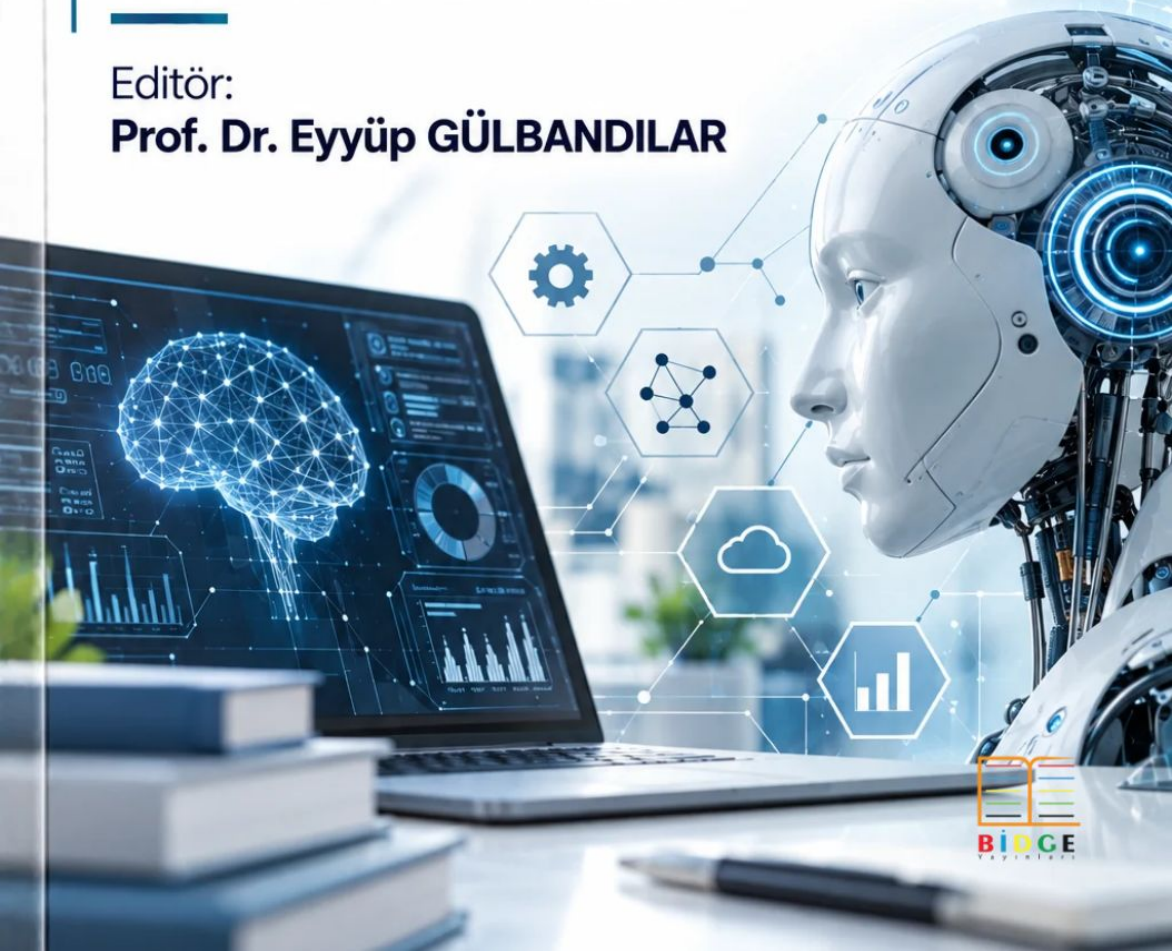
YAPAY ZEKÂDAN AKILLI SİSTEMLERE: HESAPLAMALI YÖNTEMLER VE GÜNCEL UYGULAMALAR

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

DERİN ÖĞRENME TABANLI MİMARİ YAKLAŞIMLAR 1
ÜMRAN ŞEKER ERTUĞRUL

KAOTİK ARAMA YOĞUNLUĞUNUN OPTİMİZASYON ALGORİTMALARI ARASINDA GENELLENEBİLİRLİĞİNİN PEKİŞTİRMELİ ÖĞRENME İLE İNCELENMESİ 21
SEYFULLAH ARSLAN

ANALİTİK YAKLAŞIMLA REGRESYON: KURAMSAL TEMELLER VE BORSA VERİSİ TAHMİNİNDE BİR UYGULAMA 53
FATİH SARIKOÇ

NESNELERİN İNTERNETİNDE SENSÖR TEKNOLOJİLERİ VE UYGULAMALARI 69
ÖZGE TAŞ, RABİA YUMUŞAK

TEKSTİL VE HAZIR GİYİMDE DERİN ÖĞRENME İLE GİYSİ SINIFLANDIRMA VE AÇIKLANABİLİR YAPAY ZEKA 93
İLKER YILDIZ, FİLİZ YILDIZ

OPTİMİZASYON ALGORİTMALARININ ÇOK SEVİYELİ EŞİKLEME TABANLI RENK İNDİRGEME BAŞARILARINA ETKİSİ 132
TOLGA TUNÇEL, MÜRSEL OZAN İNCETAŞ

GÖRÜNTÜ İŞLEMEDE YEREL İKİLİ ÖRÜNTÜLER: TEMEL YAKLAŞIMLAR, VARYANTLAR VE GÜNCEL EĞİLİMLER 162
ÖZGÜR AYDIN

HESAPLAMALI YÖNTEMLER VE OTOMATİK SİBER ZORBALIK TESPİTİ 194

İÇİNDEKİLER

ARZUM KARATAŞ

BÖLÜM 1

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

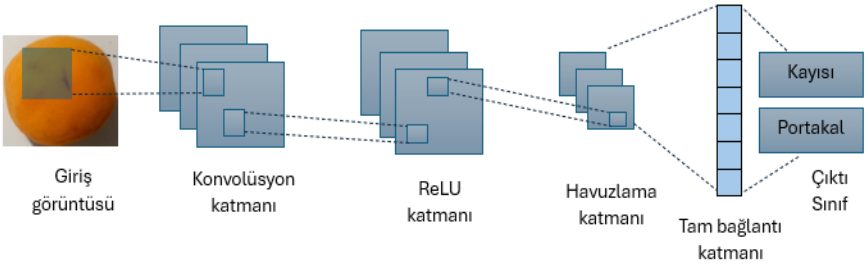
Evrişimli Sinir Ağı (Convolutional Neural Network, CNN)

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

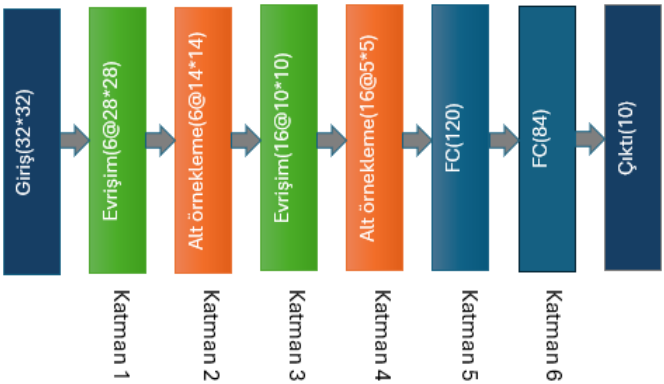


CNN, derin öğrenme uygulamalarında temel mimarilerden birisidir. Bu mimariden sonra geliştirilen mimarilerin büyük bir bölümü CNN'in temel yapısını baza alıp eksik olduğu alanlarda iyileştirme yapmak amacıyla geliştirilmiştir.

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.

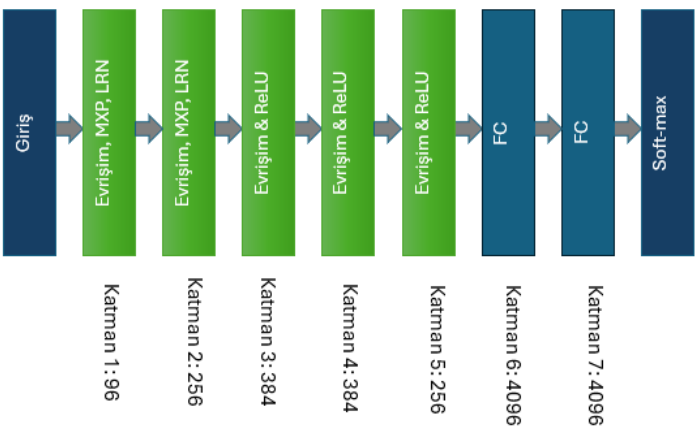
Şekil 2 LeNet mimarisinin yapısı



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.

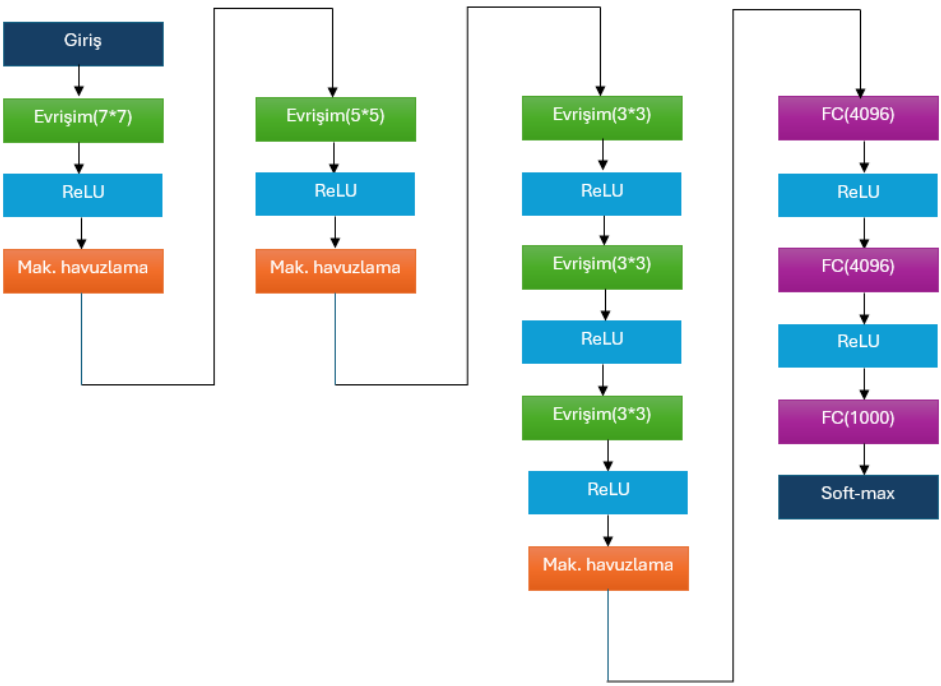
Şekil 3 AlexNet mimarisinin yapısı



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

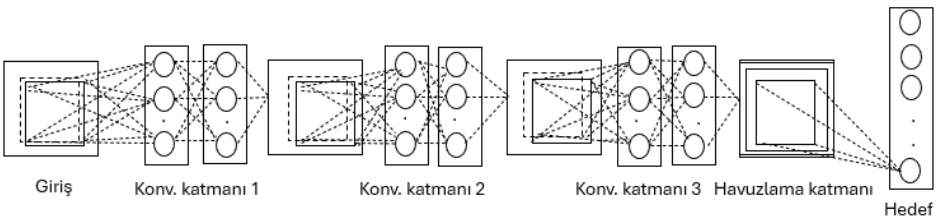


Kaynak: (Wani et al., 2020)

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

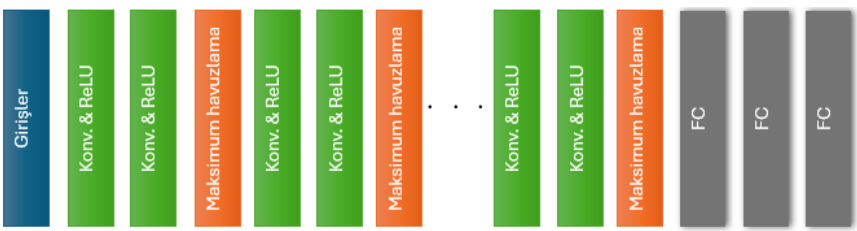


Kaynak: (Chen et al., 2016)

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.

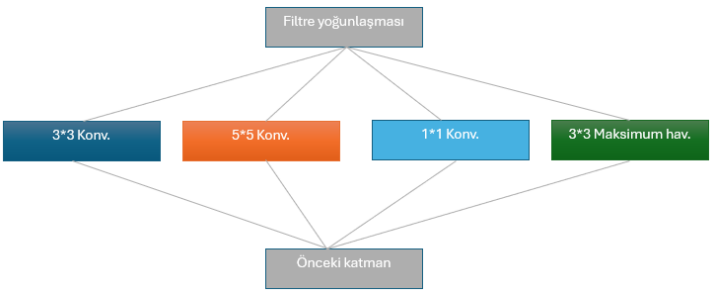
Şekil 6 VGGNet mimarisi



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

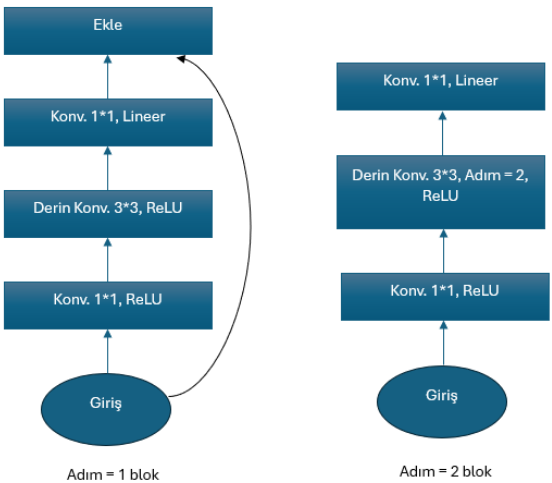
2018 yılında Sandler ve arkadaşları tarafından mobil cihazlar veya düşük maliyetli cihazlarda kullanılmak üzere geliştirilmiştir. Ağın maliyetini ve boyutunu azaltan hafif evrişimli CNN mimarisidir (Shivaprasad et al., 2021). Önceden eğitilmiş bir derin öğrenme modelidir. Mobil cihazlar için derin ağ 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



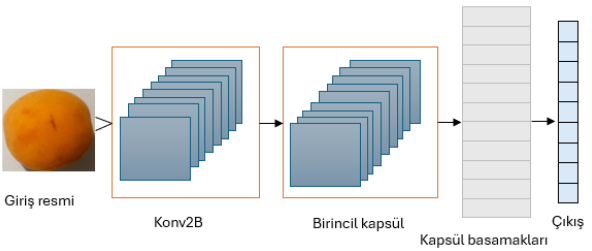
CapsNet Mimarisi

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

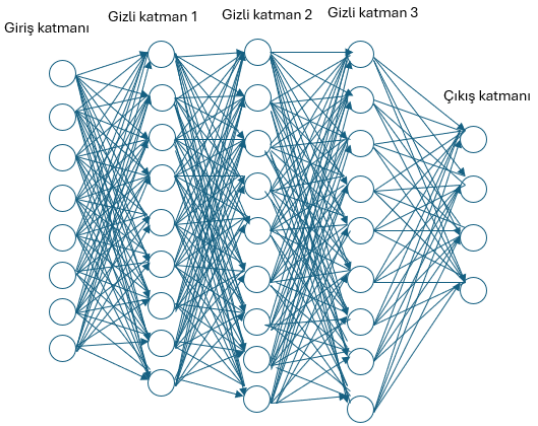


Derin Sinir Ağı (Deep Neural Network, DNN)

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).

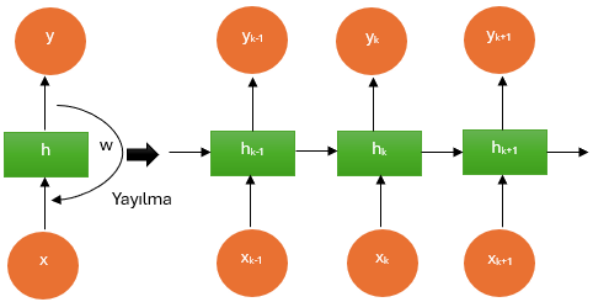
Tekrarlayan Sinir Ağı (Recurrent Neural Network, RNN)

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).

BÖLÜM 2

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.

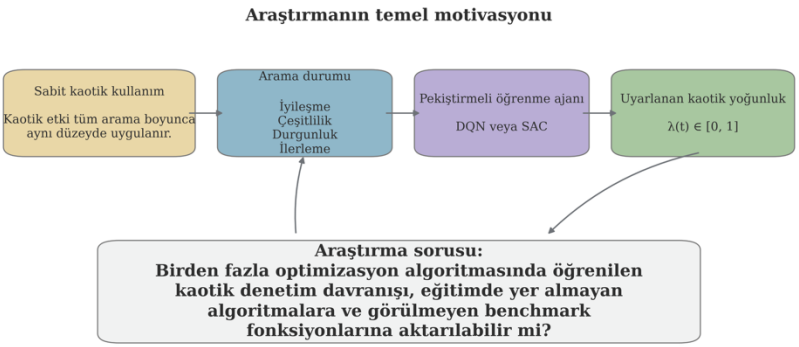
Kaos kuramı deterministik sistemlerin başlangıç koşullarına duyarlı, periyodik olmayan ve karmaşık davranışlar üretebildiğini göstermiştir (Li & Yorke, 1975; May, 1976; Hénon, 1976). Bu özellikler nedeniyle kaotik harita dizileri meta-sezgisel algoritmalarda başlangıç popülasyonunun oluşturulması, rastgele 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

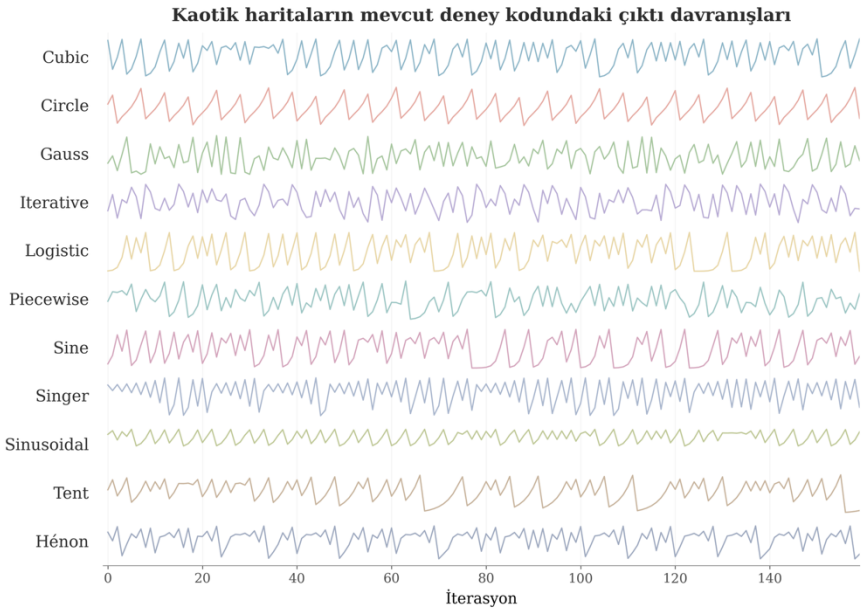
Kaotik harita kullanımı meta-sezgisel optimizasyon literatüründe tek bir amaca indirgenmemektedir. Kaotik diziler başlangıç popülasyonunu çeşitlendirmek, klasik sözde rastgele sayı üreticilerinin yerine geçmek, arama katsayılarını zamana bağlı

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

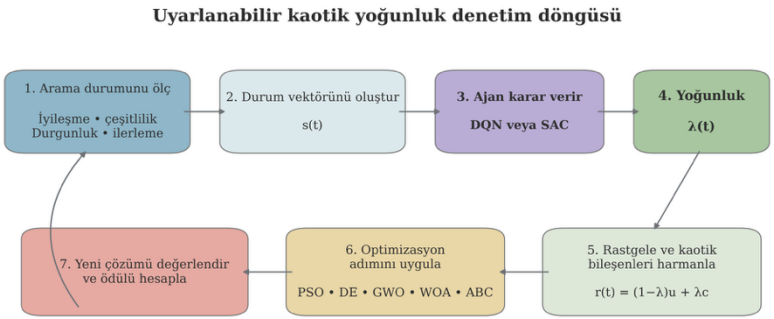
cezalandırmaktadır. Bu çalışma kapsamında kullanılan ödül yapısı Eşitlik 7'de verilmiştir.

$$R_t = \text{clip}(10\Delta_t, 0{,}2)$$
$$+0.05\text{clip}(4d_t, 0{,}1)$$
$$-0.015\min(q_t, 20) \quad (7)$$

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.



