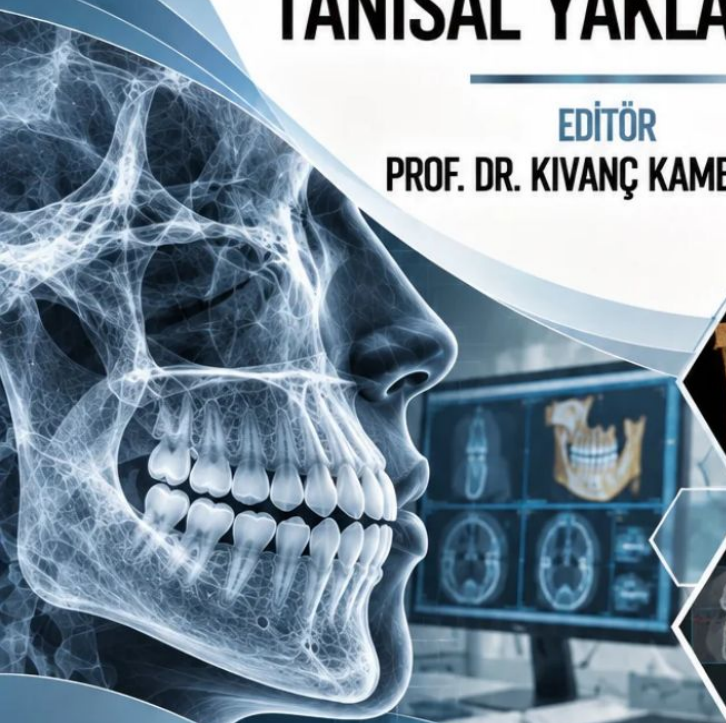
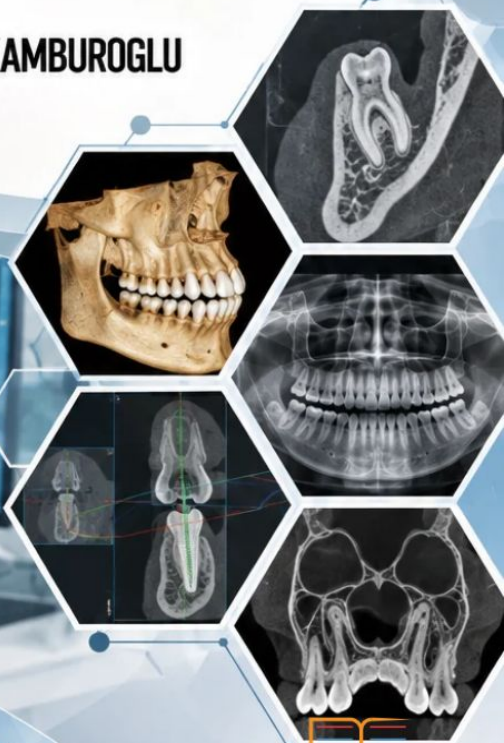
AĞIZ, DİŞ VE ÇENE RADYOLOJİSİNDE
DİJİTAL TEKNOLOJİLER VE TANISAL YAKLAŞIMLAR

EDİTÖR
PROF. DR. KIVANÇ KAMBUROGLU





BİDGE

BİDGE Yayınları

Ağız, Diş ve Çene Radyolojisinde Dijital Teknolojiler Ve Tanısal Yaklaşımlar

Editör: PROF. DR. KIVANÇ KAMBUROGLU

ISBN: 978-625-5057-77-8

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

İÇİNDEKİLER

DİŞ HEKİMLİĞİNDE ULTRASONOGRAFİ TEMPOROMANDİBULAR EKLEM GÖRÜNTÜLEMESİNDEKİ YERİ 1

DENİZ URFALIOĞLU, FATMA AKKOCA

ORAL RADYOLOJİDE YAPAY ZEKÂ VE KLİNİK KULLANIM ALANLARI 19

FURKAN OSMAN AKARÇAY, MUHAMMET CAN EREN, FAHRETTİN KALABALIK

AĞIZ, DİŞ VE ÇENE RADYOLOJİSİNDE TANISAL DOĞRULUK ÇALIŞMALARI İÇİN İSTATİSTİKSEL YAKLAŞIMLAR 58

ZARİF ECE HAMMUDİOĞLU

BÖLÜM 1

DİŞ HEKİMLİĞİNDE ULTRASONOGRAFİ: TEMPOROMANDİBULAR EKLEM GÖRÜNTÜLEMESİNDEKİ YERİ

DENİZ URFALIOĞLU[1]
FATMA AKKOCA[2]

