, A., Rusheen, A. E., Kouzani, A. Z., & Lee, K. H. (2021). Deepnavnet: Automated landmark localization for neuronavigation. *Frontiers in Neuroscience*, *15*, 670287. https://doi.org/10.3389/fnins.2021.670287

Evangelou, I., Savelonas, M., & Papaioannou, G. (2021). PU learning-based recognition of structural elements in architectural floor plans. *Multimedia Tools and Applications*, *80*(9), 13235-13252. https://doi.org/10.1007/s11042-020-10295-9

Gibson, E., Li, W., Sudre, C., Fidon, L., Shakir, D. I., Wang, G., . . . Hu, Y. (2018). NiftyNet: a deep-learning platform for medical imaging. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, *158*, 113-122. https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2018.01.025

Goceri, E. (2020). CapsNet topology to classify tumours from brain images and comparative evaluation. *IET Image Processing*, *14*(5), 882-889. https://doi.org/10.1049/iet-ipr.2019.0312

Gunde, M., & Işık, G. (2026). Sınırlı veriyle bitki hastalığı tespiti: MAML++ ve ResNet mimarileri ile etkin bir meta-öğrenme yaklaşımı. *Journal of the Institute of Science and Technology*, *16*(1), 1-13. https://doi.org/10.21597/jist.1779163

Hamid, Y., Wani, S., Soomro, A. B., Alwan, A. A., & Gulzar, Y. (2022). Smart seed classification system based on MobileNetV2 architecture. 2022 2nd International Conference on Computing and Information Technology (ICCIT).

Hizukuri, A., Nakayama, R., Nara, M., Suzuki, M., & Namba, K. (2021). Computer-aided diagnosis scheme for distinguishing between benign and malignant masses on breast DCE-MRI images using deep convolutional neural network with Bayesian optimization. *Journal of Digital Imaging*, *34*(1), 116-123. https://doi.org/10.1007/s10278-020-00394-2

Kendall, A., Badrinarayanan, V., & Cipolla, R. (2015). Bayesian segnet: model uncertainty in deep convolutional encoder-decoder architectures for scene understanding. *ArXiv Preprint ArXiv:1511.02680*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1511.02680

Kose, U., & Alzubi, J. (2021). *Deep learning for cancer diagnosis*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-15-6321-8

Lin, M., Chen, Q., & Yan, S. (2013). Network in network. *ArXiv Preprint ArXiv:1312.4400*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1312.4400

Liu, M.-D., Ding, L., & Bai, Y.-L. (2021). Application of hybrid model based on empirical mode decomposition, novel recurrent neural networks and the ARIMA to wind speed prediction. *Energy*

Conversion and Management, *233*, 113917. https://doi.org/10.1016/j.enconman.2021.113917

Lu, S., Lu, Z., & Zhang, Y.-D. (2019). Pathological brain detection based on AlexNet and transfer learning. *Journal of Computational Science*, *30*, 41-47. https://doi.org/10.1016/j.jocs.2018.11.008

Merenda, M., Porcaro, C., & Iero, D. (2020). Edge machine learning for ai-enabled iot devices: A review. *Sensors*, *20*(9), 2533. https://doi.org/10.3390/s20092533

Mobiny, A., & Van Nguyen, H. (2018). Fast capsnet for lung cancer screening. International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention.

Pang, Z., Niu, F., & O'Neill, Z. (2020). Solar radiation prediction using recurrent neural network and artificial neural network: A case study with comparisons. *Renewable Energy*, *156*, 279-289. https://doi.org/10.1016/j.renene.2020.04.042

Poyraz, A. K., Dogan, S., Akbal, E., & Tuncer, T. (2022). Automated brain disease classification using exemplar deep features. *Biomedical Signal Processing and Control*, *73*, 103448. https://doi.org/10.1016/j.bspc.2021.103448

Prasad, K. L., Rao, M. S., & Mani, G. (2021). Performance analysis of brain tumor detection using deep learning and machine learning models. *Annals of the Romanian Society for Cell Biology*, 18124–18135-18124–18135.

Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., & Chen, L.-C. (2018). Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.

Shao, X., Nie, X., Zhao, X., Zheng, R., & Guo, D. (2020). Gait recognition based on improved LeNet network. 2020 IEEE 4th

Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC).

Sharen, H., Jawahar, M., Anbarasi, L. J., Ravi, V., Alghamdi, N. S., & Suliman, W. (2024). FDUM-Net: An enhanced FPN and U-Net architecture for skin lesion segmentation. *Biomedical Signal Processing and Control*, *91*, 106037. https://doi.org/10.1016/j.bspc.2024.106037

Shivaprasad, S., Sai, M. D., Vignasahithi, U., Keerthi, G., Rishi, S., & Jayanth, P. (2021). Real time CNN based detection of face mask using mobilenetv2 to prevent Covid-19. *Annals of the Romanian Society for Cell Biology*, *25*(6), 12958-12969.

Simonyan, K., & Zisserman, A. (2014). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *ArXiv Preprint ArXiv:1409.1556*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1409.1556

Tappeiner, E., Pröll, S., Hönig, M., Raudaschl, P. F., Zaffino, P., Spadea, M. F., . . . Fritscher, K. (2019). Multi-organ segmentation of the head and neck area: an efficient hierarchical neural networks approach. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, *14*(5), 745-754. https://doi.org/10.1007/s11548-019-01922-4

Ting, H.-C., Fang, H.-L., & Wang, J.-S. (2019). Complexity reduction on HEVC intra mode decision with modified LeNet-5. 2019 IEEE International Conference on Artificial Intelligence Circuits and Systems (AICAS).

Topçu, C., & Güneş, P. (2024). Bitki hastalıklarını tespitte derin öğrenme: ResNet modelinin etkinliği. *Anadolu Bil Meslek Yüksekokulu Dergisi*, *19*(69), 31-65. https://doi.org/10.17932/IAU.ABMYOD.2006.005/abmyod_v19i69002

Toraman, S., Alakus, T. B., & Turkoglu, I. (2020). Convolutional capsnet: A novel artificial neural network approach to detect COVID-19 disease from X-ray images using capsule networks. *Chaos, Solitons & Fractals*, *140*, 110122. https://doi.org/10.1016/j.chaos.2020.110122

Wang, Y., Fang, Z., Wang, M., Peng, L., & Hong, H. (2020). Comparative study of landslide susceptibility mapping with different recurrent neural networks. *Computers & Geosciences*, *138*, 104445. https://doi.org/10.1016/j.cageo.2020.104445

Wani, M. A., Bhat, F. A., Afzal, S., & Khan, A. I. (2020). *Advances in deep learning*. Springer.

Yang, F., Li, W., Li, C., & Miao, Q. (2019). State-of-charge estimation of lithium-ion batteries based on gated recurrent neural network. *Energy*, *175*, 66-75. https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.03.059

Zhang, L., Huang, J., Li, X., & Xiong, L. (2018). Vision-based parking-slot detection: A DCNN-based approach and a large-scale benchmark dataset. *IEEE Transactions on Image Processing*, *27*(11), 5350-5364. https://doi.org/10.1109/TIP.2018.2857407

Zhang, W., Tang, P., & Zhao, L. (2019). Remote sensing image scene classification using CNN-CapsNet. *Remote Sensing*, *11*(5), 494. https://doi.org/10.3390/rs11050494

Zhang, Y., Chan, W., & Jaitly, N. (2017). Very deep convolutional networks for end-to-end speech recognition. 2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP).


BİDGE