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.

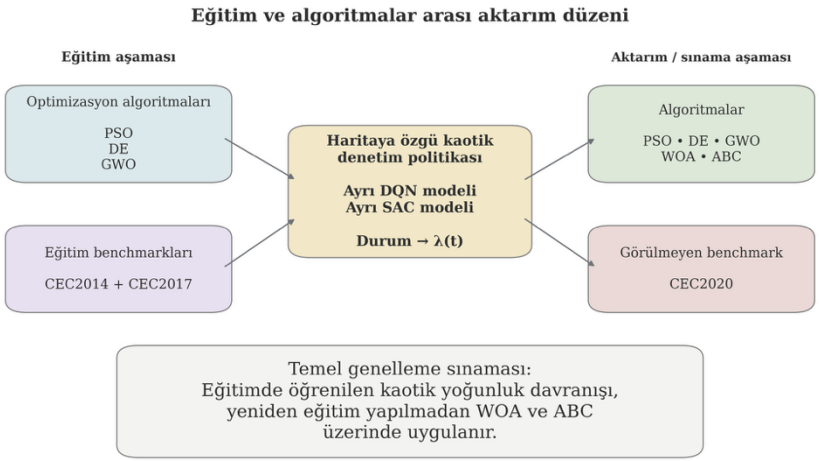
Hiperparametre	**DQN**	**SAC**
Durum boyutu	5	5
Gizli katmanlar	64 - 64	64 - 64
Eylem uzayı	11 ayrık seviye, 0 ile 1	Sürekli, 0 ila 1
Öğrenme oranı	0,001	0,0003
Mini-yığın	128	128
Deneyim belleği	50.000	50.000
İndirgeme katsayısı	0,97	0,97
Hedef ağ güncellemesi	200 adım	Her öğrenme adımında yumuşak güncelleme $\tau = 0,01$
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"

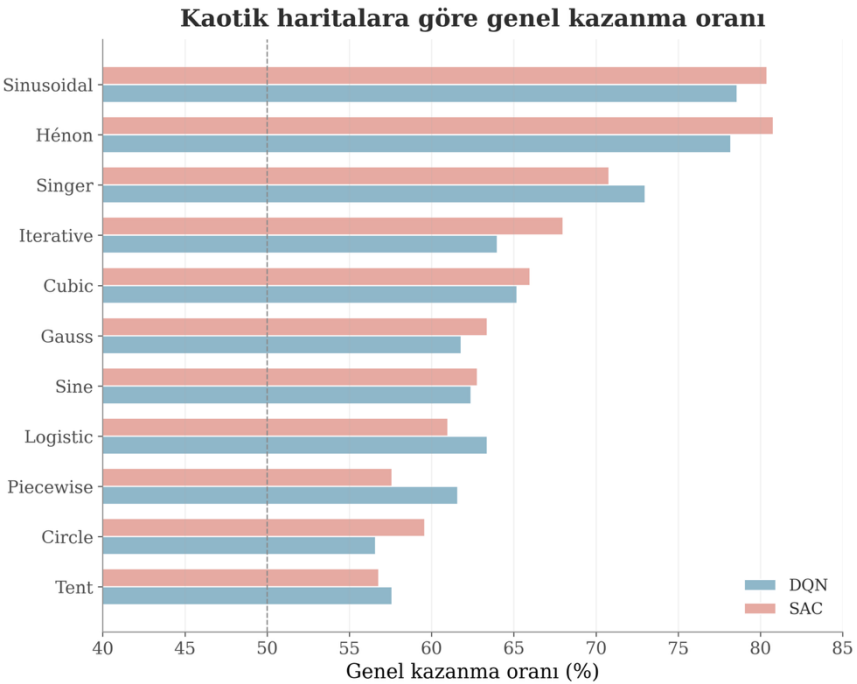
sütunu beş algoritmanın tamamındaki oranı göstermektedir. “Ortalama Yoğunluk” ise ilgili kaotik harita ve ajan için bütün sınama koşullarında seçilen kaotik yoğunluk değerlerinin aritmetik ortalamasıdır. Kaotik harita bazındaki sonuçlar Tablo 6'da verilmiştir.

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.



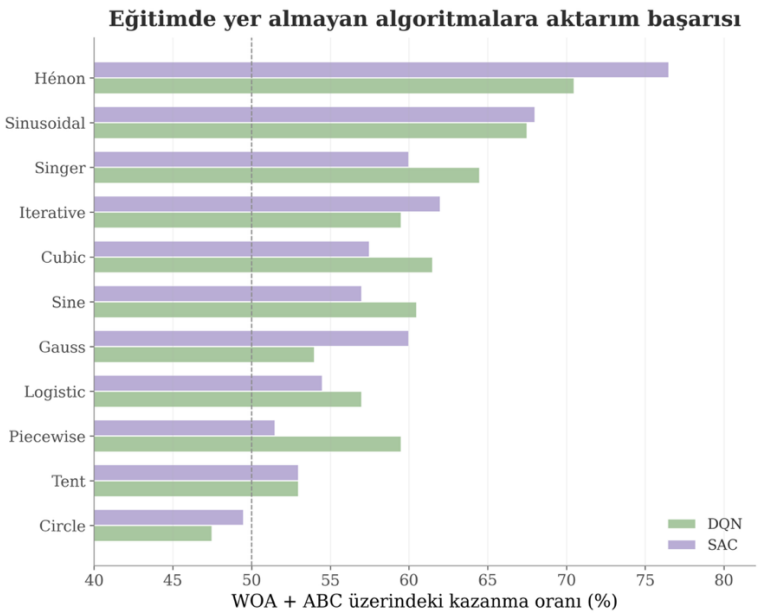
Tablo 6 ve Şekil 5 birlikte değerlendirildiğinde Hénon ve Sinusoidal haritaları her iki ajan için de en yüksek genel kazanma oranlarını üretmiştir. SAC-Hénon %80,8, SAC-Sinusoidal %80,4; DQN-Sinusoidal %78,6 ve DQN-Hénon % 78,2 genel kazanma oranına ulaşmıştır. Singer haritası da her iki ajan açısından 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

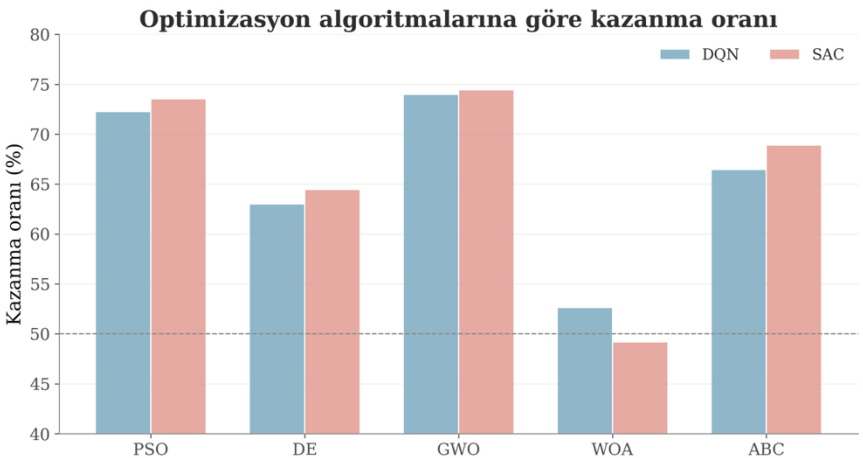
Kaotik harita etkisinden bağımsız olarak hangi optimizasyon algoritmalarının öğrenilen denetime daha uyumlu olduğunu görmek için bütün haritalar algoritma bazında birleştirilmiştir. Tablo 7'de "Eğitim durumu" ilgili algoritmanın DQN/SAC eğitiminde kullanılıp kullanılmadığını, "Kazanma oranı" sabit tam 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

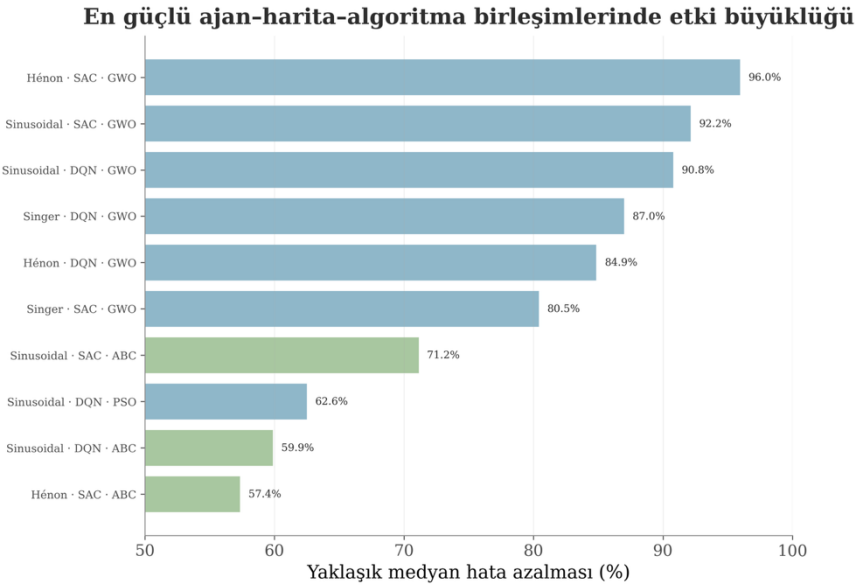
Kazanma oranı bir yöntemin ne sıklıkta daha iyi olduğunu gösterir, fakat farkın büyüklüğünü tek başına açıklamaz. Bu nedenle her algoritma-kaotik harita-ajan birleşimi için medyan logaritmik hata farkı incelenmiş ve en güçlü 10 birleşim Tablo 8'de verilmiştir. Negatif değer öğrenilmiş denetleyicinin 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.

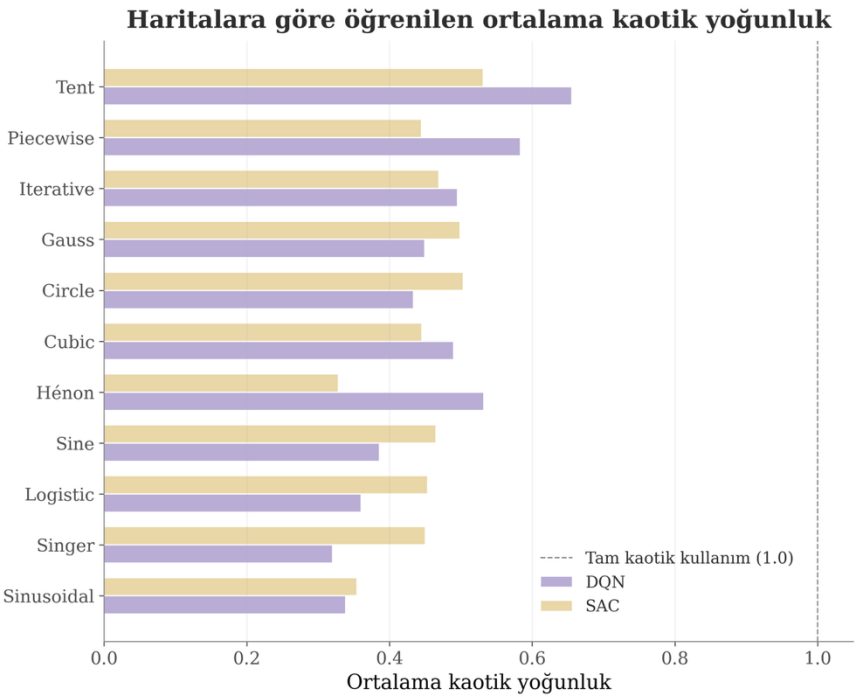


En güçlü sonuç Hénon-SAC-GWO birleşimindedir. Bu birleşimde SAC 100 eşleştirilmiş karşılaştırmanın tamamında kazanmış ve medyan hata farkı yaklaşık %96 azalmaya karşılık gelmiştir. Sinusoidal-SAC-GWO ve Sinusoidal-DQN-GWO birleşimleri de %90'ın üzerinde yaklaşık medyan hata azalması göstermiştir. Eğitimde 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 3

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:

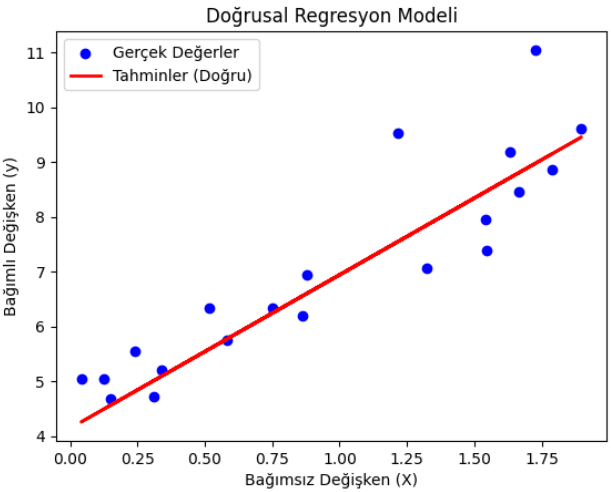
$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon$$

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



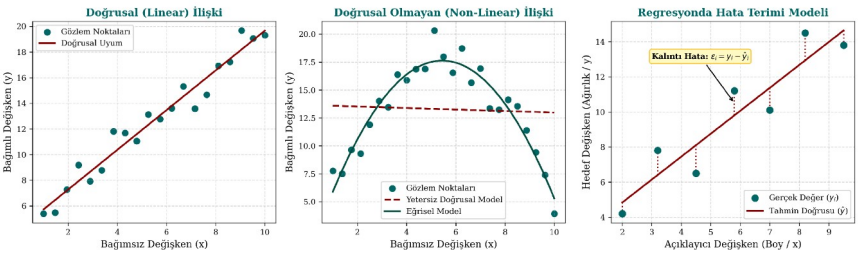

```
Model Özeti:
Katsayı (Slope): 2.80
Sabit Terim (Intercept): 4.14
Ortalama Kare Hatası (MSE): 0.65
R-Karesi (R^2): 0.81
```

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

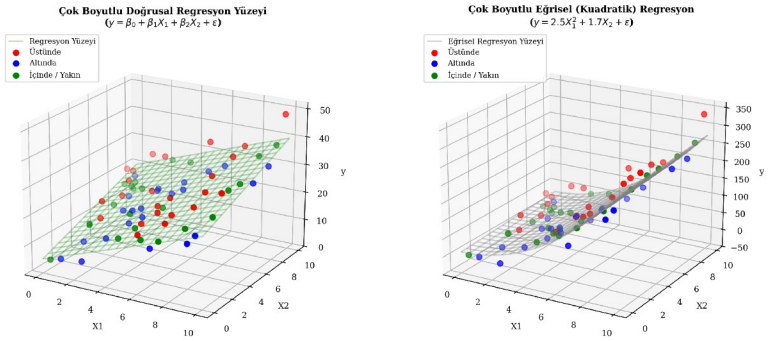
Gerçek dünya problemlerinde bağımlı değişken genellikle tek bir bağımsız değişkenden değil, birden fazla bağımsız değişkenden etkilenir. Bu durumda model, çok değişkenli (çok boyutlu) doğrusal regresyon biçimini alır:

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

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

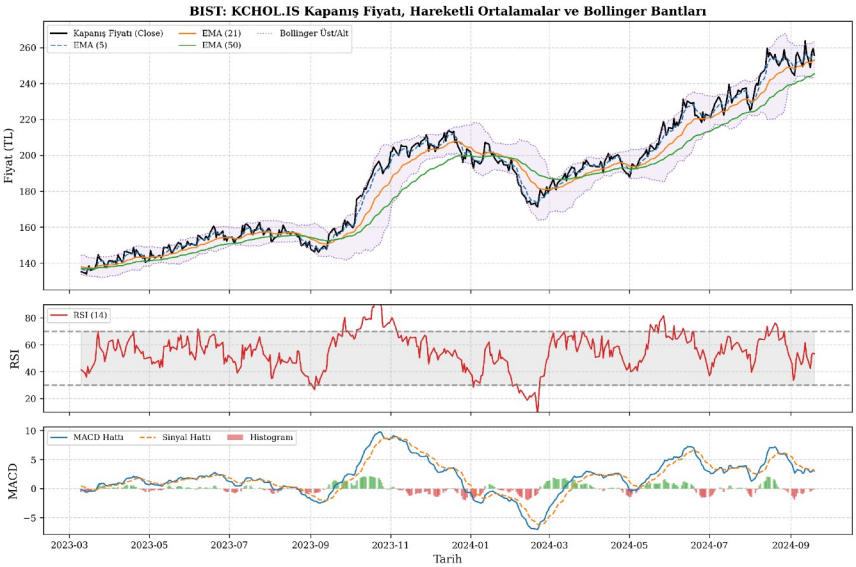
	Orta/Üst/Alt	standart sapma bandı.
Trend	Ichimoku Tenkan, Kijun, Senkou A/B, Chikou	Çoklu zaman pencerelerinde trend ve destek/direnç yapısı.

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.