Giriş

Diş hekimliğinde doğru tanı ve etkili tedavi planlaması, kapsamlı bir klinik muayenenin uygun görüntüleme yöntemleriyle desteklenmesine dayanmaktadır. Günümüzde periapikal ve panoramik radyografiler gibi iki boyutlu konvansiyonel yöntemlerin yanı sıra konik ışınlı bilgisayarlı tomografi (KIBT) gibi üç boyutlu ileri görüntüleme teknikleri, maksillofasiyal bölgedeki sert doku patolojilerinin değerlendirilmesinde rutin olarak kullanılmaktadır (Rodriguez Betancourt et al., 2023). Bununla birlikte, X-ışını tabanlı bu görüntüleme yöntemlerinin tamamı hastayı belirli dozlarda iyonize radyasyona maruz bırakmakta ve yumuşak doku kontrast çözünürlüklerinin düşük olması nedeniyle baş-boyun bölgesindeki yumuşak doku yapılarının incelenmesinde yetersiz kalmaktadır (Reda et al., 2021). Radyasyondan korunmanın temel ilkelerinden biri olan ve radyasyon dozunun makul ölçüde ulaşılabilecek en düşük seviyede tutulmasını öngören ALARA (As Low As Reasonably Achievable) prensibi (Hansson, 2013) doğrultusunda, diş hekimliğinde iyonize radyasyon içermeyen, non-invaziv ve

[1] Arş. Gör., Dokuz Eylül Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesi, Ağız Diş ve Çene Radyolojisi, ORCID: 0009-0002-3937-8521
[2] Doç. Dr., Dokuz Eylül Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesi, Ağız Diş ve Çene Radyolojisi, ORCID: 0000-0002-4522-656X

güvenilir tanı araçlarına olan ilgi giderek artmıştır. Bu bağlamda, yüksek frekanslı ses dalgalarının dokulardan yansıması prensibiyle çalışan ultrasonografi (USG), maksillofasiyal radyolojide hem yumuşak dokuların hem de kortikal kemik yüzeylerinin gerçek zamanlı olarak değerlendirilmesine olanak tanıyan değerli bir görüntüleme yöntemi olarak öne çıkmaktadır (Reda et al., 2021; Rodriguez Betancourt et al., 2023).

Son yıllarda transdüser teknolojisinde yaşanan gelişmeler, yüksek frekanslı (12–20 MHz ve üzeri) ve ağız içi veya ekstraoral anatomik yapılara uyum sağlayabilen kompakt probların üretilmesine zemin hazırlamıştır (Rodriguez Betancourt et al., 2023). Çözünürlük kapasitesindeki bu artış, USG'nin diş hekimliğinde tükürük bezi patolojileri, servikal lenfadenopatiler, fasiyal boşluk enfeksiyonları, çiğneme kasları ve periapikal ya da periodontal dokuların değerlendirilmesi gibi çok geniş bir yelpazede kullanılmasına olanak tanımıştır (Reda et al., 2021). Bu klinik uygulama alanları arasında, hem sert hem de yumuşak doku bileşenlerini bir arada barındıran ve vücudun en karmaşık sinovyal eklemlerinden biri olan temporomandibular eklem (TME), ultrasonografik görüntüleme açısından özel bir öneme sahiptir. Toplumda oldukça yaygın görülen TME bozuklukları; çiğneme kaslarını, eklem kapsülünü, artiküler diski ve komşu anatomik yapıları etkileyerek orofasiyal ağrı ile çene fonksiyon kısıtlılıklarının başlıca nedenlerinden birini oluşturmaktadır (Klatkiewicz et al., 2018; Maranini et al., 2022).

TME'nin iç düzensizliklerinin, özellikle de artiküler disk pozisyonunun ve eklem içi efüzyonun değerlendirilmesinde manyetik rezonans görüntüleme (MRG) günümüzde altın standart tanı yöntemi olarak kabul edilmektedir (Talmaceanu et al., 2020). Ancak MRG'nin yüksek maliyeti, uzun çekim süresi, her klinikte kolay ulaşılamaması, kalp pili veya ferromanyetik implant taşıyan hastalarda kullanımının sınırlı olması ve klostrofobik bireylerde

uygulama güçlüğü yaratması gibi kısıtlılıkları, klinisyenleri alternatif veya tamamlayıcı görüntüleme yöntemlerine yöneltmiştir (Kundu et al., 2013; Maranini et al., 2022). Bu noktada yüksek çözünürlüklü USG; düşük maliyetli, kolay erişilebilir, hasta başında uygulanabilen ve özellikle ağız açma-kapama sırasında eklem bileşenlerinin gerçek zamanlı (dinamik) olarak izlenmesine imkân tanıyan yapısıyla TME patolojilerinin değerlendirilmesinde ve klinik takibinde yardımcı bir yöntem olarak dikkat çekmektedir (Manfredini & Guarda-Nardini, 2009; Talmaceanu et al., 2020). Bu kitap bölümünde USG'nin temel fiziksel prensipleri, avantaj ve dezavantajları ile diş hekimliğindeki güncel kullanım alanları ele alınacak, ardından TME görüntülemesindeki yeri ve eklem patolojilerindeki sonografik bulgular incelenecektir.