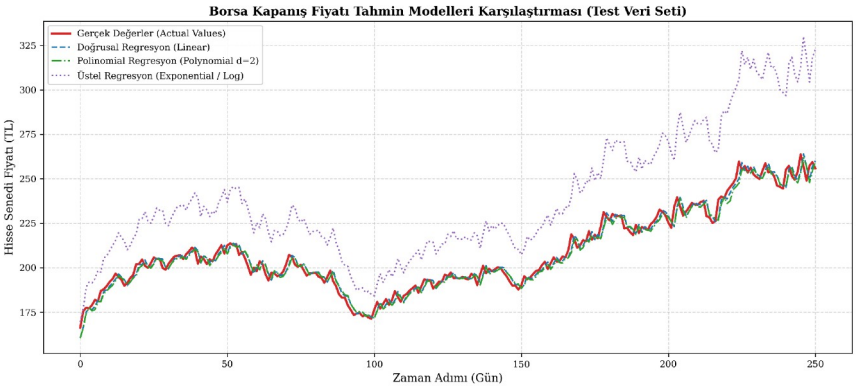
Veri ön işleme aşamasında kapanış fiyatı serisi Min-Max yöntemi ile [0, 1] aralığına ölçeklendirilmiş; ardından 5 günlük kayan pencere (look-back) yaklaşımıyla, önceki 5 günün kapanış fiyatlarını girdi olarak, bir sonraki günün kapanış fiyatını çıktı olarak alan gözlem çiftleri oluşturulmuştur. Veri 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 4

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 5

TEKSTİL VE HAZIR GİYİMDE DERİN ÖĞRENME İLE GİYSİ SINIFLANDIRMA VE AÇIKLANABİLİR YAPAY ZEKA

İlker YILDIZ[1]
Filiz YILDIZ[2]

Giriş

Yapay zekanın (YZ) moda ve hazır giyim alanındaki kullanımı, ürünün yaşam döngüsünün tamamına yayılmaktadır. Oh vd. (2025), 2000–2023 yılları arasında yayımlanan 164 hakemli makaleyi incelemiş ve YZ kullanımını üretim öncesi, üretim ve üretim sonrası evrelerine göre haritalamıştır. Giysi türünün bir görüntüden otomatik olarak tanınması, farklı amaçlara hizmet eden uygulamalarda ortak bir alt görev olarak yer almaktadır. Silva vd. (2023), görme engelli bireylerin giysilerini tanımalarına yardımcı olan bir sistem geliştirmiş ve görüntülerinin bir kısmını bu bölümde

[1] Dr. Öğr. Üyesi, Bolu Abant İzzet Baysal Üniversitesi, Bolu Teknik Bilimler Meslek Yüksekokulu, Bilgisayar Teknolojileri Bölümü, Orcid: 0000-0002-1575-2673
[2] Dr. Öğr. Üyesi, Bolu Abant İzzet Baysal Üniversitesi, Bolu Teknik Bilimler Meslek Yüksekokulu, Tekstil, Giyim, Ayakkabı ve Deri Bölümü, Orcid: 0000-0001-7757-8888

de kullanılan Clothing Dataset'ten almıştır. Saad vd. (2026) ise tekstil geri dönüşümü için giysi türü sınıflandırmasında veri toplamanın güçlüğünü ve ideal veri setleri ile gerçek endüstriyel koşullar arasındaki farkı ele almıştır.

Bu çalışmalarda kullanılan görüntü koşulları büyük farklılık göstermektedir. Xu vd. (2022), insan üzerindeki ve karmaşık arka planlı giysi görüntülerinde sınıflandırma başarımının düz arka planlı görüntülere göre belirgin biçimde düşük olduğunu bildirmiştir. Ancak gerçek dünya görüntülerinde karşılaşılan sorun yalnızca daha düşük doğruluk değildir. Bir model, yüksek doğruluğa yanlış nedenlerle de ulaşabilir. Geirhos vd. (2020), derin öğrenmenin birçok sorununu kısayol öğrenme (shortcut learning) kavramı altında toplamıştır. Kısayollar, standart değerlendirme setlerinde başarılı olan ancak gerçek dünya gibi daha zorlu koşullara aktarılamayan karar kurallarıdır. Yazarların verdiği örneklerden birinde, inekleri doğru sınıflandırıyor görünen bir ağ, inek alışılmış çimen ortamının dışında olduğunda başarısız olmaktadır. Bu durumda "çimen" istenmeyen bir ipucu işlevi görür (Geirhos vd., 2020).

Kısayolların değerlendirmeye yansımasında veri sızıntısı (data leakage) belirleyici bir rol oynar. Kapoor ve Narayanan (2023), eğitim ve test örneklerinin aynı kişilerden ya da birimlerden gelmesini bir sızıntı türü olarak tanımlamıştır. Bu bölümde kullanılan veri seti her görüntünün göndericisini tanımlayan bir kimlik (sender_id) içerdiğinden (Grigorev, 2020a), aynı göndericiye ait görüntülerin hem eğitim hem test kümesine düşmesi bu türden bir sızıntıya yol açabilir. Bu çalışma kapsamında yapılan literatür taramasında, bu olasılığı giysi sınıflandırması bağlamında inceleyen bir çalışmaya rastlanmamıştır.

Modelin kararlarını görünür kılan açıklanabilir yapay zeka (explainable artificial intelligence, XAI) yöntemleri, kısayolların fark edilmesinde başvurulan başlıca araçlardandır. Örneğin Grad-CAM (gradient-weighted class activation mapping), evrişimli sinir

ağının (convolutional neural network, CNN) tahmin için önemli bulduğu bölgeleri bir ısı haritası (heatmap) olarak gösterir (Selvaraju vd., 2017). Ancak Adebayo vd. (2018), açıklamaları yalnızca görsel olarak değerlendirmenin yanıltıcı olabileceğini göstermiştir.

Bu bölümde Clothing Dataset (Grigorev, 2020a) üzerinde derin öğrenmeye dayalı bir giysi sınıflandırma uygulaması sunulmaktadır. Uygulamada ResNet-50 (He vd., 2016), ConvNeXt-T (Liu vd., 2022) ve Swin-T (Liu vd., 2021) mimarileri aynı deney protokolü altında karşılaştırılmaktadır. Bunlara ek olarak, yönlü gradyan histogramı (histogram of oriented gradients, HOG) öznitelikleri ile destek vektör makinesini (support vector machine, SVM) birleştiren ve Xu vd.nin (2022) karşılaştırmasında da yer alan HOG+SVM yaklaşımı klasik makine öğrenmesini temsil eden temel karşılaştırma modeli (baseline) olarak kullanılmaktadır. Bölümün yöntemsel katkısı, gönderici kimliğinden yararlanarak gönderici bazlı (gruplu) ve rastgele bölme senaryolarını karşılaştırmak ve böylece gönderici kaynaklı veri sızıntısının başarım tahminlerine etkisini ölçmektir. Modellerin kararları Grad-CAM (Selvaraju vd., 2017), Score-CAM (Wang vd., 2020) ve LIME (local interpretable model-agnostic explanations; Ribeiro vd., 2016) ile açıklanmaktadır. Bu açıklamaların güvenilirliği iki yolla sınanmaktadır: Petsiuk vd. (2018) tarafından önerilen silme (deletion) ve ekleme (insertion) ölçütleriyle ve Adebayo vd.nin (2018) model parametre rastgeleleştirme testiyle. Son olarak modellerin birbirine karıştırdığı giysi sınıfları konfeksiyon bilgisi ışığında yorumlanmaktadır.

Bölüm, aşağıdaki araştırma sorularını (AS) ele almaktadır.

AS1: CNN ve Transformer tabanlı modeller gerçek dünya giysi görüntülerinde nasıl bir başarım göstermekte ve klasik bir temel modelden ne ölçüde ayrışmaktadır?

AS2: Aynı göndericiye ait görüntülerin hem eğitim hem test kümesinde yer alması başarım tahminlerini ne ölçüde etkilemektedir?

AS3: XAI yöntemlerinin ürettiği açıklamalar sadakat ve rastgeleleştirme testlerinde ne ölçüde güvenilir bulunmaktadır?

AS4: Modeller hangi giysi sınıflarını birbirine karıştırmaktadır ve bu karışıklıklar konfeksiyon özellikleriyle nasıl yorumlanabilir?

Giysi Görüntüsü Sınıflandırma

Giysi görüntüsü sınıflandırması, bir görüntüdeki giysinin önceden tanımlı kategorilerden (örneğin tişört, pantolon, elbise) hangisine ait olduğunu belirleme görevidir. Bu kısımda klasik ve derin öğrenme yaklaşımlarını karşılaştıran çalışmalar ile Clothing Dataset'i kullanan çalışmalar ele alınmış ve Tablo 1'de özetlenmiştir.

Tablo 1. Giysi sınıflandırmasına ilişkin seçilmiş çalışmalar

Çalışma	Veri seti	Model	Bildirilen sonuç
Xu vd. (2022)	Fashion-MNIST; giyilmiş giysi: Fashion144k (stylenet v1)	HOG+SVM, CNN (Small VGG vb.)	HOG+SVM %91,32; giyilmiş giysi: Small VGG %69,78 (doğruluk)
Müller vd. (2023)	Clothing Dataset (20 sınıf)	DenseNet-121	Doğruluk %87,7 ± 4,5
Abbas vd. (2024)	10 sınıf, 3.781 görüntü	ResNet152 + EfficientNetB7 yığınlama; GrabCut ile arka plan kaldırma	Doğruluk: hibrit 0,94; EfficientNetB7 0,91; ResNet152 0,86

Kaynak: Yazarlar tarafından ilgili çalışmalardan derlenmiştir.

Klasik makine öğrenmesi ve derin öğrenme. Xu vd. (2022), Fashion-MNIST'ten alınan düz arka planlı "saf giysi" görüntülerinde Gauss çekirdekli HOG+SVM'nin Small VGG ağından daha yüksek doğruluk verdiğini, Fashion144k'dan alınan insan üzerindeki ve karmaşık arka planlı görüntülerde ise CNN modellerinin daha başarılı olduğunu bildirmiştir (Tablo 1). Bu bulgu, el yapımı özniteliklerin yeterliliğinin görüntü koşullarına bağlı olduğuna işaret etmekte ve bu bölümde HOG+SVM'nin temel

karşılaştırma modeli olarak kullanılmasının gerekçesini oluşturmaktadır.

Clothing Dataset ile yürütülen çalışmalar. Yapılan literatür taramasında, Clothing Dataset'i kullandığı tam metinden ya da özetten doğrulanabilen çalışmaların sayısı sınırlı kalmıştır:

Müller vd. (2023): Asıl amacı kamuya açık verileri izinsiz veri toplamaya (crawling) karşı korumak olan çalışmada, veri seti bir kullanım örneği olarak yer almıştır. Önceden eğitilmiş DenseNet-121, veri setinin 20 sınıflı orijinal halinde %87,7 ± 4,5 test doğruluğuna ulaşmıştır (Müller vd., 2023, Tablo 3).

Abbas vd. (2024): Çevrim içi moda perakendesi için ResNet152 ve EfficientNetB7'yi yığınlama (stacking) ile birleştiren hibrit model 0,94 doğruluk ve 0,94 F1 değerine ulaşmıştır. Yazarlar veri seti için Grigorev'e atıf vermemiştir; ancak makaledeki 10 sınıfın adları ve sınıf başına görüntü sayıları (toplam 3.781), clothing-dataset-small alt kümesiyle birebir örtüşmektedir.

Bu çalışmaların hiçbiri, görüntülerin göndericisini tanımlayan sender_id bilgisinden yararlanmamaktadır. Müller vd. (2023) bölme yöntemini ayrıntılı olarak belirtmemiştir. Abbas vd. (2024) verinin %80'ini eğitim, %20'sini test için ayırdıklarını bildirmiş, ancak karışıklık matrisini 372 örnek üzerinden raporlamıştır. Bu sayı, clothing-dataset-small'ın hazır test bölmesinin büyüklüğüyle aynıdır; hangi bölmenin kullanıldığı metinden kesin olarak anlaşılamamaktadır. Bu nedenle bildirilen başarımların aynı göndericiye ait görüntülerin farklı kümelere düşmesinden ne ölçüde etkilendiği bilinmemektedir. Ayrıca bu çalışmalar farklı sınıf setleri, bölme yöntemleri ve metrikler kullandığından sonuçları birbiriyle ya da bu bölümün sonuçlarıyla doğrudan karşılaştırılamaz. Bu durum, aynı protokolün farklı mimarilere uygulandığı kontrollü bir karşılaştırmaya duyulan ihtiyacı göstermektedir.

Açıklanabilir Yapay Zeka ve Kısayol Öğrenme

Bu bölümde kullanılan Grad-CAM, Score-CAM ve LIME yöntemleri Yöntem kısmında tanıtılmaktadır; burada açıklamaların güvenilirliğine ve kısayol öğrenmeye ilişkin literatür ele alınmaktadır.

Açıklamaların güvenilirliği. Isı haritalarının görsel olarak ikna edici olması, modelin gerçekten o bölgelere dayandığını göstermez. Adebayo vd. (2018), açıklamaları model parametrelerini ve veri etiketlerini rastgeleleştirerek sınayan iki test önermiştir. Test edilen yöntemlerden gradyan haritaları ve Grad-CAM bu testleri geçmiş, Guided Backpropagation ve Guided Grad-CAM ise model bozulsa da neredeyse değişmeyen haritalar ürettiği için geçememiştir. Wang vd. (2020) de Score-CAM'in model parametre rastgeleleştirme testini geçtiğini bildirmiştir. LIME açıklamalarının da aynı görüntü ve model için çalıştırmadan çalıştırmaya değişebildiği gösterilmiştir (Bora vd., 2024). Açıklamaların sadakatini (faithfulness) nicel olarak ölçmek için ise Petsiuk vd. (2018) silme (deletion) ve ekleme (insertion) ölçütlerini önermiştir.

Kısayol öğrenme. Geirhos vd. (2020), eğitim verisiyle aynı dağılımdan gelen, bağımsız ve özdeş dağılımlı (independent and identically distributed, i.i.d.) bir test kümesinde başarılı görünen bir ağın, biraz farklı, dağılım dışı (out-of-distribution, o.o.d.) bir test kümesinde kısayol stratejisini açığa çıkarabileceğini göstermiştir. Görsel tanımada arka plan bu tür kısayolların başlıca kaynaklarından biridir. Xiao vd. (2021), nesne tanıma modellerinin yalnızca arka plana bakarak da iyi başarım elde edebildiğini, arka plan değiştirildiğinde ise nesneleri yanlış sınıflandırabildiğini göstermiştir. Aynı çalışma, daha doğru modellerin arka plana daha az bağımlı olduğunu da bildirmiştir.

Clothing Dataset'i de deney veri setlerinden biri olarak kullanan Müller vd. (2023), kısayolları etiketle güçlü biçimde ilişkili

ancak anlamsal bilgi taşımayan veri artefaktları olarak tanımlamıştır. Yazarlar özette basit kısayolların bile XAI yöntemleriyle zor fark edildiğini belirtmiş, ancak deneylerinde kısayolla eğitilmiş modellerin XAI çıktılarının kontrol modellerine göre daha fazla değiştiğini ve XAI yöntemlerinin kısayolların varlığına işaret edebileceğini bildirmiştir.

Literatürdeki boşluklar. Yukarıdaki çalışmalar birlikte değerlendirildiğinde bu bölümün yanıt aradığı boşluklar belirginleşmektedir:

İncelenen giysi sınıflandırması çalışmalarının bir kısmı Fashion-MNIST gibi düz arka planlı veri setlerine dayanmakta (Çakır ve Al-Hubaishi, 2025; Xu vd., 2022), farklı katkıcılardan toplanan gerçek dünya fotoğraflarını kullanan ve veri kullanımı doğrulanabilen çalışma sayısı sınırlı kalmaktadır.

Transformer tabanlı ve klasik modeller giysi görüntülerinde aynı protokolle karşılaştırılmıştır (Alzahrani vd., 2026). Ancak bu karşılaştırmaları gönderici bazlı bir değerlendirmeyle birleştiren bir çalışma bulunamamıştır.

Gönderici kaynaklı sızıntının giysi sınıflandırması başarımına etkisini inceleyen bir çalışma bulunamamıştır.

Moda alanındaki XAI uygulamalarında nicel ölçütler sınırlı kalmaktadır; örneğin Çakır ve Al-Hubaishi (2025) bir odaklanma ölçütü, Son vd. (2026) ise silme testi kullanmıştır. Rastgeleleştirme testini (Adebayo vd., 2018), sadakat ölçütlerini (Petsiuk vd., 2018) ve sızıntı analizini birlikte uygulayan bir giysi sınıflandırma çalışmasına rastlanmamıştır.

Yöntem

Bu kısımda sırasıyla şunlar açıklanmaktadır: veri setinin hazırlanması, iki farklı veri bölme senaryosu, karşılaştırılan

modeller ve eğitim protokolü, açıklanabilirlik analizleri ve istatistiksel değerlendirme.

Veri seti ve ön işleme

Çalışmada Grigorev'in Clothing Dataset'i kullanılmıştır. Görüntülerin bir kısmı gönüllülerden formlar aracılığıyla, yaklaşık 3.000'i ise Tagias.com'un yardımıyla toplanmış ve veri seti CC0-1.0 lisansıyla, ticari kullanım dahil serbest kullanıma açılmıştır (Grigorev, 2020a, 2020b). Veri setiyle gelen images.csv dosyası her görüntü için görüntü kimliğini (image), gönderici kimliğini (sender_id), sınıf etiketini (label) ve çocuk giysisi işaretini (kids) içermektedir. Yazarların veri profili analizine göre dosyada 5.403 görüntü, 20 etiket ve 351 farklı sender_id bulunmakta, eksik değer yer almamakta ve 476 görüntü (%8,8) çocuk giysisi olarak işaretlenmektedir.

Açıklama dosyasında sender_id, görüntüye katkı veren kişinin kimliği olarak tanımlanmakta; formlarla katkı veren 32 kişiye ve yaklaşık 3.000 görüntünün toplanmasına yardım eden Tagias.com'a ayrıca teşekkür edilmektedir (Grigorev, 2020a); dolayısıyla 32 sayısı yalnızca form katılımcılarını kapsamakta ve 351 kimlikle çelişmemektedir. Bu çalışmada sender_id grup değişkeni olarak kullanılmıştır.

Sınıf setinin belirlenmesinde önce belirsiz etiketler çıkarılmıştır ("Not sure" 228, "Skip" 12 ve "Other" 67 görüntü). Ardından açıklama dosyasındaki sınıf başına 100–200 görüntü önerisine dayanarak (Grigorev, 2020a) en az 100 görüntüsü olan sınıflar tutulmuş; bu eşik nedeniyle "Body" (69), "Top" (43) ve "Blouse" (23) sınıfları da dışarıda kalmıştır. Sonuçta 343 göndericiye ait 4.961 görüntüden oluşan 14 sınıflı bir veri kümesi elde edilmiştir (Tablo 2). En büyük (T-Shirt, 1.011 görüntü) ve en küçük (Hoodie, 100 görüntü) sınıf arasındaki yaklaşık 10 katlık dengesizlik nedeniyle makro-F1 birincil ölçüt olarak seçilmiş ve

sınıf ağırlıklı kayıp kullanılmıştır. Çocuk giysisi olarak işaretli 367 görüntü veri kümesinde tutulmuş ve bu alt grubun başarımı ayrıca raporlanmıştır.

Tablo 2. Çalışmada kullanılan 14 sınıfın dağılımı

Sınıf	Görüntü	Pay (%)	Gönderici	Çocuk giysisi
T-Shirt	1.011	20,4	196	27
Longsleeve	699	14,1	111	38
Pants	692	13,9	137	87
Shoes	431	8,7	73	60
Shirt	378	7,6	77	6
Dress	357	7,2	87	48
Outwear	312	6,3	80	35
Shorts	308	6,2	111	24
Hat	171	3,4	46	10
Skirt	155	3,1	61	7
Polo	120	2,4	47	5
Undershirt	118	2,4	47	15
Blazer	109	2,2	30	2
Hoodie	100	2,0	33	3
Toplam	4.961	100	343	367

Kaynak: Grigorev (2020a) verisinden yazarlar tarafından hesaplanmıştır.

Eğitimde görüntülerden alanın %70–100'ünü kapsayan rastgele bir bölge kırpılıp 224×224 piksele ölçeklenmiş, ardından rastgele yatay çevirme ve parlaklık, kontrast ve doygunluk için ±0,2 düzeyinde renk oynaması uygulanmıştır. Değerlendirmede görüntüler 256 piksele yeniden boyutlandırılıp ortadan 224×224 kırpılmıştır. Her iki durumda da görüntüler, ilgili modelin ön eğitimde kullandığı ortalama ve standart sapma değerleriyle normalleştirilmiştir.

Veri bölme senaryoları

Çalışmanın temel deney değişkeni, veri setinin eğitim ve test kümelerine nasıl ayrıldığıdır. Clothing Dataset'te aynı göndericinin görüntüleri benzer çekim ortamını, arka planı, ışığı ve kamerayı paylaşabilir. Bu nedenle rastgele bir bölmede model, giysinin kendisi yerine göndericiye özgü bu ipuçlarını öğrenip yine de yüksek test başarımı gösterebilir.

Sızıntının etkisini ölçmek için iki senaryo karşılaştırılmıştır. Gruplu bölmede 5 katlı tabakalı grup çapraz doğrulama (stratified group k-fold) uygulanmış ve grup değişkeni olarak sender_id kullanılmıştır; böylece bir göndericinin tüm görüntüleri aynı katta yer alır. Rastgele bölmede ise gönderici bilgisi dikkate alınmadan 5 katlı tabakalı çapraz doğrulama (stratified k-fold) uygulanmıştır. Bölmeler scikit-learn kütüphanesiyle oluşturulmuştur.

Her iki senaryoda doğrulama (validation) kümesi, ilgili katın eğitim kısmı aynı bölme yöntemiyle dokuz parçaya ayrılarak elde edilmiş ve bu parçalardan biri doğrulama için kullanılmıştır. Doğrulama kümesi rastgele senaryoda eğitim kısmının yaklaşık %11'i kadardır; gruplu senaryoda ise gönderici büyüklükleri eşit olmadığından katlara göre %3,5 ile %14,0 arasında değişmiştir. Böylece gruplu senaryoda doğrulama kümesi de eğitim göndericilerinden ayrık tutulmuştur. Tüm bölmeler sabit tohum değerleriyle (temel tohum 42) bir kez oluşturulmuş ve tüm modellerde aynı bölmeler kullanılmıştır. Her görüntü her senaryoda tam olarak bir kez test kümesinde yer aldığından, beş katın test tahminleri birleştirilerek tüm veri kümesi için kat dışı (out-of-fold) tahminler elde edilmiştir. Bu tahminler, istatistiksel karşılaştırmada kullanılmıştır.

Gruplu bölmede test ve doğrulama kümelerindeki göndericilerin hiçbiri eğitim kümesinde yer almamaktadır. Ancak göndericilerin katkıları çok farklı büyüklükte olduğundan (en büyük gönderici 605 görüntüyle veri kümesinin %12,2'sini, ikincisi 463 görüntüyle %9,3'ünü oluşturmaktadır) test kümesi büyüklükleri katlar arasında 533 ile 1.475 görüntü arasında değişmiştir. Rastgele bölmede ise test görüntülerinin %96,5–97,1'i, eğitim kümesinde de görüntüsü bulunan göndericilere aittir. Her iki senaryoda da her test katında 14 sınıfın tamamı bulunmaktadır.

Modeller

Derin öğrenme modelleri, farklı mimari ailelerini temsil edecek ve birbirine yakın hesaplama ölçeğinde olacak biçimde seçilmiştir. ResNet, katmanları girdiye göre artık (residual) fonksiyonlar öğrenecek biçimde yeniden düzenleyerek çok derin ağların eğitimini kolaylaştırmıştır (He vd., 2016); bu çalışmada ResNet-50 klasik evrişimli sinir ağı (CNN) temsilcisi olarak kullanılmıştır. ConvNeXt, standart bir ResNet'in adım adım görsel Transformer tasarımına doğru modernize edilmesiyle elde edilen ve tamamen evrişimli katmanlardan oluşan bir model ailesidir; ConvNeXt-T bu modernizasyonun ResNet-50 ölçeğindeki son ürünüdür ve Swin-T ile benzer karmaşıklıkta tasarlanmıştır (Liu vd., 2022). Swin Transformer ise öz dikkati (self-attention) örtüşmeyen yerel pencerelerle sınırlayan ve kaydırmalı pencerelerle pencereler arası bağlantı kuran hiyerarşik bir görsel Transformer'dır; hesaplama karmaşıklığı görüntü boyutuna göre doğrusal artar (Liu vd., 2021).

Böylece aynı ölçekte bir klasik CNN, modern bir CNN ve bir Transformer, aynı protokol altında karşılaştırılabilmektedir. Üç model de ImageNet-1k üzerinde ön eğitilmiş ağırlıklarla başlatılmış ve son sınıflandırma katmanı 14 sınıfa uyarlanarak tüm ağ ince ayarlanmıştır (fine-tuning). Model tanımları ve ağırlıklar timm kütüphanesinden alınmıştır.

Klasik makine öğrenmesi temel modeli. Derin öğrenmenin bu veri setindeki katkısını ve sızıntıya duyarlılığını bir referansla kıyaslayabilmek için HOG öznitelikleriyle çalışan bir SVM kullanılmıştır (Cortes ve Vapnik, 1995; Dalal ve Triggs, 2005).

Temel modelde görüntüler 128×128 gri tonlamalı biçime indirgenmiş, HOG öznitelikleri 9 yön, 8×8 piksellik hücre, 2×2 hücrelik blok ve L2-Hys normalleştirmesiyle çıkarılmıştır. Öznitelikler standartlaştırılmış ve RBF çekirdekli, sınıf ağırlıklı bir

SVM ile sınıflandırılmıştır. Düzenlileştirme parametresi C, {1, 10, 100} değerleri arasından doğrulama kümesindeki makro-F1'e göre seçilmiş; temel model derin modellerle aynı bölmelerde değerlendirilmiştir.

Eğitim protokolü

Optimizasyonda AdamW (Loshchilov ve Hutter, 2019) 1×10^{-4} öğrenme oranı ve 0,05 ağırlık azaltma (weight decay) değeriyle kullanılmış; ilk epoch'ta doğrusal ısınma (warm-up), ardından kosinüs biçiminde azalan öğrenme oranı uygulanmıştır. Modeller 32'lik yığınlarla 15 epoch eğitilmiş, grafik işlemcide karma duyarlıklı (mixed precision) hesaplama kullanılmıştır. Her epoch sonunda doğrulama kümesinde makro-F1 hesaplanmış ve en yüksek değeri veren epoch'un ağırlıkları test için seçilmiştir; test kümesi model seçiminde hiç kullanılmamıştır.

Sınıf dengesizliğinin etkisini azaltmak için çapraz entropi kaybı (cross-entropy loss) sınıf ağırlıklarıyla kullanılmıştır. Her sınıfın ağırlığı, eğitim kümesindeki toplam görüntü sayısının, sınıf sayısı (14) ile o sınıfın eğitim görüntüsü sayısının çarpımına oranı olarak hesaplanmıştır. Böylece az örnekli sınıflardaki hatalar kayba daha yüksek ağırlıkla yansır.

Başarım ölçütleri

Her test katı için doğruluk (accuracy), makro-F1, ağırlıklı F1, dengeli doğruluk (balanced accuracy), ilk-3 doğruluk (top-3 accuracy) ve bire karşı hepsi (one-vs-rest) ROC eğrisi altındaki alanın (AUC) sınıflar üzerinden makro ortalaması hesaplanmış; beş katın ortalaması ile standart sapması raporlanmıştır.

Birincil ölçüt olan makro-F1, her sınıfın F1 değerinin eşit ağırlıklı ortalamasıdır (Denklem 1):

$$\text{Makro-F1} = \frac{1}{C}\sum_{c=1}^{C}\frac{2\,P_c R_c}{P_c + R_c} \qquad (1)$$

Burada P_c ve R_c, c sınıfının kesinliği (precision) ve duyarlılığıdır (recall). Makro-F1, her sınıfa aynı ağırlığı verdiği için örnek sayısı az olan sınıflardaki başarısızlığı doğruluk ölçütüne göre daha görünür kılar.

Sızıntının etkisi, iki senaryonun ortalama makro-F1 değerleri arasındaki fark (Δ makro-F1 = rastgele − gruplu) ile özetlenmiştir. Sınıf bazında kesinlik, duyarlılık ve F1 değerleri ile karışıklık matrisleri, kat dışı birleştirilmiş tahminlerden hesaplanmıştır. Çocuk giysisi alt grubunda yalnızca doğruluk raporlanmıştır. Bu alt grupta bazı sınıfların hiç örneği bulunmadığından makro-F1 değeri yapay olarak düşük çıkmaktadır.

Açıklanabilirlik analizleri

Açıklanabilirlik analizleri, her iki senaryonun 0. katında eğitilmiş modeller üzerinde yapılmıştır. İki senaryonun karşılaştırılabilmesi için yalnızca her iki senaryonun 0. kat test kümesinde ortak olan görüntüler kullanılmıştır. Bu görüntülerden her sınıf için en çok 8 görüntü rastgele seçilmiştir (tohum 42). Ortak test görüntüsü az olan sınıflarda (örneğin Hat 2, Hoodie ve Shorts 3 görüntü) bu sayıya ulaşılamamış ve toplam 87 görüntü açıklanmıştır. Açıklanan sınıf, her görüntü için modelin tahmin ettiği sınıftır.

Grad-CAM. Grad-CAM, hedef sınıf skorunun seçilen evrişim katmanındaki öznitelik haritalarına göre gradyanlarını kullanır (Selvaraju vd., 2017). Önce her öznitelik haritasının önem ağırlığı hesaplanır (Denklem 2):

$$\alpha_k^c = \frac{1}{Z}\sum_i \sum_j \frac{\partial y^c}{\partial A_{ij}^k} \tag{2}$$

Isı haritası bu ağırlıklarla alınan doğrusal birleşimin pozitif kısmıdır (Denklem 3):

$$L^c_{\text{Grad-CAM}} = \text{ReLU}\left(\sum_k \alpha_k^c A^k\right) \tag{3}$$

Burada y^c, c sınıfının softmax öncesi skoru; A^k, k. öznitelik haritası; Z ise haritadaki konum sayısıdır.

Score-CAM. Score-CAM, ağırlıkları gradyan yerine model çıktısından elde eder (Wang vd., 2020). Her aktivasyon haritası A_l^k girdi boyutuna büyütülür ve [0, 1] aralığına normalleştirilir. Ardından girdi bu haritayla maskelenir. Maskelenmiş girdinin hedef sınıf skorunda temel girdiye göre yarattığı artış, o haritanın ağırlığı olur (Denklem 4):

$$\alpha_k^c = f\left(X \circ H_l^k\right) - f(X_b), \quad L_{\text{Score-CAM}}^c = \text{ReLU}\left(\sum_k \alpha_k^c A_l^k\right) \quad (4)$$

Burada $H_l^k = s\left(\text{Up}\left(A_l^k\right)\right)$ büyütülüp normalleştirilmiş haritayı, $\circ$ eleman bazında çarpımı, X_b ise temel girdiyi gösterir. Yazarların algoritmasında maskelenmiş girdilerin hedef sınıf skorları ağırlık olarak kullanılmadan önce softmax ile normalleştirilir (Wang vd., 2020).

Hedef katmanlar. CAM yöntemleri pytorch-grad-cam kütüphanesiyle ResNet-50'de son artık bloğa, ConvNeXt-T'de son aşamaya (stage), Swin-T'de ise son aşamanın son Transformer bloğuna uygulanmıştır. Swin-T bloğunun çıktısı (yığın, yükseklik, genişlik, kanal) düzeninden (yığın, kanal, yükseklik, genişlik) düzenine çevrilerek uzamsal bir öznitelik haritası gibi kullanılmıştır.

CAM yöntemleri evrişimli ağlar için geliştirilmiştir. Chefer vd. (2021), Transformer'larda dikkat (attention) katmanlarının ve atlamalı bağlantıların (skip connections) açıklama yöntemleri için zorluk yarattığını belirtmiş; görsel Transformer'da Grad-CAM için sınıf belirtecini ([CLS]) kullanmıştır. Swin-T'de sınıf belirteci bulunmadığından bu çalışmada farklı bir uyarlama yapılmıştır. Bu nedenle Swin-T'nin CAM haritaları dikkatle yorumlanmalıdır.

LIME. CAM yöntemlerine ek olarak modelden bağımsız bir yöntem olan LIME kullanılmıştır. LIME'ın seçilmesinin üç gerekçesi vardır. Birincisi, LIME modelin iç yapısına erişmez,

yalnızca girdi–çıktı ilişkisini kullanır (Ribeiro vd., 2016); bu nedenle CAM yöntemlerinin uyarlanarak uygulanabildiği Swin-T dahil üç model tamamen aynı yöntemle açıklanabilmektedir. İkincisi, CAM yöntemleri iç katman aktivasyonlarına ve gradyanlara dayanırken LIME, girdinin parçalarını kapatarak tahmindeki değişimi ölçen pertürbasyona dayalı bir yöntemdir; iki farklı aileden gelen açıklamaların karşılaştırılması bir çapraz kontrol işlevi görür. Üçüncüsü, LIME açıklamayı süperpiksel (superpixel) düzeyinde verir; bu da açıklamaların yaka, kol, etek gibi giysi parçaları üzerinden yorumlanmasını kolaylaştırır.

LIME, açıklanacak modelin bir örnek çevresindeki davranışını, yerel komşulukta ağırlıklandırılmış bir uyum kaybı ile bir karmaşıklık cezasını birlikte en aza indiren yorumlanabilir bir modelle yaklaşık olarak modeller (Ribeiro vd., 2016). Uygulamada yorumlanabilir birim olarak SLIC ile elde edilen yaklaşık 50 süperpiksel kullanılmıştır (Achanta vd., 2012). Her açıklamada 1.000 pertürbe örnek üretilmiş, kapatılan süperpikseller siyaha (0) boyanmıştır. LIME hesaplama açısından pahalı olduğundan her sınıftan 3 görüntüye uygulanmıştır.

Bora vd. (2024), aynı görüntü ve aynı model için LIME açıklamalarının çalıştırmadan çalıştırmaya değiştiğini göstermiştir. Bu nedenle her açıklama, aynı süperpiksel bölütlemesiyle ve üç farklı tohum değeriyle üç kez tekrarlanmıştır (toplam 41 görüntü). Tekrarlar arasındaki kararlılık, süperpiksel ağırlıkları arasındaki ortalama Spearman sıra korelasyonu ve en önemli 5 süperpikselin ortalama Jaccard benzerliğiyle değerlendirilmiştir.

Sadakat: silme ve ekleme. Isı haritalarının model kararını ne ölçüde yansıttığı, Petsiuk vd. (2018) tarafından önerilen silme (deletion) ve ekleme (insertion) ölçütleriyle değerlendirilmiştir. Silme ölçütünde en önemli pikseller kaldırıldıkça tahmin edilen sınıfın olasılığındaki düşüş, ekleme ölçütünde ise pikseller eklendikçe olasılıktaki artış izlenir. Yazarlar, eklemede sabit bir

zemine piksel eklemenin sınıflandırıcıyı yanıltabilecek sahte kanıtlar yaratabileceğini, bulanık bir başlangıç görüntüsünün bu sorunu azalttığını belirtmiştir. Silmede ise kaldırılan bölgelere sabit bir değer vermişlerdir (Petsiuk vd., 2018). Bu çalışmada da aynı strateji izlenmiştir. Silmede pikseller ısı haritasındaki önem sırasına göre 20 eşit adımda kaldırılmış ve kaldırılan piksellere normalleştirilmiş uzayda ortalama renge karşılık gelen sıfır değeri verilmiştir. Eklemede Gauss filtresiyle bulanıklaştırılmış görüntüden (çekirdek 51, σ = 25) başlanmış ve pikseller aynı sırayla özgün değerlerine döndürülmüştür.

Her adımda hedef sınıfın olasılığı kaydedilir ve eğrinin altındaki alan hesaplanır (Denklem 5):

$$\text{AUC} = \int_0^1 p_c\,(t)\,dt \approx \sum_{s=1}^{20} \frac{p_c(t_s)+p_c(t_{s-1})}{2}\,(t_s - t_{s-1}) \qquad (5)$$

Burada t, değiştirilen piksellerin oranını; $p_c(t)$ ise o orandaki hedef sınıf olasılığını gösterir. Silmede düşük, eklemede yüksek AUC daha sadık bir açıklamaya işaret eder. Ancak AUC değeri modelin o görüntüdeki başlangıç güveninden de etkilendiği için yöntemler mutlak değerleriyle değil, aynı görüntü için üretilen rastgele bir ısı haritasıyla karşılaştırılmıştır. Yöntem ile rastgele harita arasındaki eşleştirilmiş fark Wilcoxon işaretli sıralar testiyle sınanmıştır.

Model parametre rastgeleleştirme testi. Adebayo vd. (2018), bir açıklama yönteminin modele duyarlı olup olmadığını sınamak için eğitilmiş modelin açıklamasının, parametreleri rastgeleleştirilmiş bir modelin açıklamasıyla karşılaştırılmasını önermiştir. Bu testte Grad-CAM ve Score-CAM haritaları üç rastgeleleştirme düzeyinde yeniden üretilmiştir: yalnızca sınıflandırıcı katmanı, sınıflandırıcı ve hedef blok, tüm ağ.

Test, gruplu senaryonun 0. kat modellerinde her sınıftan en çok 3 görüntüyle (toplam 41 görüntü) yapılmıştır. Rastgeleleştirilmiş

modelin haritası, özgün modelin tahmin ettiği sınıf için üretilmiştir. Özgün ve rastgeleleştirilmiş haritalar arasındaki benzerlik Spearman sıra korelasyonu ve yapısal benzerlik indeksi (structural similarity index, SSIM) ile ölçülmüştür (Wang vd., 2004). Yöntem modele duyarlıysa, rastgeleleştirme derinleştikçe benzerliğin düşmesi beklenir.