Ultrasonografinin Tanımı ve Temel Fiziksel Prensipleri

Ses, bir ortamdaki moleküllerin titreşimiyle oluşan ve yayılabilmek için fiziksel bir ortama ihtiyaç duyan mekanik bir basınç dalgasıdır (Ihnatsenka & Boezaart, 2010). İnsan kulağının işitebildiği ses frekansı aralığı yaklaşık olarak 20 Hz ile 20 kHz (20.000 Hz) arasında sınırlı olup, 20 kHz'in üzerindeki frekansa sahip ses dalgaları "ultrason" olarak tanımlanmaktadır (Evirgen & Kamburoğlu, 2016; Marotti et al., 2013). Tıbbi ve dental tanısal görüntülemede kullanılan USG cihazları genellikle 2 MHz ile 20 MHz arasında değişen yüksek frekanslı ses dalgalarıyla çalışmaktadır; ancak periodontal ve peri-implant dokular gibi oldukça yüzeyel yapıların incelenmesinde 40 MHz ve üzerindeki yüksek frekanslar da tercih edilebilmektedir (Rodriguez Betancourt et al., 2023). Ultrasonografik görüntünün elde edilmesindeki temel mekanizma "piezoelektrik etki" prensibine dayanmaktadır. Cihazın hasta cildi veya mukozası ile temas eden prob (transdüser) kısmında kurşun zirkonat titanat gibi piezoelektrik kristaller yer almaktadır. Elektrik enerjisi uygulandığında boyut değiştiren bu kristaller, yüksek frekanslı mekanik ses dalgaları üreterek dokulara gönderir.

Dokulardan yansıyarak geri dönen ses dalgaları (ekolar) ise kristallerde yeniden mekanik basınç oluşturur; bu basınç elektrik sinyallerine dönüştürülerek bilgisayar ortamında gri tonlamalı kesitsel görüntülere çevrilir (Ihnatsenka & Boezaart, 2010; Reda et al., 2021).

Dokulara gönderilen ultrason dalgalarının doku arayüzlerindeki davranışı, içinden geçtikleri dokunun yoğunluğu ile o dokudaki ses hızının çarpımı olan "akustik empedans" değerine bağlıdır (Ihnatsenka & Boezaart, 2010; Marotti et al., 2013). Ses dalgaları, akustik empedansları birbirinden farklı iki doku arasındaki sınır yüzeyine (arayüze) ulaştığında; dalgaların bir kısmı prob yönüne geri yansır, bir kısmı iletilerek (kırılmaya uğrayarak) daha derin dokulara ilerler, bir kısmı farklı yönlere saçılır, bir kısmı ise doku tarafından soğurularak ısı enerjisine dönüşür (Ihnatsenka & Boezaart, 2010). İki doku arasındaki akustik empedans farkı ne kadar büyükse, arayüzden yansıyan ses dalgası oranı da o kadar yüksek olmaktadır. Örneğin, yumuşak doku ile hava veya yumuşak doku ile kortikal kemik arasındaki akustik empedans farkı son derece yüksek olduğundan, ultrason dalgalarının büyük bölümü bu sınır yüzeylerinden geri yansır ve ses demetinin kemiğin ya da hava boşluğunun arkasındaki yapılara ulaşması büyük ölçüde sınırlanır (Evirgen & Kamburoğlu, 2016; Reda et al., 2021). Yumuşak doku ile hava arasındaki bu yüksek empedans farkı nedeniyle inceleme sırasında prob ile cilt veya mukoza arasındaki havayı ortadan kaldırmak ve ses dalgalarının dokuya kesintisiz iletimini sağlamak amacıyla su bazlı ultrason jelleri kullanılmaktadır (Ihnatsenka & Boezaart, 2010). Ayrıca ultrason dalgalarının frekansı ile dokuya penetrasyon derinliği arasında ters bir orantı mevcuttur; frekans arttıkça uzaysal çözünürlük ve görüntü netliği artmakta, ancak ses dalgasının derin dokulara ulaşma kapasitesi azalmaktadır. Bu fiziksel kural doğrultusunda, derin abdominal organların görüntülenmesinde düşük frekanslı (2–5 MHz) problar kullanılırken,

TME ve yüzeyel baş-boyun yapılarının yüksek çözünürlükle incelenmesinde yüksek frekanslı (12–18 MHz) lineer problar tercih edilmektedir (Kundu et al., 2013; Maranini et al., 2022).