İstatistiksel karşılaştırma

Modeller ve senaryolar arasındaki farkın anlamlılığı McNemar testiyle sınanmıştır (McNemar, 1947). Test, aynı görüntüler üzerindeki eşleştirilmiş doğru/yanlış tahminleri karşılaştırır ve yalnızca iki sınıflandırıcının ayrıştığı örnekleri kullanır. Bu örnekler iki gruptan oluşur: b, yalnızca A sınıflandırıcısının doğru bildiği örneklerin sayısı; c ise yalnızca B'nin doğru bildiği örneklerin sayısıdır. Test istatistiği süreklilik düzeltmesiyle hesaplanmıştır (Edwards, 1948; Denklem 6):

$$\chi^2 = \frac{(|b-c|-1)^2}{b+c} \quad (6)$$

İstatistik 1 serbestlik dereceli ki-kare dağılımına göre değerlendirilmiştir. Kontrol amacıyla hesaplanan kesin binom testi, tüm karşılaştırmalarda aynı anlamlılık kararını vermiştir. Senaryo karşılaştırmasında her model için rastgele ve gruplu senaryoların kat dışı tahminleri aynı 4.961 görüntü üzerinde, model karşılaştırmasında ise her senaryo içinde model çiftleri karşılaştırılmış; çoklu karşılaştırmalar için Bonferroni düzeltmesi uygulanmıştır. McNemar testi doğruluk farkını sınadığından, birincil ölçüt olan makro-F1 farklarının belirsizliği ayrıca kat dışı tahminler üzerinde 2.000 tekrarlı eşleştirilmiş önyükleme (bootstrap) ile %95 güven aralığı olarak hesaplanmıştır.

Uygulama ortamı

Deneyler Google Colab ortamında, grafik işlemci (GPU) desteğiyle Python dilinde yürütülmüştür. Derin öğrenme için

PyTorch ve timm; bölmeler, SVM ve ölçütler için scikit-learn; HOG, SLIC ve SSIM için scikit-image; CAM yöntemleri için pytorch-grad-cam; LIME için lime kütüphanesi kullanılmıştır.

Bulgular

Sınıflandırma başarımı

Tablo 3'te iki bölme senaryosunda üç derin öğrenme modelinin ve HOG+SVM temel modelinin test başarımları verilmiştir. Gruplu senaryoda en yüksek değerlere ConvNeXt-T ulaşmış (doğruluk 0,874 ± 0,007; makro-F1 0,823 ± 0,015), onu Swin-T ve ResNet-50 izlemiştir; rastgele senaryoda da sıralama aynı kalmıştır. Derin modellerde doğruluk ile makro-F1 arasındaki fark gruplu senaryoda 5–6, rastgele senaryoda yaklaşık 3 puandır; bu, az örnekli sınıflardaki başarımın genel doğruluğun gerisinde kaldığını göstermektedir. İlk-3 doğruluk tüm derin modellerde 0,96'nın üzerindedir.

Tablo 3. Test başarımları (ortalama ± standart sapma, 5 kat)

Senaryo	Model	Doğruluk	Makro-F1	Ağırlıklı F1	Dengeli doğruluk	İlk-3 doğruluk
Gruplu	HOG+SVM	0,550 ± 0,015	0,359 ± 0,022	0,519 ± 0,023	0,376 ± 0,025	—
Gruplu	ResNet-50	0,843 ± 0,017	0,785 ± 0,030	0,845 ± 0,017	0,802 ± 0,032	0,967 ± 0,009
Gruplu	ConvNeXt-T	0,874 ± 0,007	0,823 ± 0,015	0,875 ± 0,007	0,837 ± 0,019	0,978 ± 0,007
Gruplu	Swin-T	0,859 ± 0,025	0,807 ± 0,029	0,860 ± 0,026	0,818 ± 0,021	0,974 ± 0,010
Rastgele	HOG+SVM	0,642 ± 0,009	0,484 ± 0,019	0,616 ± 0,007	0,471 ± 0,018	—
Rastgele	ResNet-50	0,874 ± 0,005	0,841 ± 0,008	0,874 ± 0,005	0,849 ± 0,010	0,974 ± 0,004
Rastgele	ConvNeXt-T	0,901 ± 0,008	0,869 ± 0,010	0,901 ± 0,008	0,867 ± 0,010	0,985 ± 0,004
Rastgele	Swin-T	0,892 ± 0,008	0,860 ± 0,012	0,893 ± 0,009	0,869 ± 0,017	0,985 ± 0,005

Kaynak: Yazarlar tarafından hesaplanmıştır.

Modeller arası farkların anlamlılığı. Model çiftleri, her senaryonun kat dışı birleştirilmiş tahminleri üzerinde McNemar testiyle karşılaştırılmıştır (n = 4.961; Tablo 4). Senaryo ve model

karşılaştırmalarından oluşan dokuz testin tümü tek bir aile olarak ele alınmış, Bonferroni düzeltmesiyle anlamlılık eşiği 0,05/9 ≈ 0,0056 olarak belirlenmiştir. Gruplu senaryoda üç model çiftinin tümünde fark anlamlıdır; örneğin ConvNeXt-T, ResNet-50'nin yanlış sınıflandırdığı 353 görüntüyü doğru sınıflandırmış, tersi 206 görüntüde gerçekleşmiştir. Rastgele senaryoda ise ConvNeXt-T ile Swin-T arasındaki fark düzeltme sonrasında anlamlı değildir ($p = 0,026$). Makro-F1 farkları için hesaplanan önyükleme güven aralıkları bu tabloyu büyük ölçüde desteklemektedir: gruplu senaryoda ConvNeXt-T'nin ResNet-50'ye üstünlüğü 0,034 [0,020; 0,046], Swin-T'nin ResNet-50'ye üstünlüğü 0,023 [0,009; 0,036] olarak bulunmuştur. Ancak ConvNeXt-T ile Swin-T arasındaki makro-F1 farkının güven aralığı her iki senaryoda da sıfırı içermektedir (gruplu 0,011 [−0,002; 0,024]); gruplu senaryodaki anlamlı McNemar sonucu yalnızca doğruluk farkına aittir.

Tablo 4. McNemar testi sonuçları)

Karşılaştırma (A – B)	Yalnız A doğru (b)	Yalnız B doğru (c)	χ^2	p	Bonferroni sonrası
Senaryo: rastgele – gruplu					
ResNet-50	354	212	35,13	$3,1\times10^{-9}$	Anlamlı
ConvNeXt-T	244	114	46,48	$9,2\times10^{-12}$	Anlamlı
Swin-T	316	158	52,00	$5,5\times10^{-13}$	Anlamlı
Gruplu senaryo					
ResNet-50 – ConvNeXt-T	206	353	38,13	$6,6\times10^{-10}$	Anlamlı
ResNet-50 – Swin-T	246	321	9,66	$1,9\times10^{-3}$	Anlamlı
ConvNeXt-T – Swin-T	278	206	10,42	$1,2\times10^{-3}$	Anlamlı
Rastgele senaryo					
ResNet-50 – ConvNeXt-T	150	285	41,28	$1,3\times10^{-10}$	Anlamlı
ResNet-50 – Swin-T	177	268	18,20	$2,0\times10^{-5}$	Anlamlı
ConvNeXt-T – Swin-T	208	164	4,97	0,026	Anlamlı değil

Kaynak: Yazarlar tarafından hesaplanmıştır. Eşik: 0,05/9 ≈ 0,0056.

Klasik makine öğrenmesi temel modeli. HOG+SVM, gruplu senaryoda 0,550 ± 0,015 doğruluk ve 0,359 ± 0,022 makro-F1 değerine ulaşmıştır. Bu değerler, en iyi derin model olan ConvNeXt-T'nin doğrulukta 32,4, makro-F1'de 46,5 puan gerisindedir. McNemar testinde üç derin modelin her biri HOG+SVM'den anlamlı biçimde daha başarılıdır ($p < 10^{-200}$).

Örneğin ConvNeXt-T'nin doğru, HOG+SVM'nin yanlış sınıflandırdığı 1.782 görüntüye karşılık, tersi yalnızca 180 görüntüde gerçekleşmiştir. Kat dışı birleştirilmiş tahminlerde HOG+SVM'nin sınıf bazında F1 değerleri Polo için 0,016, Hoodie için 0,020 ve Blazer için 0,066 olmuştur; başka bir deyişle bu sınıflar neredeyse hiç tanınamamıştır. Tahminler çoğunluk sınıflarına kaymıştır: 4.961 tahminin 1.299'u T-Shirt olarak verilmiştir.

Veri sızıntısının etkisi

Rastgele bölme, tüm modellerde gruplu bölmeye göre daha yüksek başarım tahmini üretmiştir (Tablo 5). Derin modellerde makro-F1 ConvNeXt-T'de 4,5, Swin-T'de 5,3, ResNet-50'de 5,6 puan, doğruluk ise 2,8–3,4 puan artmıştır. Dört modelin hepsinde rastgele senaryonun en düşük kat makro-F1 değeri gruplu senaryonun en yüksek kat değerini aşmakta (örneğin ConvNeXt-T'de 0,857'ye karşı 0,838), yani kat dağılımları örtüşmemektedir. Senaryo farkı McNemar testinde üç derin modelde de anlamlıdır ($p \leq 3{,}1\times10^{-9}$; Tablo 4). Sızıntı etkisi HOG+SVM'de belirgin biçimde daha büyüktür (doğrulukta +9,2, makro-F1'de +12,5 puan; $\chi^2 = 262{,}9$; $p \approx 4\times10^{-59}$). Kat dışı tahminlerden hesaplanan makro-F1 farklarının %95 güven aralıklarının hiçbiri sıfırı içermemektedir: ResNet-50 0,042 [0,028; 0,055], ConvNeXt-T 0,035 [0,023; 0,046], Swin-T 0,037 [0,025; 0,050], HOG+SVM 0,125 [0,107; 0,142]. Derin modellerde bu değerlerin kat ortalamalarından biraz düşük çıkması, büyük olasılıkla kat ortalamasının farklı büyüklükteki gruplu katlara eşit ağırlık vermesinden kaynaklanmaktadır.Gruplu senaryoda katlar arası standart sapma tüm derin modellerde rastgele senaryodakinden daha büyüktür; örneğin ResNet-50'de makro-F1 için 0,030'a karşı 0,008. Gruplu senaryoda test kümesi büyüklüğünün katlar arasında 533 ile 1.475 arasında değiştiği hatırlanmalıdır.

Tablo 5. Veri sızıntısının başarım tahminine etkisi

Model	Δ Doğruluk	Δ Makro-F1	Rastgele en düşük kat makro-F1	Gruplu en yüksek kat makro-F1
HOG+SVM	+0,092	+0,125	0,458	0,393
ResNet-50	+0,031	+0,056	0,829	0,826
ConvNeXt-T	+0,028	+0,045	0,857	0,838
Swin-T	+0,034	+0,053	0,844	0,828

Kaynak: Yazarlar tarafından hesaplanmıştır.

Sınıf düzeyinde sızıntı etkisi. Sızıntının etkisi sınıflar arasında eşit dağılmamıştır (Tablo 6). En büyük artış Hoodie (+0,119), Polo (+0,099) ve Blazer (+0,073) sınıflarında görülmüştür. Bu üç sınıf, veri kümesinin en az örnekli sınıfları arasındadır (100–120 görüntü; Tablo 2). En küçük artış Shoes (+0,013), Pants (+0,019) ve T-Shirt (+0,020) sınıflarında görülmüştür.

Tablo 6. Sınıf bazında F1 değerleri.

Sınıf	Gruplu	Rastgele	Fark
Hoodie	0,556	0,675	+0,119
Blazer	0,666	0,739	+0,073
Polo	0,707	0,806	+0,099
Outwear	0,743	0,802	+0,059
Undershirt	0,785	0,841	+0,056
Dress	0,791	0,839	+0,048
Longsleeve	0,801	0,849	+0,048
Skirt	0,803	0,851	+0,048
Shirt	0,813	0,858	+0,045
Shorts	0,851	0,880	+0,029
T-Shirt	0,916	0,936	+0,020
Hat	0,928	0,974	+0,046
Pants	0,934	0,953	+0,019
Shoes	0,975	0,988	+0,013

Kaynak: Yazarlar tarafından hesaplanmıştır.

Sınıflar arası karışıklıklar

Gruplu senaryoda üç modelin kat dışı tahminleri birlikte değerlendirildiğinde en sık karışan sınıf çiftleri Tablo 7'de verilmiştir. Mutlak sayıca en sık karışıklık, Shorts görüntülerinin Pants olarak sınıflandırılmasıdır (101 tahmin; Shorts satırının %10,9'u). Oransal olarak en belirgin karışıklık Hoodie sınıfındadır: Hoodie görüntülerinin %23,3'ü Outwear olarak tahmin edilmiştir.

Longsleeve ise üç farklı sınıfa benzer oranlarda karışmıştır: T-Shirt (%4,7), Outwear (%4,5) ve Hoodie (%4,5).

Üç modelin karışıklık matrisleri Şekil 1'de gösterilmiştir. Hoodie–Outwear ve Shorts–Pants karışıklıkları üç modelde de görülmekte, Hoodie sınıfının doğru sınıflandırılma oranı ResNet-50'de 0,60, ConvNeXt-T'de 0,50 ve Swin-T'de 0,56 ile en düşük kalmaktadır.

Tablo 7. En sık karışan sınıf çiftleri.

Gerçek sınıf → Tahmin	Adet	Gerçek sınıf satırındaki pay (%)
Shorts → Pants	101	10,9
Longsleeve → T-Shirt	98	4,7
Longsleeve → Outwear	95	4,5
Longsleeve → Hoodie	94	4,5
T-Shirt → Dress	92	3,0
Pants → Shorts	77	3,7
Longsleeve → Dress	73	3,5
Hoodie → Outwear	70	23,3

Kaynak: Yazarlar tarafından hesaplanmıştır. Pay, üç modelin toplam tahminleri içinde hesaplanmıştır.

Çocuk giysisi alt grubu

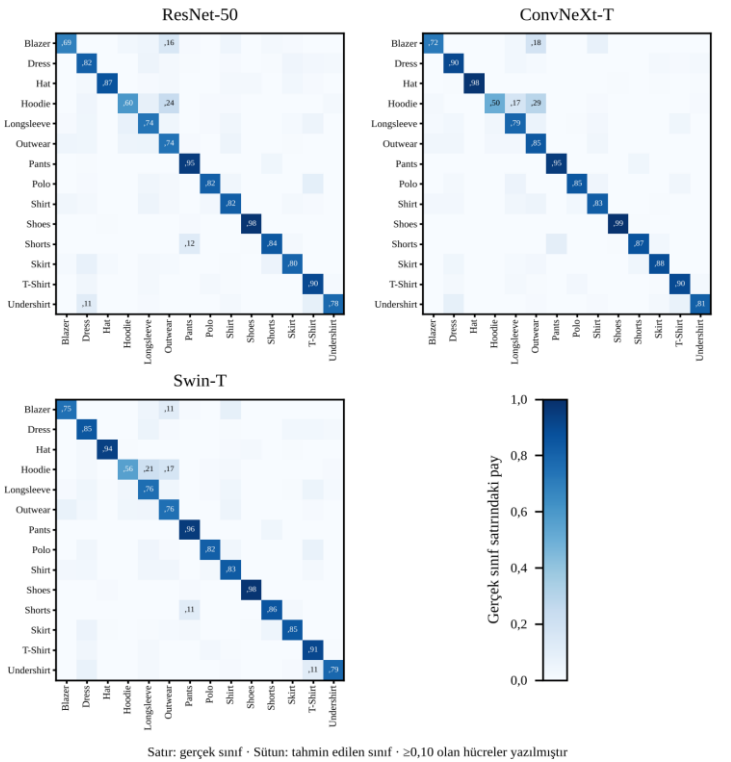
Çocuk giysisi olarak işaretli 367 görüntüde modellerin test doğruluğu Tablo 8'de verilmiştir. Gruplu senaryoda üç modelin hepsinde çocuk giysisi alt grubunun doğruluğu diğer görüntülerden düşüktür. Fark ConvNeXt-T'de 2,2 puan (0,852'ye karşı 0,874), Swin-T'de 7,8 puandır (0,786'ya karşı 0,864). Rastgele senaryoda ise ConvNeXt-T'de çocuk giysisi alt grubu daha yüksek doğruluk vermiştir (0,913'e karşı 0,900). Alt grup küçük olduğundan bu farklar dikkatle yorumlanmalıdır.

Tablo 8. Çocuk giysisi alt grubunda test doğruluğu

Senaryo	Model	Diğer görüntüler	Çocuk giysisi (n = 367)
Gruplu	ResNet-50	0,846	0,798
Gruplu	ConvNeXt-T	0,874	0,852
Gruplu	Swin-T	0,864	0,786
Rastgele	ResNet-50	0,875	0,852
Rastgele	ConvNeXt-T	0,900	0,913
Rastgele	Swin-T	0,894	0,873

Kaynak: Yazarlar tarafından hesaplanmıştır.

Şekil 1. Gruplu senaryoda üç modelin satıra göre normalleştirilmiş karışıklık matrisleri (kat dışı birleştirilmiş tahminler)



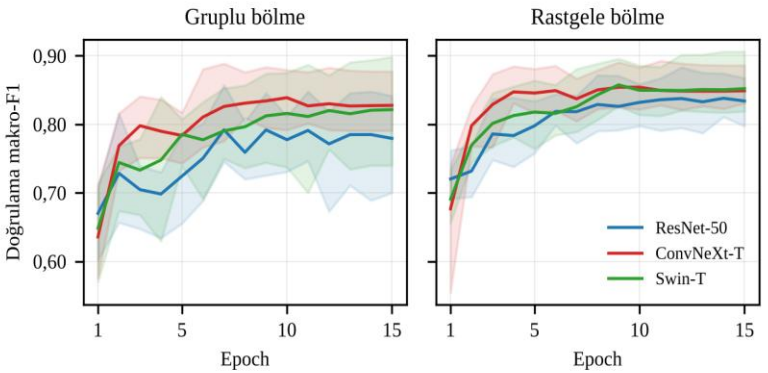
Kaynak: Yazarlar tarafından hazırlanmıştır.

Öğrenme eğrileri

Doğrulama makro-F1 değerine göre seçilen en iyi epoch, 30 koşunun 23'ünde 6. ile 12. epoch arasında yer almıştır. 10. epoch'tan son epoch'a (15.) doğrulama makro-F1 değerindeki değişimin medyanı +0,003'tür; koşuların 14'ünde bu aralıkta değer düşmüştür. Değişim yalnızca 4 koşuda +0,02'yi aşmıştır.

Bu, 15 epoch'luk eğitim süresinin modellerin doygunluğa ulaşması için büyük ölçüde yeterli olduğunu düşündürmektedir (Şekil 2).

Şekil 2. Doğrulama makro-F1 değerinin epoch'a göre değişimi



Kaynak: Yazarlar tarafından hazırlanmıştır.