Ultrasonografik muayenede dokuların ses dalgalarını yansıtma kapasitesi "ekojenite" kavramı ile ifade edilmekte ve görüntü üzerindeki parlaklık derecesine göre sınıflandırılmaktadır (Ihnatsenka & Boezaart, 2010). Ses dalgalarını güçlü bir şekilde geri yansıtan kortikal kemik yüzeyi, kalsifikasyonlar, sialolitler veya fibröz yapılar ekranda parlak beyaz renkte izlenir ve "hiperekoik" olarak adlandırılır; kortikal kemik veya taş gibi yapıların ses dalgalarının geçişini büyük ölçüde engellemesi sonucunda arka kısımlarında "akustik gölgelenme" adı verilen karanlık bir alan oluşur (Evirgen & Kamburoğlu, 2016; Ihnatsenka & Boezaart, 2010). Çevre dokulara kıyasla daha az eko üreten kas dokusu veya inflamatuar alanlar gri-koyu tonlarda görülerek "hipoekoik" olarak tanımlanırken, benzer ekojeniteye sahip dokular "izoekoik" olarak nitelendirilir (Ihnatsenka & Boezaart, 2010). Kist içerikleri, eklem içi efüzyon veya kan damarları gibi sıvı içeren yapılar ise çok az iç eko oluşturarak ses dalgalarını ilettikleri için ekranda siyah, yani "anekoik" olarak izlenir ve bu yapıların arkasında sesin daha az zayıflayarak geçmesine bağlı olarak "posterior akustik güçlenme" gözlenir (Ihnatsenka & Boezaart, 2010; Reda et al., 2021). Klinik pratikte en sık kullanılan görüntüleme modu, yansıyan ekoların parlaklık derecesine göre iki boyutlu gri skala görüntüye dönüştürüldüğü B-mod (Brightness mode) ultrasonografidir (Marotti et al., 2013). Bunun yanı sıra, hareketli kan hücrelerinden (eritrositlerden) yansıyan ses dalgalarının frekans değişimini temel alan Renkli Doppler (Color Doppler) ve Güç Doppler (Power Doppler) modları, maksillofasiyal lezyonların iç vaskülarizasyonunun, kan akım yönünün ve hızının değerlendirilmesinde B-mod görüntülere tamamlayıcı olarak yaygın biçimde kullanılmaktadır (Evirgen & Kamburoğlu, 2016; Rodriguez

Betancourt et al., 2023). Bu standart modlara ek olarak geliştirilen ve dokuların mekanik sertliğini/elastikiyetini kantitatif olarak ölçmeye imkân tanıyan Shear Wave Elastografi (SWE) teknolojisi; parotis ve submandibular tükürük bezlerinin fibrotik değişikliklerinde, Sjögren sendromu tutulumlarında ve çiğneme kaslarına ait miyofasiyal patolojilerin değerlendirilmesinde umut vadeden kantitatif bir yöntem olarak maksillofasiyal USG uygulamalarına entegre edilmektedir (Maranini et al., 2022).

Ultrasonografinin Avantajları ve Dezavantajları

USG'nin maksillofasiyal radyolojide ve klinik diş hekimliğinde giderek daha fazla tercih edilmesinin temelinde, diğer kesitsel görüntüleme yöntemlerine kıyasla sunduğu önemli avantajlar yer almaktadır. Bu yöntemin en belirgin üstünlüğü, görüntü elde etmek için X-ışınları yerine mekanik ses dalgalarını kullanması ve dolayısıyla hastayı ya da hekimi iyonize radyasyona maruz bırakmamasıdır (Evirgen & Kamburoğlu, 2016; Reda et al., 2021). İyonize radyasyon içermeyen tanısal USG, uygun endikasyon ve ihtiyatlı kullanım koşullarında güvenli kabul edilmektedir; bu nedenle çocuklarda, gebelerde ve tedavi etkinliğinin izlenmesi amacıyla kısa aralıklarla tekrarlayan görüntülemelerin gerektiği hasta gruplarında uygulanabilmektedir (Kundu et al., 2013; Marotti et al., 2013). Bunun yanı sıra USG, dokuların yalnızca statik morfolojisini değil, aynı zamanda gerçek zamanlı ve dinamik olarak fonksiyon sırasındaki hareketlerini de görüntüleyebilen nadir modalitelerden biridir; bu özellik özellikle TME diskinin ve kondilin ağız açma-kapama esnasındaki biyomekaniğinin değerlendirilmesinde önemli bir klinik katkı sağlamaktadır (Manfredini & Guarda-Nardini, 2009; Maranini et al., 2022). Ayrıca Renkli ve Güç Doppler modlarının incelemeye entegre edilebilmesi, herhangi bir kontrast madde enjeksiyonuna gerek duyulmaksızın yumuşak doku lezyonlarının iç vaskülarizasyonunun ve inflamatuar süreçlerin anında analiz edilmesine imkân tanımaktadır (Evirgen &

Kamburoğlu, 2016; Rodriguez Betancourt et al., 2023). Bilgisayarlı tomografi (BT) ve MRG ile karşılaştırıldığında oldukça düşük maliyetli olması, yaygın erişilebilirliği, kısa muayene süresi ve taşınabilir cihazlar aracılığıyla hasta başında uygulanabilmesi USG'nin klinik pratikteki değerini artıran diğer önemli faktörlerdir (Klatkiewicz et al., 2018; Talmaceanu et al., 2020). Üstelik MRG kullanımının kısıtlı olduğu klostrofobik, kalp pili veya ferromanyetik implantı bulunan hastalarda da uygulanabilmekte ve dental restorasyonların ya da ortodontik ataşmanların neden olduğu metalik artefaktlardan BT ve MRG kadar olumsuz etkilenmemektedir (Kundu et al., 2013; Marotti et al., 2013). Bununla birlikte ALARA prensibi tanısal USG için de geçerlidir; ısı artışı ve kavitasyon gibi biyolojik etkilerin klinik açıdan olasılığı tartışmalı olsa da inceleme, tanısal bilgi için gereken en kısa süre ve en düşük akustik çıkış gücüyle gerçekleştirilmelidir (Hansson, 2013).

Sahip olduğu tüm bu klinik üstünlüklere karşın, USG'nin fiziksel prensiplerinden ve maksillofasiyal bölgenin karmaşık anatomisinden kaynaklanan bazı önemli kısıtlılıkları ve dezavantajları da bulunmaktadır. Yüksek frekanslı ses dalgalarının kortikal kemik yüzeyinden büyük ölçüde yansıması ve hava boşluklarından geçişinin sınırlı olması, USG'nin sağlam kemik dokusunun altındaki yapıları görüntülemesini sınırlamaktadır (Evirgen & Kamburoğlu, 2016; Ihnatsenka & Boezaart, 2010). Bu nedenle çene kemikleri içerisindeki santral lezyonlar ancak bukkal veya lingual kortikal kemik plağında incelme ya da perforasyon meydana geldiğinde ultrasonografik olarak tespit edilebilmektedir (Marotti et al., 2013; Reda et al., 2021). Benzer şekilde, TME muayenesinde ses dalgalarının kondil başı ve temporal kemik tarafından bloke edilmesi, eklemin medial kısımlarının ve derin artiküler yapıların net olarak izlenmesini sınırlandırmaktadır (Kundu et al., 2013; Talmaceanu et al., 2020). Yöntemin bir diğer önemli

dezavantajı, büyük ölçüde operatör bağımlı bir teknik olmasıdır (Klatkiewicz et al., 2018; Maranini et al., 2022). Görüntülerin elde edilmesi ve doğru yorumlanması; hekimin ultrason fiziğine, cihaz parametrelerine ve üç boyutlu maksillofasiyal sonoanatomiye hâkimiyetini gerektirmekte, probun açısındaki veya basıncındaki küçük değişimler bile dokuların ekojenitesini değiştirerek tanısal yanılgılara yol açabilmektedir (Ihnatsenka & Boezaart, 2010; Manfredini & Guarda-Nardini, 2009). Ayrıca prob boyutlarının bazı ağız içi bölgelere erişimde fiziksel kısıtlılık yaratabilmesi, yüksek frekanslı probların sınırlı penetrasyon derinliği nedeniyle derin fasiyal boşlukların görüntülenmesindeki yetersizlik ve elde edilen statik kesitlerin çekim sonrasında başka bir uzman tarafından geriye dönük olarak değerlendirilmesinin BT veya MRG görüntülerine kıyasla daha güç olması, USG'nin klinik uygulamalarda dikkate alınması gereken başlıca dezavantajları arasında sayılmaktadır (Marotti et al., 2013; Rodriguez Betancourt et al., 2023).

Diş Hekimliğinde Ultrasonografinin Kullanım Alanları

Diş hekimliğinde ve maksillofasiyal radyolojide USG'nin en köklü ve yaygın kullanım alanlarının başında majör tükürük bezlerinin (parotis, submandibular ve sublingual bezler) ve boyun lenf nodlarının değerlendirilmesi gelmektedir (Evirgen & Kamburoğlu, 2016; Reda et al., 2021). Tükürük bezlerinin akut veya kronik inflamatuar süreçlerinde (sialoadenit), parankim ekojenitesindeki değişimler ve Renkli Doppler incelemede artmış kanlanma bulguları saptanabilmektedir (Evirgen & Kamburoğlu, 2016). Sialolitiazis olgularında kanal içi veya parankimal kalküller arkalarında akustik gölgelenme bırakan parlak hiperekoik odaklar şeklinde görüntülenebilmektedir; ancak yöntemin duyarlılığı taşın konumuna ve kalsifikasyon derecesine bağlı olarak değişkenlik göstermektedir (Marotti et al., 2013; Reda et al., 2021). Ayrıca Sjögren sendromu gibi otoimmün hastalıklarda bez parankimindeki heterojenite ve çoklu hipoekoik alanlar karakteristik bir sonografik

görünüm sunarken, benign ve malign tükürük bezi tümörlerinin sınır özellikleri, iç yapıları ve vaskülarizasyon paternleri USG ile ön tanısal düzeyde değerlendirilebilmektedir (Evirgen & Kamburoğlu, 2016). Benzer şekilde, baş-boyun bölgesindeki servikal lenf nodlarının incelenmesinde USG; normal, reaktif/inflamatuar ve metastatik lenfadenopatilerin ayırıcı tanısına katkı sağlamaktadır. Normal veya reaktif lenf nodları oval şekilli ve ekojenik hilusu korunmuş yapılar olarak izlenirken; malign metastatik lenf nodlarında genellikle yuvarlaklaşmış şekil, ekojenik hilus kaybı, düzensiz sınırlar ve Doppler incelemede periferik veya kaotik vaskülarizasyon izlenmektedir (Evirgen & Kamburoğlu, 2016; Reda et al., 2021). Ancak bu sonografik bulgular tek başına tanı koydurucu değildir ve klinik bağlam ile birlikte değerlendirilmelidir.