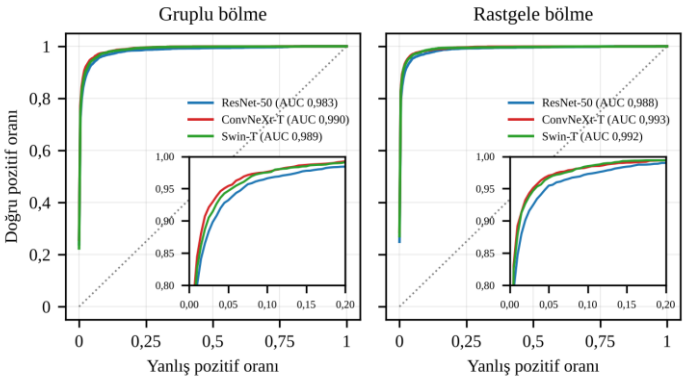
ROC eğrileri

Modellerin sınıfları olasılık sıralaması açısından ne ölçüde ayırdığı, sınıf başına bire karşı hepsi (one-vs-rest) ROC eğrileriyle incelenmiştir (Şekil 3). Gruplu senaryoda makro ortalama ROC eğrisi altındaki alan (AUC) ResNet-50 için 0,983, ConvNeXt-T için 0,990, Swin-T için 0,989 olmuştur. Kat bazında değerler sırasıyla 0,983 ± 0,001, 0,991 ± 0,002 ve 0,989 ± 0,002'dir. Rastgele senaryoda değerler sırasıyla 0,988, 0,993 ve 0,992'dir. AUC'deki artış 0,003–0,005 düzeyinde kalmış, makro-F1'deki 4,5–5,6 puanlık artışa göre çok daha küçük olmuştur. Sınıf bazında, gruplu senaryoda en düşük AUC değerleri Longsleeve (0,964–0,977), Hoodie (0,968–0,985) ve Outwear (0,975–0,983) sınıflarında görülmüştür. Bunlar karışıklık matrisinde de en çok karışan sınıflardır.

AUC değerlerinin 0,98'in üzerinde olmasına karşın makro-F1'in 0,79–0,82'de kalması, modellerin doğru sınıfa çoğunlukla yüksek bir olasılık sıralaması verdiğini, ancak benzer sınıflar arasındaki karar sınırında hata yaptığını göstermektedir. AUC değerleri tavana yakın olduğundan sızıntının AUC'deki mutlak etkisi küçük görünmektedir; bu nedenle bu veri setinde AUC tek

başına raporlandığında hem başarım hem de sızıntının etkisi olduğundan farklı algılanabilir.

Şekil 3. Makro ortalama ROC eğrileri (kat dışı birleştirilmiş test tahminleri; iç grafik sol üst köşenin yakın görünümüdür)



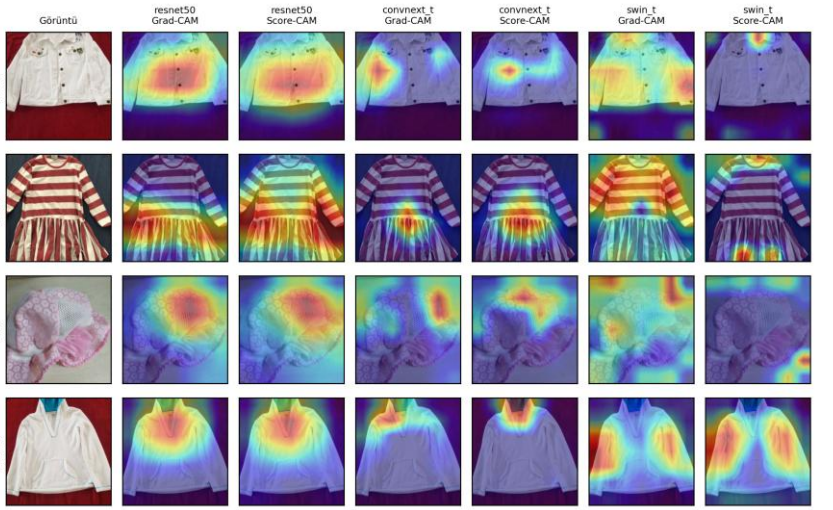
Kaynak: Yazarlar tarafından hazırlanmıştır.

Açıklanabilirlik bulguları

Nitel gözlemler. Şekil 4'te gruplu senaryonun test kümesinden dört görüntü için Grad-CAM ve Score-CAM haritaları gösterilmiştir. ResNet-50'de iki yöntem birbirine çok benzeyen ve giysinin gövdesini geniş bir alan olarak işaretleyen haritalar üretmiştir. ConvNeXt-T daha dar bölgelere odaklanmış; örneğin Hoodie görüntüsünde yaka ve kapüşonu, Dress görüntüsünde bel–etek geçişini öne çıkarmıştır. Swin-T'nin haritaları daha parçalıdır ve Score-CAM'de bazı yüksek değerler görüntünün kenarlarına düşmektedir.

Haritalar her modelin tahmin ettiği sınıf için üretilmiştir ve bu tahminler her zaman doğru değildir: ResNet-50 dört görüntünün tümünü doğru sınıflandırırken ConvNeXt-T Blazer görüntüsünü Outwear, Swin-T ise Blazer ve Hoodie görüntülerini Shirt, Dress görüntüsünü Longsleeve olarak sınıflandırmıştır. Bu gözlemler dört görüntüye dayandığından genellenmemeli, aşağıdaki nicel ölçütlerle birlikte okunmalıdır.

Şekil 4. Örnek Grad-CAM ve Score-CAM ısı haritaları



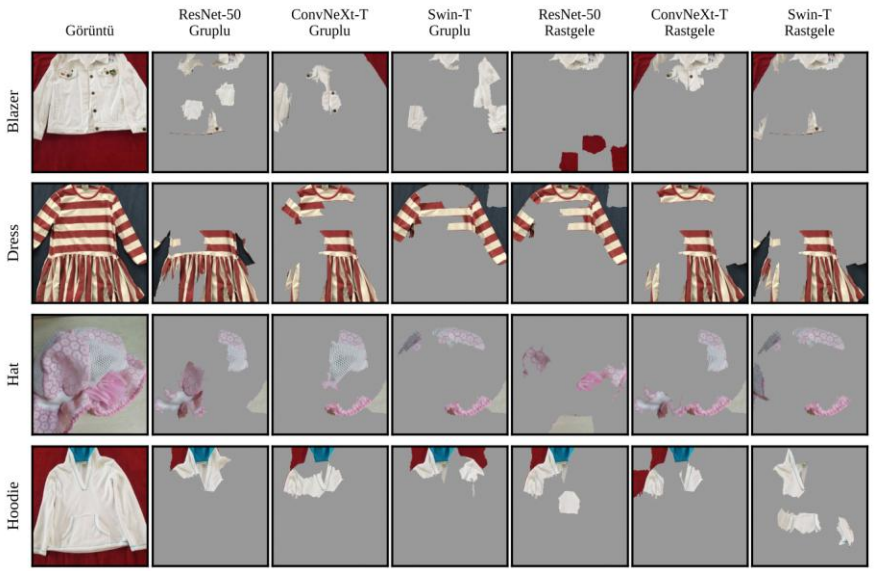
Kaynak: Yazarlar tarafından hazırlanmıştır. Haritalar modelin tahmin ettiği sınıf için üretilmiştir.

LIME açıklamaları. Şekil 5'te aynı dört görüntü için LIME'ın en çok katkı verdiği beş süperpiksel, her iki senaryonun modelleri için gösterilmiştir. Gruplu senaryoda seçilen bölgeler büyük ölçüde giysinin üzerindedir. Hoodie görüntüsünde üç model de yaka ve kapüşon çevresini (kısmen ona bitişik arka planla birlikte) seçmiştir; bu, CAM haritalarındaki gözlemle uyumludur. Dress görüntüsünde bel–etek geçişi ve şeritli gövde, Hat görüntüsünde ise şapkanın kenar bölgeleri öne çıkmaktadır. Rastgele senaryoda bazı açıklamalarda giysi dışındaki bölgeler de seçilmiştir. Bunun en belirgin örneği Blazer görüntüsünde görülmektedir. Bu görüntüde ResNet-50 yanlış bir tahminde bulunmuş (Shirt) ve bu tahmini destekleyen beş süperpikselden üçü giysinin altındaki zeminde yer almıştır. Gruplu senaryonun ResNet-50 modeli ise aynı görüntüyü doğru sınıflandırmış ve giysinin gövdesindeki bölgeleri seçmiştir. Blazer ve Hoodie görüntüleri, çalışma veri kümesinde 323 görüntüsü bulunan aynı göndericiye aittir ve aynı zemin üzerinde çekilmiştir.

Rastgele senaryoda bu göndericinin diğer görüntüleri eğitim kümesinde yer almaktadır.

Bu örnek, rastgele bölmede eğitilen bir modelin göndericiye özgü arka plan ipuçlarından yararlanabileceğine dair nitel bir işarettir. Ancak tek bir görüntüye dayandığı için bir kanıt olarak değil, ileride maskeli arka plan analiziyle sınanması gereken bir gözlem olarak değerlendirilmelidir.

Şekil 5. Gruplu ve rastgele senaryo modelleri için LIME açıklamaları (görünen alanlar: tahmin edilen sınıfa en çok katkı veren beş süperpiksel)



Kaynak: Yazarlar tarafından hazırlanmıştır. Görselleştirmede Ribeiro vd. (2016, Şekil 4) izlenmiş, görüntünün geri kalanı griye boyanmıştır.

Sadakat. Tablo 9'da her yöntemin silme ve ekleme AUC değerleri, aynı görüntülerde üretilen rastgele haritanın değerleriyle karşılaştırılmıştır. Rastgele senaryoda örüntü büyük ölçüde benzer olduğu için tabloda gruplu senaryo verilmiştir. Başlıca fark, Swin-T Grad-CAM'in silme ölçütündeki üstünlüğünün rastgele senaryoda ortadan kalkmasıdır ($p = 0{,}412$). LIME üç modelde de en tutarlı

sadakat kanıtını vermiştir: ekleme AUC'si rastgele haritaya göre 0,23–0,35 yüksektir ve görüntülerin %88–95'inde rastgele haritadan daha iyidir; silmede ise yalnızca ResNet-50'de fark anlamlı değildir. ResNet-50'nin CAM haritaları eklemede rastgele haritadan belirgin biçimde daha iyi (+0,22–0,23), silmede ise ondan ayrışmamaktadır. ConvNeXt-T'de durum tersinedir: CAM haritaları silmede açıkça daha iyi (−0,15 ve −0,20), eklemede ise rastgele haritadan ayrışmamıştır; rastgele senaryoda Grad-CAM'in ekleme AUC'si rastgele haritanın biraz altında kalmıştır (−0,07; p = 0,044). Swin-T'nin CAM haritaları her iki ölçütte de rastgele haritadan daha iyidir (silme −0,10; ekleme +0,18–0,19), ancak silmedeki üstünlük görüntülerin yalnızca %61–63'ünde gözlenmiştir.

Bu sonuçlar, aynı açıklama yönteminin farklı mimarilerde farklı sadakat düzeyleri gösterebildiğini ve tek bir ölçütün yanıltıcı olabileceğini ortaya koymaktadır. Tablodaki p değerleri düzeltilmemiş değerlerdir. 36 karşılaştırmaya Bonferroni düzeltmesi uygulandığında (eşik ≈ 0,0014) p < 0,001 olan sonuçlar ve Swin-T Grad-CAM'in silme sonucu (p = 0,0008) anlamlı kalmakta, Swin-T Score-CAM'in silme sonucu (p = 0,003) ise eşiği aşmaktadır.

Tablo 9. Açıklama yöntemlerinin rastgele haritaya göre sadakati (gruplu senaryo, kat 0)

Model	Yöntem	n	Silme AUC ↓ (yöntem / rastgele)	p	Ekleme AUC ↑ (yöntem / rastgele)	p
ResNet-50	Grad-CAM	87	0,239 / 0,316	0,081	0,663 / 0,433	< 0,001
ResNet-50	Score-CAM	87	0,250 / 0,316	0,209	0,657 / 0,433	< 0,001
ResNet-50	LIME	41	0,228 / 0,328	0,297	0,758 / 0,404	< 0,001
ConvNeXt-T	Grad-CAM	87	0,396 / 0,542	< 0,001	0,529 / 0,562	0,267
ConvNeXt-T	Score-CAM	87	0,338 / 0,542	< 0,001	0,579 / 0,562	0,451
ConvNeXt-T	LIME	41	0,268 / 0,549	< 0,001	0,783 / 0,553	< 0,001
Swin-T	Grad-CAM	87	0,395 / 0,497	0,0008	0,705 / 0,526	< 0,001
Swin-T	Score-CAM	87	0,395 / 0,497	0,003	0,715 / 0,526	< 0,001
Swin-T	LIME	41	0,296 / 0,515	< 0,001	0,801 / 0,539	< 0,001

Kaynak: Yazarlar tarafından hesaplanmıştır. ↓ düşük değer, ↑ yüksek değer daha iyidir. p: Wilcoxon işaretli sıralar testi (yöntem ile rastgele harita, eşleştirilmiş). LIME daha az görüntüye uygulandığından rastgele haritanın değeri aynı görüntü alt kümesinde hesaplanmıştır.

Model parametre rastgeleleştirme testi. Tablo 10'da özgün haritalar ile parametreleri kademeli olarak rastgeleleştirilmiş modellerin haritaları arasındaki benzerlik verilmiştir. Grad-CAM üç modelde de daha ilk düzeyde, yalnızca sınıflandırıcı rastgeleleştirildiğinde, özgün haritayla ilişkisini neredeyse tamamen yitirmiştir (Spearman −0,08 ile 0,04 arası). Bu, yöntemin modele duyarlı olduğunu ve testi geçtiğini göstermektedir. Score-CAM ise mimariye göre farklı davranmıştır. ResNet-50'de sınıflandırıcı rastgeleleştirildiğinde haritalar özgün haritaya çok benzer kalmıştır (Spearman 0,889; SSIM 0,905). Benzerlik ancak son blok (0,579) ve tüm ağ (0,275) rastgeleleştirildiğinde azalmıştır. ConvNeXt-T'de sınıflandırıcı düzeyinde orta düzeyde bir benzerlik (0,323) kalmış, Swin-T'de ise benzerlik ilk düzeyde ortadan kalkmıştır.

Tablo 10. Model parametre rastgeleleştirme testi (gruplu senaryo, kat 0; 41 görüntü; ortalama Spearman / SSIM)

Model	Yöntem	Sınıflandırıcı	Sınıflandırıcı + son blok	Tüm ağ
ResNet-50	Grad-CAM	0,033 / 0,304	−0,023 / 0,249	0,020 / 0,283
ResNet-50	Score-CAM	0,889 / 0,905	0,579 / 0,670	0,275 / 0,558
ConvNeXt-T	Grad-CAM	0,042 / 0,297	0,080 / 0,275	0,006 / 0,260
ConvNeXt-T	Score-CAM	0,323 / 0,417	−0,165 / 0,166	0,042 / 0,216
Swin-T	Grad-CAM	−0,079 / 0,223	−0,050 / 0,239	−0,022 / 0,181
Swin-T	Score-CAM	0,051 / 0,288	0,086 / 0,301	−0,050 / 0,278

Kaynak: Yazarlar tarafından hesaplanmıştır.

Değerler 1'e yaklaştıkça rastgeleleştirilmiş modelin haritası özgün haritaya benzemektedir; modele duyarlı bir yöntemde değerlerin düşük olması beklenir.

LIME kararlılığı. Aynı görüntü için üç tekrar arasında süperpiksel ağırlıklarının ortalama Spearman korelasyonu 0,72–0,85, en önemli beş süperpikselin ortalama Jaccard benzerliği ise 0,67–0,78 aralığında bulunmuştur. Gruplu senaryoda ConvNeXt-T'nin açıklamaları en kararlıdır (Spearman 0,854 ± 0,075; Jaccard 0,784 ± 0,168). Aynı senaryoda ResNet-50'nin açıklamaları en kararsızdır ve görüntüden görüntüye en çok değişendir (Spearman 0,716 ± 0,218; Jaccard 0,670 ± 0,244).

Bu, aynı ayarlarla çalıştırılan LIME'ın en önemli beş bölgeden ortalama olarak yaklaşık birini tekrardan tekrara değiştirdiği anlamına gelmektedir.

Tartışma

Model başarımı ve klasik temel model (AS1). Gönderici bazlı değerlendirmede en yüksek başarıma ConvNeXt-T ulaşmış, Swin-T ve ResNet-50 onu izlemiştir. Farklar McNemar testinde anlamlıdır; ancak makro-F1 açısından ConvNeXt-T ile Swin-T arasındaki farkın güven aralığı sıfırı içermektedir. ConvNeXt-T'nin ResNet-50'den üstünlüğü, aynı ölçekteki bir evrişimli ağın tasarım modernizasyonuyla güçlenebileceğini gösteren Liu vd. (2022) ile uyumludur. Doğruluk açısından ConvNeXt-T ile Swin-T arasındaki fark rastgele bölmede anlamlılığını yitirmiştir; bu, mimari karşılaştırmaların sonucunun bölme biçimine ve kullanılan ölçüte bağlı olabileceğini düşündürmektedir.

HOG+SVM'nin derin modellerin çok gerisinde kalması, Xu vd.nin (2022) giyilmiş giysi görüntülerinde CNN'lerin HOG+SVM'den üstün olduğu bulgusuyla yön olarak uyumludur. Benzer bir tablo Alzahrani vd.nin (2026) aynı protokolle yaptığı karşılaştırmada da görülmektedir. HOG+SVM'nin az örnekli sınıfları (Polo, Hoodie, Blazer) neredeyse hiç tanıyamaması ve tahminlerini çoğunluk sınıfına kaydırması, el yapımı kenar ve doku özniteliklerinin gerçek dünya fotoğraflarındaki çeşitliliği taşımakta yetersiz kaldığını düşündürmektedir. Veri setleri ve sınıf setleri farklı olduğundan bu çalışmalarla sayısal bir karşılaştırma yapılmamıştır.

Gönderici kaynaklı sızıntı (AS2). Bölümün ana bulgusu, aynı göndericinin görüntülerinin eğitim ve test kümelerine dağılmasının başarım tahminlerini sistematik olarak yükselttiğidir: derin modellerde makro-F1 kat ortalamalarında 4,5–5,6 puan yüksek görünmüş ve iki senaryonun kat dağılımları hiç örtüşmemiştir. Bu bulgu, eğitim ve test örneklerinin aynı kişilerden ya da birimlerden

gelmesini bir sızıntı türü olarak tanımlayan Kapoor ve Narayanan'ın (2023) çerçevesine uymaktadır. İki ayrıntı, sızıntının gönderici ortamına özgü ipuçlarıyla ilişkili olabileceğini düşündürmektedir: sızıntı etkisi HOG+SVM'de derin modellerdekinin yaklaşık iki ila üç katıdır ve en çok etkilenen sınıflar az örnekli Hoodie, Polo ve Blazer'dır.

Olası bir açıklama, düşük düzeyli özniteliklerle çalışan modellerin ve az örnekli sınıflarda tüm modellerin, giysinin kendisinden çok göndericinin arka planı, zemini ve çekim düzeni gibi ipuçlarına daha fazla dayanmasıdır. Bu açıklama kısayol öğrenme çerçevesiyle (Geirhos vd., 2020) ve arka planın kısayol kaynağı olabileceğini gösteren Xiao vd. (2021) ile tutarlıdır. Şekil 5'teki Blazer örneğinde rastgele senaryonun ResNet-50 modelinin yanlış tahminini büyük ölçüde zemin bölgelerine dayandırması, bu hipotezle uyumlu nitel bir işarettir. Ancak bu çalışmada arka plan maskeli bir analiz yapılmadığından bu açıklama bir hipotez olarak kalmaktadır.