Odontojenik veya non-odontojenik kaynaklı fasiyal boşluk enfeksiyonlarının klinik yönetiminde, enfeksiyonun ödem/selülit aşamasında mı olduğu yoksa cerrahi drenaj gerektiren bir apse formasyonuna mı dönüştüğü sorusunun yanıtlanmasında USG etkili bir yardımcı tanı aracıdır (Evirgen & Kamburoğlu, 2016; Marotti et al., 2013). Selülit tablosunda cilt altı dokularda kalınlaşma ve normal anatomik sınırların silinmesiyle karakterize diffüz hiperekoik alanlar izlenirken, apse gelişiminde merkezde anekoik veya hipoekoik sıvı koleksiyonu ve çevresinde hipervasküler bir duvar yapısı gözlenmekte; üstelik USG rehberliğinde ince iğne aspirasyonu veya drenaj işlemleri gerçekleştirilebilmektedir (Evirgen & Kamburoğlu, 2016). Yumuşak doku uygulamaları kapsamında masseter ve temporal kaslar gibi çiğneme kaslarının istirahat ve kasılma sırasındaki kalınlıkları, bruksizme bağlı kas hipertrofileri, miyofasiyal ağrı sendromları ve dilde yerleşim gösteren kitlelerin derinlik ile sınırları yüksek çözünürlüklü problarla ayrıntılı biçimde incelenebilmektedir (Marotti et al., 2013; Reda et al., 2021). Yumuşak dokuların yanı sıra maksillofasiyal travmalarda, özellikle zigomatik ark, nazal kemik, orbita tabanı ve mandibula kırıklarının

değerlendirilmesinde USG, radyasyonsuz yardımcı bir yöntem olarak katkı sağlayabilir. Sağlam kortikal kemik yüzeyi kesintisiz hiperekoik bir çizgi olarak izlenirken, kırık hatları bu parlak çizgideki basamaklanma veya süreksizlik alanları şeklinde saptanmaktadır; USG ayrıca kapalı redüksiyon işlemlerinin intraoperatif doğrulamasında gerçek zamanlı kontrol imkânı sağlayabilmektedir (Evirgen & Kamburoğlu, 2016; Reda et al., 2021).

Çene kemikleri içerisindeki santral veya periapikal lezyonların büyüyerek bukkal kortikal kemik plağını incelttiği ya da perfore ettiği durumlarda USG, lezyonun iç yapısını ve patolojik doğasını gösterebilmektedir (Cotti et al., 2003; Cotti & Schirru, 2022). Odontojenik tümörler, kistler ve arteriyovenöz malformasyonlar gibi çene içi patolojilerin iç ekojeniteleri ve kan akım özellikleri değerlendirilebilmektedir (Evirgen & Kamburoğlu, 2016). Son yıllarda 20–40 MHz ve üzerindeki yüksek frekanslı minyatür intraoral probların geliştirilmesiyle birlikte USG, periodontoloji ve dental implantoloji alanlarında da ivme kazanmıştır (Rodriguez Betancourt et al., 2023). Diş eti kalınlığının, alveoler kret tepesi seviyesinin, fasiyal kemik kalınlığının, kemik dehisens veya fenestrasyonlarının, peri-implant mukozal dokuların ve mental foramen ya da büyük palatinal arter gibi anatomik yapıların invaziv olmayan bir yöntemle ölçülmesi, cerrahi planlama ve iyileşme takibinde klinisyenlere önemli avantajlar sağlamaktadır (Marotti et al., 2013; Rodriguez Betancourt et al., 2023).

Maksillofasiyal bölgedeki tüm bu geniş uygulama yelpazesi içerisinde USG'nin klinik etkinliğinin en yoğun araştırıldığı ve fonksiyonel görüntüleme kapasitesinin en belirgin şekilde ortaya çıktığı alanlardan biri TME görüntülemesidir (Klatkiewicz et al., 2018; Maranini et al., 2022). TME bozuklukları, toplumda çene-yüz ağrılarının diş kaynaklı olmayan en yaygın nedenini oluşturmakta ve tanı sürecinde klinik muayenenin görüntüleme yöntemleriyle

desteklenmesini gerektirmektedir (Manfredini & Guarda-Nardini, 2009; Talmaceanu et al., 2020). Giriş bölümünde değinildiği gibi, geleneksel radyografiler ve KIBT eklemin yalnızca kemik bileşenlerini gösterirken MRG'nin erişim, süre ve maliyet açısından sınırlılıkları bulunmaktadır (Kundu et al., 2013; Talmaceanu et al., 2020). Bu doğrultuda yüksek çözünürlüklü USG; eklem kapsülünün, kondil başının anterosüperior ve lateral kortikal yüzeylerinin, eklem içi sıvı artışının (efüzyon) ve özellikle ağız açma-kapama hareketleri sırasında artiküler diskin dinamik konumunun değerlendirilmesinde hızlı ve tekrarlanabilir yardımcı bir tanı aracı olarak öne çıkmaktadır (Klatkiewicz et al., 2018; Maranini et al., 2022). TME'nin sonografik görüntülerinin doğru elde edilebilmesi ve patolojik bulguların yorumlanabilmesi için öncelikle bu özel eklemin anatomik özelliklerinin iyi anlaşılması gerekmektedir.