Bu bulgu literatür açısından da önemlidir. Clothing Dataset'i kullanan ve incelenen çalışmalardan hiçbiri gönderici bilgisinden yararlanmamıştır (Abbas vd., 2024; Müller vd., 2023). Bu nedenle bu çalışmalarda bildirilen başarımların bir kısmı, sızıntı nedeniyle gerçek genelleme başarımından yüksek olabilir. Dolayısıyla veri setleri gönderici ya da kaynak bilgisi içerdiğinde bölmelerin bu bilgiye göre yapılması ve raporlanması önerilmektedir.

Açıklamaların güvenilirliği (AS3). Nicel değerlendirmeler, ısı haritalarının görsel olarak ikna edici olmasının yeterli olmadığını göstermiştir.

İlk bulgu, sadakatin yönteme olduğu kadar mimariye de bağlı olmasıdır: ConvNeXt-T'nin CAM haritaları silme ölçütünde başarılıyken ekleme ölçütünde rastgele haritadan ayrışmamakta, ResNet-50'de ise durum bunun tersi olmaktadır. Silme ve ekleme

ölçütlerinin farklı sonuçlar verebilmesi, Petsiuk vd.nin (2018) iki ölçütü birlikte önermesinin gerekçesini de desteklemektedir. İkinci bulgu rastgeleleştirme testiyle ilgilidir. Grad-CAM üç modelde de testi geçmiştir; bu, Grad-CAM'in model parametrelerine duyarlı olduğunu bildiren Adebayo vd. (2018) ile uyumludur. Score-CAM ise ResNet-50'de sınıflandırıcı katmanı rastgeleleştirildiğinde de özgün haritaya çok benzer haritalar üretmiştir; bu, Wang vd.nin (2020) Score-CAM'in model parametre rastgeleleştirme testini geçtiği yönündeki bildirimiyle bu kurulumda çelişmektedir. Olası bir neden, Score-CAM'in ağırlıklarını maskelenmiş girdilerin skorlarından hesaplamasıdır; bu durumda değişmeyen gövdenin aktivasyon haritaları, sınıflandırıcı bozulsa bile haritanın yapısını belirlemeye devam edebilir. Bu açıklama doğrudan sınanmamıştır.

Üçüncü bulgu LIME ile ilgilidir. LIME sadakat ölçütlerinde en iyi sonuçları vermiş, ancak aynı ayarlarla tekrarlandığında en önemli beş bölgeden ortalama yaklaşık birini değiştirmiştir. Bu kararsızlık, Bora vd.nin (2024) gözlemiyle uyumludur ve LIME açıklamalarının tek bir çalıştırmaya dayanarak yorumlanmaması gerektiğini göstermektedir.

Swin-T için CAM haritalarının daha parçalı olması ve kenarlara kayması, CAM yöntemlerinin Transformer'lara doğrudan aktarımının sınırlılıklarına ilişkin Chefer vd.nin (2021) uyarısıyla birlikte değerlendirilmelidir.

Bu üç bulgu birlikte, açıklama yönteminin model ve amaca göre ve nicel testlerle seçilmesi gerektiğine işaret etmektedir. İncelenen moda çalışmalarından Saad vd. (2026) Grad-CAM haritalarını görsel olarak yorumlamış, Çakır ve Al-Hubaishi (2025) ile Son vd. (2026) ise birer nicel ölçüt kullanmıştır. Bu durum dikkate alındığında, bu bölümde uygulanan sadakat ve rastgeleleştirme testlerinin birlikte raporlanması iyi bir uygulama olarak önerilebilir.

Karışan sınıflar ve konfeksiyon bilgisi (AS4). Modellerin en çok karıştırdığı sınıflar, konfeksiyon açısından da yakın ürün gruplarıdır. Aşağıdaki konfeksiyon yorumları yazarların alan bilgisine dayanmaktadır. Hoodie görüntülerinin yaklaşık dörtte biri Outwear olarak tahmin edilmiştir; kapüşonlu ve fermuarlı bir sweatshirt, düz bir fotoğrafta hafif bir dış giyim ürününden çoğu zaman yalnızca kumaş kalınlığı ve kapüşon ayrıntısıyla ayrılır ve kumaş kalınlığı görüntüden zor çıkarılan bir özelliktir. Shorts ile Pants sınıflarının birbirine karışması, diz altı şortlar ile kısa paçalı pantolonlar arasındaki sınırın paça boyuna bağlı olmasıyla açıklanabilir; giysinin düz serildiği fotoğraflarda bu boy ölçeği belirsizleşir. Longsleeve sınıfının T-Shirt, Outwear ve Hoodie'ye karışması ise uzun kollu üst giyimin bu üç sınıfla ortak bir üst beden siluetini paylaşmasıyla tutarlıdır.

ConvNeXt-T'nin Hoodie görüntüsünde yaka ve kapüşon bölgesine odaklanması (Şekil 4), modelin ayırt edici parçayı yakalayabildiğini gösteren nitel bir örnektir. Ancak tek bir görüntüye dayandığından genellenmemelidir. Giysi türleri arasındaki yüksek benzerliğin yol açtığı güçlükler başka bir çalışmada da bildirilmiştir (Saad vd., 2026). Bu da sınıf tanımlarının konfeksiyon ölçütleriyle netleştirilmesinin ve gerekirse hiyerarşik bir sınıf yapısının kullanılmasının yararlı olabileceğini düşündürmektedir.

Sınırlılıklar. Bu çalışmanın sonuçları bazı sınırlılıklar içinde değerlendirilmelidir. Açıklama dosyasında sender_id katkı veren kişinin kimliği olarak tanımlansa da aynı kişinin farklı kimliklerle görüntü göndermiş olma olasılığı denetlenememiştir; böyle bir durumda gruplu bölmede de kısmi bir sızıntı kalacağından, ölçülen sızıntı etkisi gerçek etkinin alt sınırı olarak yorumlanmalıdır. Gönderici katkıları dengesiz olduğundan gruplu katların test büyüklükleri 533 ile 1.475 görüntü arasında değişmiştir. Önyükleme ve McNemar testi görüntü düzeyinde uygulandığından aynı göndericiye ait görüntüler arasındaki bağımlılık hesaba

katılmamıştır; bu nedenle güven aralıkları olduğundan dar olabilir. XAI analizleri tek bir katta ve sınırlı sayıda görüntüde (87; LIME ve rastgeleleştirme için 41) yapılmış, CAM yöntemleri Swin-T'ye uyarlanarak uygulanmış ve arka plana dayanma hipotezini doğrudan sınayacak giysi maskeleri hazırlanmamıştır. Hiperparametre optimizasyonu yapılmamış, her kat tek bir tohum değeriyle eğitilmiştir.

Sonuç

Bu bölümde, farklı katkıcılardan toplanan gerçek dünya giysi fotoğraflarından oluşan Clothing Dataset üzerinde üç derin öğrenme mimarisi ve klasik bir temel model aynı protokolle karşılaştırılmış, gönderici kaynaklı veri sızıntısının etkisi ölçülmüş ve model açıklamalarının güvenilirliği nicel olarak sınanmıştır. Gönderici bazlı değerlendirmede ConvNeXt-T en yüksek başarıma ulaşmış (makro-F1 0,823; Swin-T ile farkı güven aralığı içindedir) ve üç derin model de HOG+SVM'den (0,359) çok daha başarılı olmuştur (AS1). Rastgele bölme, derin modellerde makro-F1'i kat ortalamalarında 4,5–5,6 puan, HOG+SVM'de 12,5 puan yüksek göstermiştir; bu nedenle bu veri setinde göndericiye göre bölme yapılmadan bildirilen başarımlar iyimser olabilir (AS2). Açıklamaların güvenilirliği yönteme ve mimariye göre değişmiş; Grad-CAM rastgeleleştirme testini üç modelde de geçerken Score-CAM ResNet-50'de geçememiş, LIME ise en sadık ancak tekrarlar arasında kısmen kararsız açıklamaları üretmiştir (AS3). En sık karışıklıklar konfeksiyon açısından da yakın olan Hoodie–Outwear, Shorts–Pants ve Longsleeve ile diğer üst giyim sınıfları arasında görülmüştür (AS4).

Bu bulgular üç uygulama önerisine işaret etmektedir: giysi görüntüsü veri setleri toplanırken gönderici, mağaza ya da çekim oturumu gibi kaynak bilgileri kaydedilmeli ve değerlendirmede gruplu bölme kullanılmalı; ısı haritaları sadakat ve rastgeleleştirme

testleriyle birlikte raporlanmalı; karışan sınıfların tanımları konfeksiyon ölçütleriyle netleştirilmelidir. Gelecek çalışmalarda giysi maskeleriyle arka plana dayanmanın doğrudan ölçülmesi, Transformer modellerine özgü açıklama yöntemlerinin karşılaştırılması ve farklı gönderici ve çekim koşullarından gelen dış bir test kümesinde genellemenin sınanması yararlı olacaktır.

Kaynakça

Abbas, W., Zhang, Z., Asim, M., Chen, J., & Ahmad, S. (2024). AI-driven precision clothing classification: Revolutionizing online fashion retailing with hybrid two-objective learning. *Information, 15*(4), Article 196. https://doi.org/10.3390/info15040196

Achanta, R., Shaji, A., Smith, K., Lucchi, A., Fua, P., & Süsstrunk, S. (2012). SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 34*(11), 2274–2282. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2012.120

Adebayo, J., Gilmer, J., Muelly, M., Goodfellow, I., Hardt, M., & Kim, B. (2018). Sanity checks for saliency maps. In *Advances in Neural Information Processing Systems 31 (NeurIPS 2018)*. https://papers.nips.cc/paper/8160-sanity-checks-for-saliency-maps

Alzahrani, H., Almotairi, M., & Basbrain, A. (2026). Occasion-based clothing classification using vision transformer and traditional machine learning models. *Computers, 15*(4), Article 249. https://doi.org/10.3390/computers15040249

Bora, R. P., Terhörst, P., Veldhuis, R., Ramachandra, R., & Raja, K. (2024). SLICE: Stabilized LIME for consistent explanations for image classification. In *Proceedings of the IEEE/CVF*

Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) (pp. 10988–10996).

Chefer, H., Gur, S., & Wolf, L. (2021). Transformer interpretability beyond attention visualization. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (pp. 782–791).

Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning, 20*, 273–297. https://doi.org/10.1007/BF00994018

Çakır, S. N., & Al-Hubaishi, M. (2025). Lightweight XAI-enhanced CNN for Fashion-MNIST classification on edge devices. In *2025 9th International Symposium on Innovative Approaches in Smart Technologies (ISAS)* (pp. 1–8). IEEE. https://doi.org/10.1109/ISAS66241.2025.11101914

Dalal, N., & Triggs, B. (2005). Histograms of oriented gradients for human detection. In *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)* (Vol. 1, pp. 886–893). IEEE. https://doi.org/10.1109/CVPR.2005.177

Edwards, A. L. (1948). Note on the "correction for continuity" in testing the significance of the difference between correlated proportions. *Psychometrika, 13*(3), 185–187. https://doi.org/10.1007/BF02289261

Geirhos, R., Jacobsen, J.-H., Michaelis, C., Zemel, R., Brendel, W., Bethge, M., & Wichmann, F. A. (2020). Shortcut learning in deep neural networks. *Nature Machine Intelligence, 2*(11), 665–673. https://doi.org/10.1038/s42256-020-00257-z

Grigorev, A. (2020a). *Clothing dataset* [Veri seti]. GitHub. https://github.com/alexeygrigorev/clothing-dataset

Grigorev, A. (2020b). *Clothing dataset (full, high resolution)* [Veri seti]. Kaggle. https://www.kaggle.com/datasets/agrigorev/clothing-dataset-full

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 (CVPR)* (pp. 770–778). https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90

Kapoor, S., & Narayanan, A. (2023). Leakage and the reproducibility crisis in machine-learning-based science. *Patterns, 4*(9), Article 100804. https://doi.org/10.1016/j.patter.2023.100804

Liu, Z., Lin, Y., Cao, Y., Hu, H., Wei, Y., Zhang, Z., Lin, S., & Guo, B. (2021). Swin Transformer: Hierarchical vision transformer using shifted windows. In *2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)* (pp. 10012–10022). https://doi.org/10.1109/ICCV48922.2021.00986

Liu, Z., Mao, H., Wu, C.-Y., Feichtenhofer, C., Darrell, T., & Xie, S. (2022). A ConvNet for the 2020s. In *2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (pp. 11966–11976). https://doi.org/10.1109/CVPR52688.2022.01167

Loshchilov, I., & Hutter, F. (2019). Decoupled weight decay regularization. In *International Conference on Learning Representations (ICLR)*.

McNemar, Q. (1947). Note on the sampling error of the difference between correlated proportions or percentages.

Psychometrika, 12, 153–157. https://doi.org/10.1007/BF02295996

Müller, N. M., Burgert, M., Debus, P., Williams, J., Sperl, P., & Böttinger, K. (2023). Protecting publicly available data with machine learning shortcuts. In *34th British Machine Vision Conference (BMVC 2023)*. BMVA. https://bmvc2022.mpi-inf.mpg.de/BMVC2023/685

Oh, N., Ko, E., & Cho, M. (2025). Fashion AI across the value chain: A comprehensive literature review and future agenda. *Journal of Global Scholars of Marketing Science, 35*(4), 516–538. https://doi.org/10.1080/21639159.2025.2548816

Petsiuk, V., Das, A., & Saenko, K. (2018). RISE: Randomized input sampling for explanation of black-box models. In *British Machine Vision Conference (BMVC)*. http://bmvc2018.org/contents/papers/1064.pdf

Ribeiro, M. T., Singh, S., & Guestrin, C. (2016). "Why should I trust you?": Explaining the predictions of any classifier. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 1135–1144). https://doi.org/10.1145/2939672.2939778

Saad, C., Böhm, T., Roth, T., & Geißelsöder, S. (2026). Clothing classification for textile recycling and evaluation of dataset supplementation. In C. Stephanidis, G. Margetis, S. Ntoa, M. Antona, & G. Salvendy (Eds.), *HCI International 2026 Posters* (Communications in Computer and Information Science, Vol. 3050, pp. 443–450). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-032-30826-9_46

Selvaraju, R. R., Cogswell, M., Das, A., Vedantam, R., Parikh, D., & Batra, D. (2017). Grad-CAM: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization. In *2017*

IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV) (pp. 618–626). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICCV.2017.74

Silva, L., Rocha, D., Soares, F., Esteves, J. S., & Carvalho, V. (2023). Automatic system to identify and manage garments for blind people. *Acta IMEKO, 12*(3), 1–10. https://doi.org/10.21014/actaimeko.v12i3.1490

Son, Y., Bang, J., Park, J., Park, J., & Choi, Y. (2026). Enhancing fashion style classification by capturing local details. *Expert Systems with Applications, 306*, Article 130849. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.130849

Wang, H., Wang, Z., Du, M., Yang, F., Zhang, Z., Ding, S., Mardziel, P., & Hu, X. (2020). Score-CAM: Score-weighted visual explanations for convolutional neural networks. In *2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*. https://doi.org/10.1109/CVPRW50498.2020.00020

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

Xiao, K. Y., Engstrom, L., Ilyas, A., & Madry, A. (2021). Noise or signal: The role of image backgrounds in object recognition. In *International Conference on Learning Representations (ICLR)*.

Xu, J., Wei, Y., Wang, A., Zhao, H., & Lefloch, D. (2022). Analysis of clothing image classification models: A comparison study between traditional machine learning and deep learning models. *Fibres & Textiles in Eastern Europe, 30*(5), 66–78. https://doi.org/10.2478/ftee-2022-0046

BÖLÜM 6

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

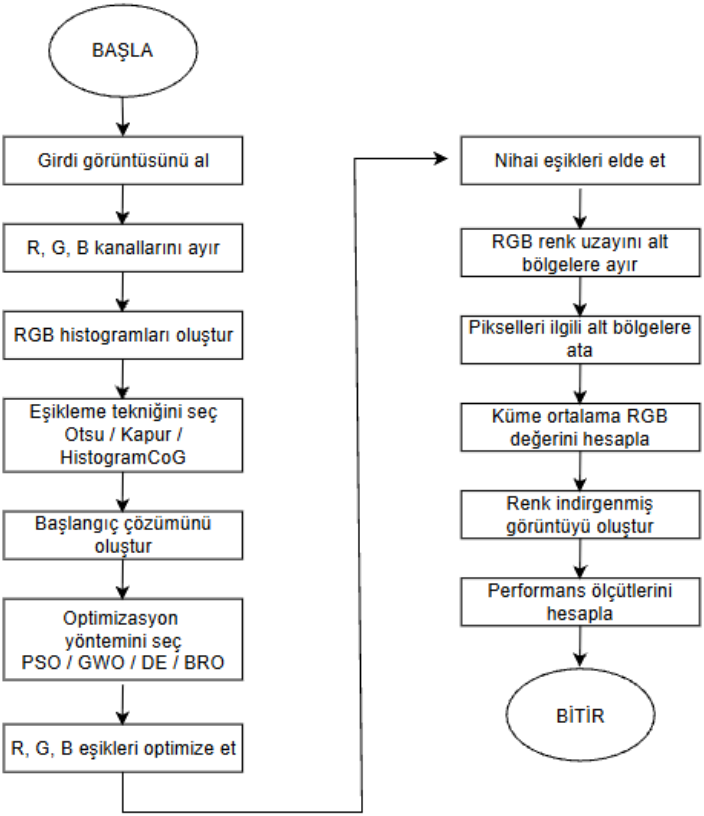
değerler kullanılarak, küresel SSIM değeri aşağıdaki şekilde hesaplanmıştır:

$$\mathrm{SSIM}(X,Y) = \frac{(2\mu_X\mu_Y + C_1)(2\sigma_{XY} + C_2)}{(\mu_X^2 + \mu_Y^2 + C_1)(\sigma_X^2 + \sigma_Y^2 + C_2)}$$

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

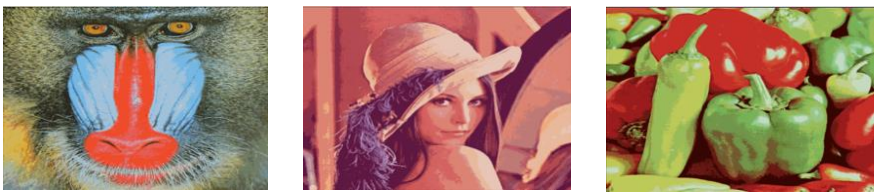
renk indirgenmiş RGB renk uzayı birlikte görselleştirilmiştir. Çalışmada kullanılan orijinal görüntüler Şekil 2'de, Kapur-PSO kombinasyonu ile indirgenmiş görüntüler Şekil 3'te, görüntülerin orijinal RGB renk uzayları Şekil 4'te, indirgenmiş RGB renk uzayları Şekil 5'te gösterilmiştir.