Temporomandibular Eklem Anatomisi

Vücudun en karmaşık ve özelleşmiş sinovyal eklemlerinden biri olan TME; hem menteşe (ginglimus) hem de kayma (artrodial) hareketlerini bir arada barındırması nedeniyle ginglimoartrodial bir eklem olarak sınıflandırılmaktadır (Okeson, 2019). Anatomik olarak eklem, mandibula kondili ile temporal kemiğin skuamöz kısmında yer alan glenoid fossa ve artiküler eminens arasında bulunmaktadır (Scrivani et al., 2008). Diğer sinovyal eklemlerdeki hiyalin kıkırdaktan farklı olarak eklem yüzeyleri, mekanik basınca ve sürtünmeye karşı yüksek direnç sağlayan yoğun fibröz bağ dokusu ile örtülüdür (Okeson, 2019). TME'yi diğer sinovyal eklemlerden ayıran en önemli özelliklerden biri, eklem boşluğunu üst ve alt olmak üzere iki ayrı kompartmana ayıran bikonkav yapılı bir artiküler diskin bulunmasıdır (Manfredini, 2011; Scrivani et al., 2008). Genellikle avasküler ve sinir dokusundan yoksun olan bu fibröz disk; kalınlığına göre anterior bant, ince ara bölge (intermediate zone) ve posterior bant olmak üzere üç kısımdan oluşur; sağlıklı bireylerde mandibuladaki açma-kapama hareketleri

sırasında disk, kondil başı ile uyumlu bir şekilde hareket eder (Okeson, 2019). Diskin arkasında yer alan ve "bilaminar bölge" (retrodiskal doku) olarak adlandırılan alan ise zengin vasküler ve lenfatik ağ ile gevşek bağ dokusundan oluşan, sinovyal eklemin beslenmesinde ve innervasyonunda kritik rol oynayan yumuşak bir yapıdır (Scrivani et al., 2008). Bütün bu yapılar, eklem sıvısını (sinovyal sıvı) çevreleyen ve koruyan lifli bir eklem kapsülü ile kuşatılmış olup; temporomandibular ligament, sfenomandibular ligament ve stilomandibular ligament gibi ek destek bağları sayesinde mekanik stabilite kazanmaktadır (Okeson, 2019).

Temporomandibular Eklem Patolojilerinde Ultrasonografik Bulgular

TME bozukluklarının klinik değerlendirmesinde USG, özellikle yumuşak doku patolojilerinin ve iç düzensizliklerin tespitinde yardımcı bulgular sunabilmektedir (Klatkiewicz et al., 2018; Maranini et al., 2022). TME iç düzensizliklerinin en sık formunu oluşturan anterior disk deplasmanı vakalarında, ağız kapalı ve dişler hafif temas halindeyken artiküler diskin kondil başının anteriorunda veya anterosüperiorunda yer değiştirdiği sonografik olarak izlenmektedir (Maranini et al., 2022; Talmaceanu et al., 2020). Eğer disk deplasmanı "redüksiyonlu" ise, hasta ağzını açtığı sırada kondil başının öne doğru hareketiyle birlikte disk normal pozisyonuna geri dönmektedir. Bu durum ekranda anlık bir yer değiştirme hareketi olarak izlenir ve çoğunlukla klinik olarak duyulan klik sesiyle eş zamanlı gerçekleşir (Manfredini & Guarda-Nardini, 2009; Talmaceanu et al., 2020). Buna karşın, diskin maksimum ağız açıklığında bile kondil başı üzerindeki normal anatomik konumuna dönemediği "redüksiyonsuz anterior disk deplasmanı" olgularında, disk dinamik hareket boyunca kondilin önünde kilitli kalmakta ve kondil translasyonundaki kısıtlılık klinik bulgularla uyumlu şekilde sonografik olarak izlenebilmektedir (Klatkiewicz et al., 2018; Maranini et al., 2022). Ayrıca inflamatuar

süreçlerin ve akut travmaların bir göstergesi olabilen eklem içi efüzyon (sinovyal sıvı artışı), üst veya alt eklem boşluğunda yer alan anekoik veya hipoekoik sıvı birikimleri şeklinde izlenebilmektedir (Manfredini & Guarda-Nardini, 2009; Talmaceanu et al., 2020).