Şekil 2 Orijinal görüntüler: (a) Babun, (b) Lena, (c) Biberler



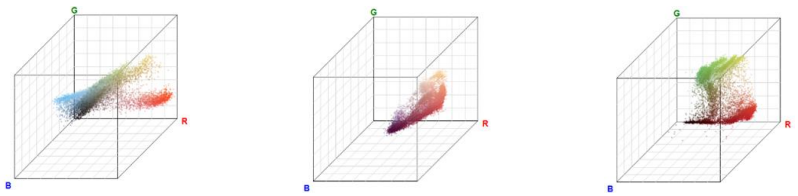
(a) (b) (c)

Şekil 3 İndirgenmiş görüntüler: (a) Babun, (b) Lena, (c) Biberler



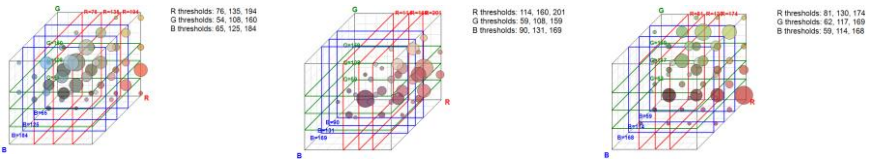
(a) (b) (c)

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 7

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

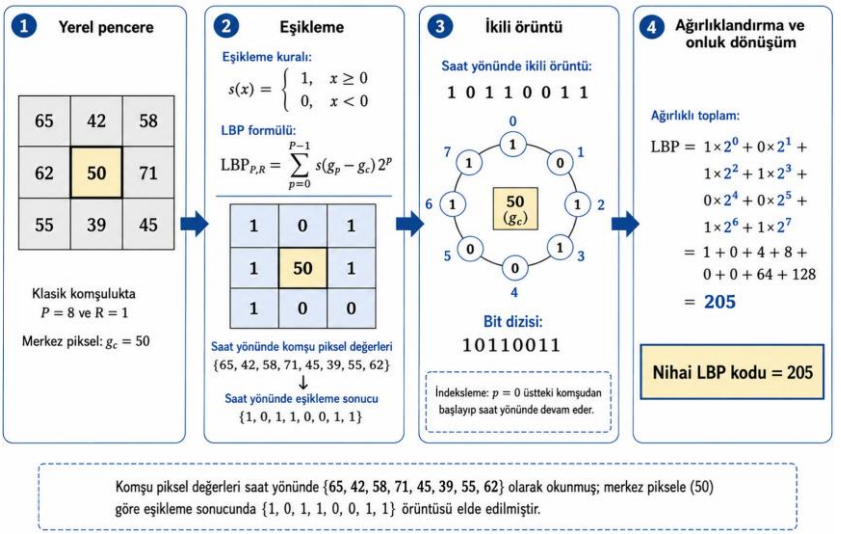
$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s\left(g_p - g_c\right) 2^p$$

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

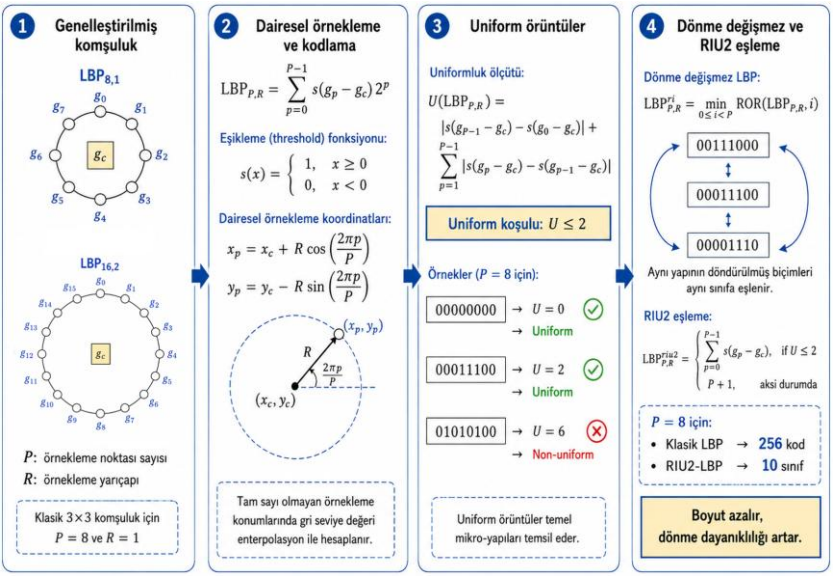
$$x_p = x_c + R\cos\left(\frac{2\pi p}{P}\right) \text{ , } y_p = y_c - R\sin\left(\frac{2\pi p}{P}\right)$$

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 $U\left(LBP_{P,R}\right) \leq 2$ 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:

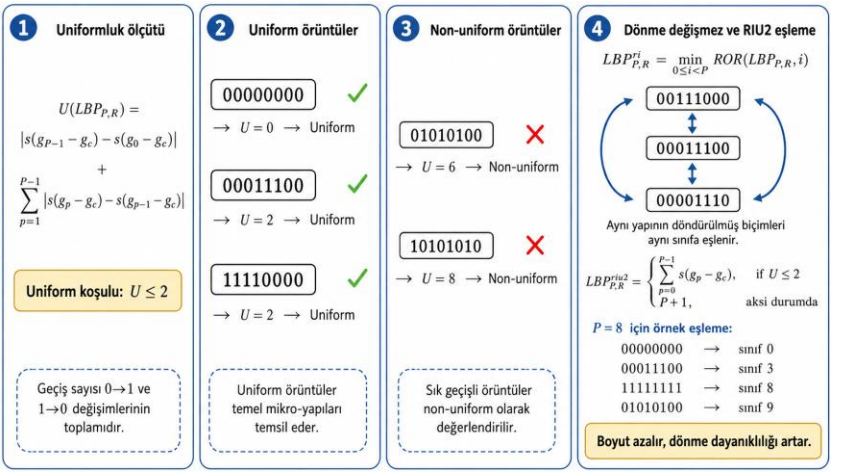
$$LBP_{P,R}^{ri} = \min_{i=0,\ldots,P-1} \left\{ ROR\left(LBP_{P,R}, i \right) \right\}$$

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:

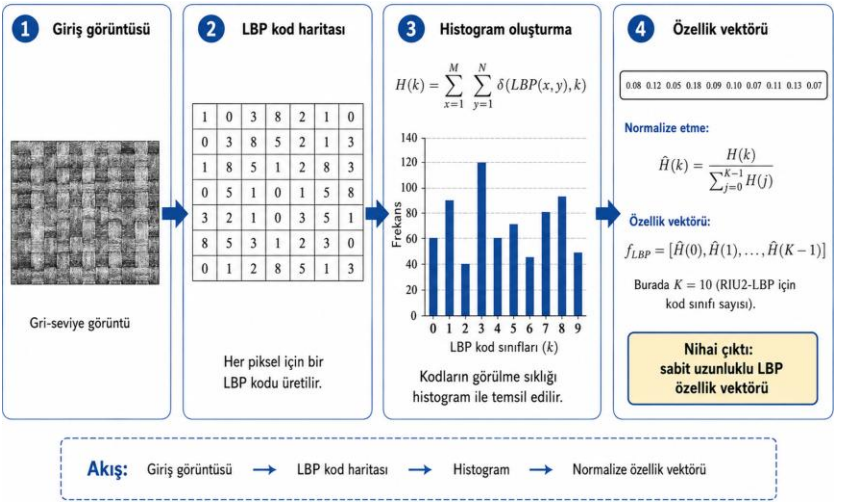
$$\hat{H}(k)=\frac{H(k)}{\sum_{j=0}^{K-1}H(j)}$$

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.*

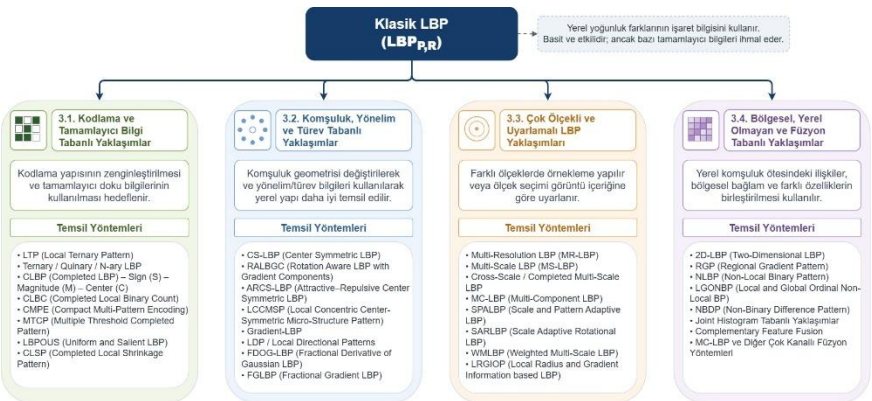
Şekil 4'te görüldüğü üzere, görüntü üzerindeki yerel LBP kodları önce kod haritasına dönüştürülmekte, ardından bu kodların görülme sıklıkları histogram ile özetlenmektedir. Normalize edilen histogram, görüntüyü temsil eden sabit uzunluklu LBP özellik vektörünü oluşturmaktadır. Elde edilen bu özellik 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

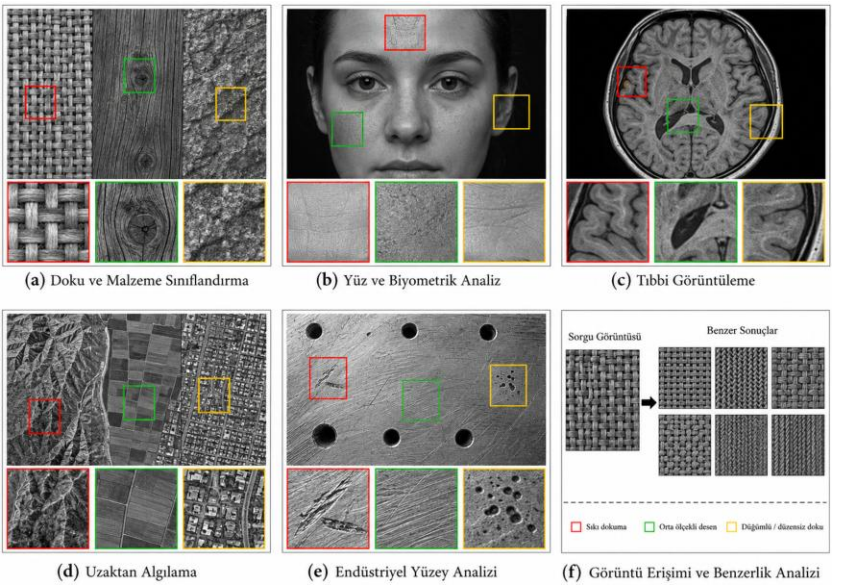
LBP ailesinin en temel kullanım alanı **doku ve malzeme sınıflandırma** problemidir. Outex, CUReT, KTH-TIPS, UIUC ve benzeri veri kümeleri üzerinde gerçekleştirilen çalışmalar, klasik LBP'den çok ölçekli, uyarlamalı ve türev tabanlı yeni varyantlara kadar geniş bir yöntem ailesinin bu alanda etkili olduğunu 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 8

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,

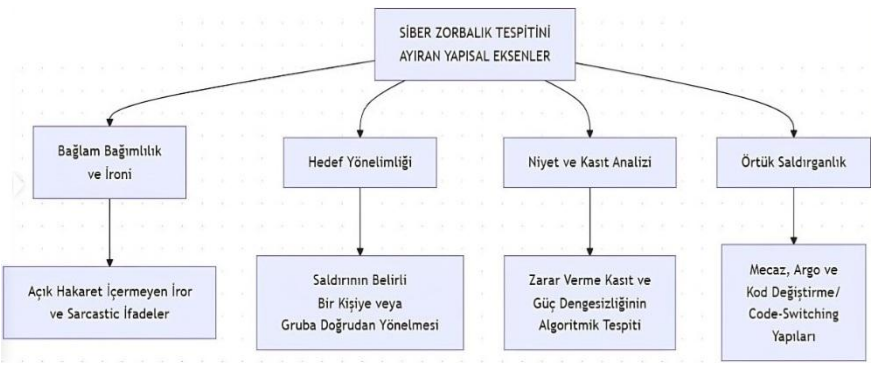
[1] Dr. Öğr. Üyesi, Bandırma Onyedi Eylül Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Orcid: 0000-0001-6433-3355

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.

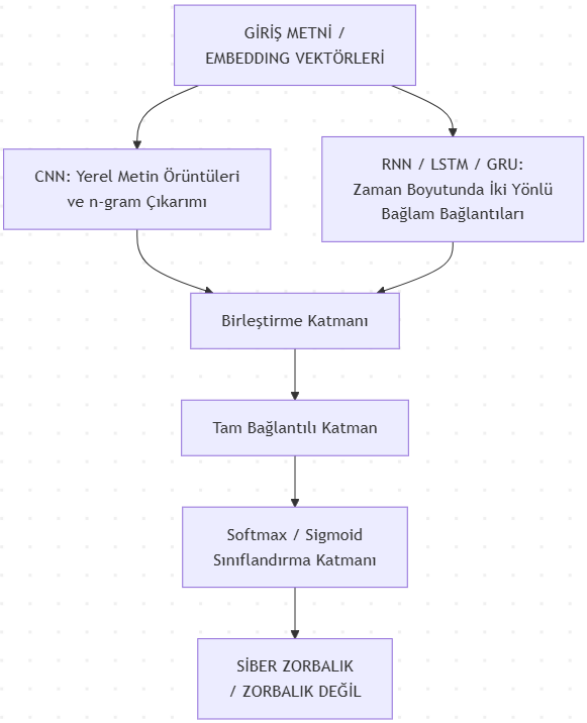
Ancak geleneksel makine öğrenmesi modelleri, alan uzmanlığı gerektiren öznitelik mühendisliğine bağımlıdır. Kelime sırasını, uzun mesafeli bağlamsal ilişkileri ve dildeki esnek yapıları (ironi, mecaz) yeterince temsil edememeleri, bu modellerin başarımını kısıtlayan temel faktördür.

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

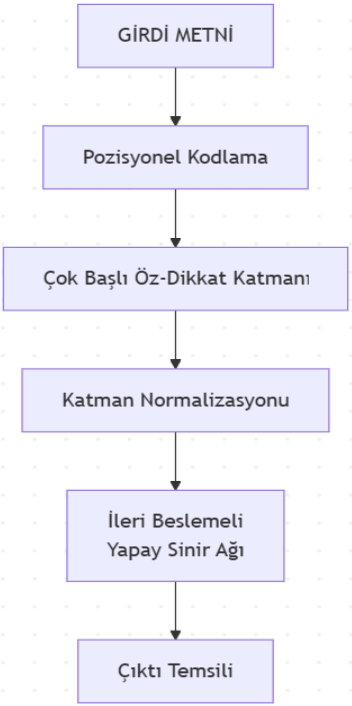
Derin öğrenme tabanlı dizisel modeller (LSTM, BiLSTM), metinleri sıralı adım adım işledikleri için uzun metinlerde bağlamsal bilgi kaybı yaşamakta ve paralelleştirilemedikleri için büyük veri kümeleri üzerinde yüksek eğitim süreleri gerektirmektedir. Vaswani ve diğerleri (2017) tarafından önerilen *Transformatör* (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

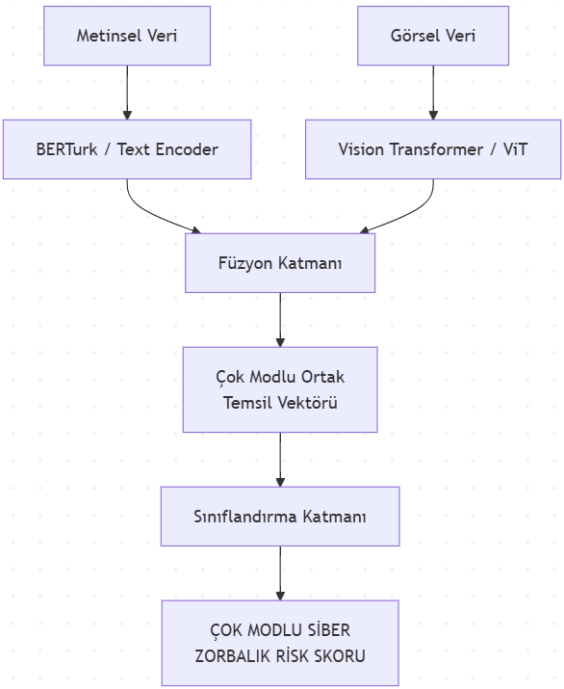
Sosyal medya platformlarındaki toksik etkileşimler artık yalnızca metinsel ifadelerle sınırlı kalmamakta; memler (memes), manşet görselleri, manipüle edilmiş fotoğraflar ve videolar üzerinden çok modlu (multimodal) bir form kazanmaktadır. Tek başına zararsız görünen bir metin (örneğin *"Harika görünüyorsun"*), 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

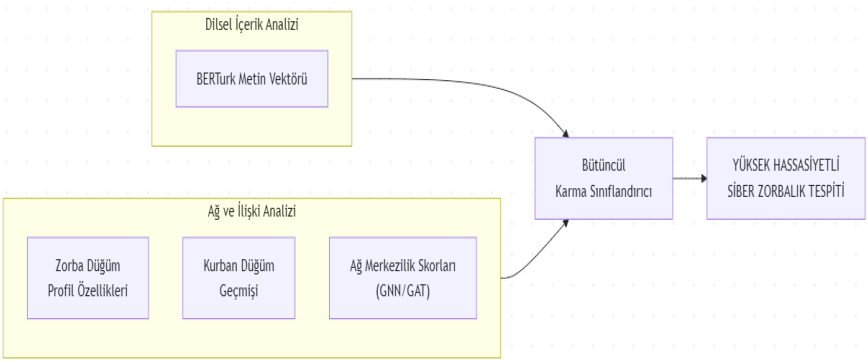
bilgileri mesaj iletimi mekanizmasıyla toplayarak her bir düğüm için ilişkisel ve topolojik bir temsil vektörü oluşturur.

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

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.

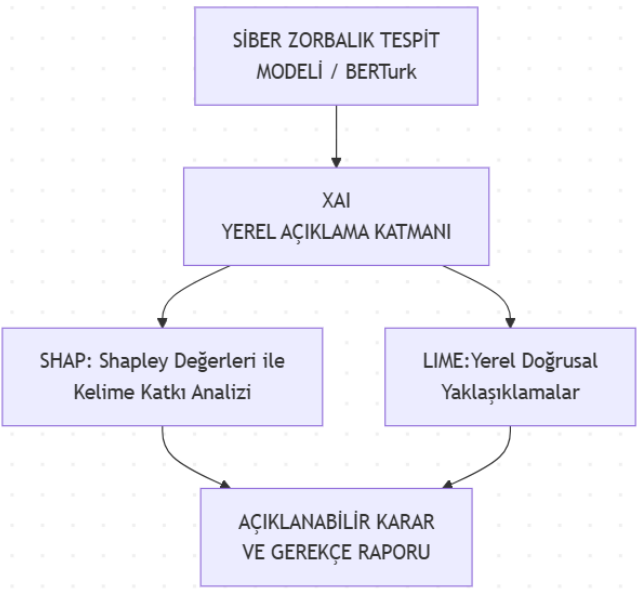
Açıklanabilir Yapısal Yapay Zekâ ve Model Şeffaflığı

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.


BİDGE