Yumuşak doku bileşenlerinin yanı sıra TME'nin kemik yüzeylerinde meydana gelen dejeneratif değişikliklerin (osteoartrit veya osteoartroz) yüksek çözünürlüklü USG ile değerlendirildiği çalışmalar da bulunmaktadır (Maranini et al., 2022; Talmaceanu et al., 2020). Sağlıklı bir eklemde kondil başının kortikal yüzeyi düzgün, kesintisiz ve parlak hiperekoik bir çizgi şeklinde izlenirken; çeşitli çalışmalarda dejeneratif eklem hastalıklarında kondil başı konturunda düzensizlikler, osteofit oluşumları (kemik çıkıntılar), kortikal erozyonlar ve subkondral skleroz bulgularının USG ile görüntülendiği bildirilmiştir (Manfredini & Guarda-Nardini, 2009; Talmaceanu et al., 2020). Bununla birlikte, sınırlı akustik pencere nedeniyle bu kemik değişikliklerinin sonografik olarak değerlendirilmesi oldukça güçtür ve bulgular dikkatle yorumlanmalıdır. Disk deplasmanlarının tanısında USG'nin MRG ile karşılaştırıldığı çalışmalarda farklı tanısal performans değerleri bildirilmiştir. Klatkiewicz ve arkadaşlarının (2018) meta-analizinde disk deplasmanı için havuzlanmış duyarlılık %75,6, özgüllük %69,1 ve doğruluk %76,1 olarak hesaplanmış; yöntemin standardize edilmesi ve etkinliğini doğrulayacak ek çalışmalara ihtiyaç duyulduğu vurgulanmıştır. Bazı klinik çalışmalarda ise daha yüksek duyarlılık ve özgüllük değerleri bildirilmiştir (Talmaceanu et al., 2020). Her ne kadar MRG, disk morfolojisi ve konumunun, retrodiskal dokunun ve kemik iliği ödeminin incelenmesinde altın standart olmaya devam etse de USG, düşük maliyeti, non-invaziv yapısı, hızlı uygulanabilirliği ve dinamik inceleme olanağı sayesinde TME patolojilerinin değerlendirilmesinde, tedavi etkinliğinin takibinde ve klinik yönlendirmede MRG'yi tamamlayan yardımcı

bir yöntem olarak kullanılabilmektedir (Manfredini & Guarda-Nardini, 2009; Maranini et al., 2022; Talmaceanu et al., 2020).

Ultrasonografi Rehberliğinde Temporomandibular Eklem İçi Enjeksiyon ve Artrosentez Uygulamaları

TME bozukluklarının tedavisinde konservatif yaklaşımların yetersiz kaldığı ağrılı kilitlenme, kronik inflamasyon ve dejeneratif eklem hastalıkları vakalarında eklem içi (intra-artiküler) enjeksiyonlar ve artrosentez (eklem lavajı) klinikte sıklıkla uygulanmaktadır (Manfredini & Guarda-Nardini, 2009). Geleneksel olarak anatomik dış kulak yolu ve kondil başı referans alınarak yapılan enjeksiyon teknikleri; eklemin dar anatomik aralığı, bireysel varyasyonlar ve komşu vasküler-sinirsel yapılar ile parotis bezi gibi dokuların yaralanma riski nedeniyle her zaman yeterli güvenilirliği sunamamaktadır (Gilliland et al., 2011). Bu noktada yüksek çözünürlüklü USG rehberliğinde gerçekleştirilen eklem içi enjeksiyonlarda üst ve alt eklem kompartmanları, kondil başı ve iğne ucu gerçek zamanlı olarak ekranda izlenebilmektedir (Maranini et al., 2022). Böylece iğnenin eklem boşluğuna ilerleyişi takip edilebilmekte ve yanlış doku içi enjeksiyon, yumuşak doku hasarı ve olası komplikasyon riskinin azaltılmasına katkı sağlanabilmektedir (Gilliland et al., 2011).

USG rehberliğinde eklem boşluğuna uygulanan tedavi ajanları; eklem içi yapışıklıkların (adhezyonların) giderilmesi ve inflamatuar mediyatörlerin uzaklaştırılması amacıyla steril salin ile yapılan artrosentez lavajını, ağrı ve inflamasyonun baskılanmasında etkili olan kortikosteroidleri ve eklem içi kayganlığı ile viskoziteyi artıran hiyalüronik asit enjeksiyonlarını kapsamaktadır (Manfredini & Guarda-Nardini, 2009; Talmaceanu et al., 2020). USG rehberliğinde uygulanan bu minimal invaziv prosedürler, ağrının azalmasına, maksimum ağız açıklığının artmasına ve eklem fonksiyonlarının iyileşmesine katkı sağlayabilmektedir (Maranini et

al., 2022). Bu yönüyle USG, yalnızca TME patolojilerinin tanı ve takibinde değil, aynı zamanda hasta başında hızlı ve radyasyonsuz girişimsel tedavi uygulamalarında da değerli bir kılavuz araç olarak güncel diş hekimliğinde önem kazanmaktadır (Maranini et al., 2022; Talmaceanu et al., 2020).

Sonuç

Son yıllarda transdüser teknolojisinde ve yüksek frekanslı görüntüleme sistemlerinde kaydedilen büyük ilerlemeler, USG'nin diş hekimliği ve maksillofasiyal radyolojideki konumunu güçlendirmiştir. Özellikle TME'nin değerlendirilmesinde USG, klinik muayeneyi destekleyen yardımcı bir görüntüleme yöntemi olarak önemli katkılar sunmaktadır. MRG'nin anatomik detayların değerlendirilmesindeki üstünlüğü baki kalmakla birlikte, USG'nin sunduğu hızlı uygulanabilirlik ve hasta başında dinamik inceleme olanağı, onu klinik pratikte MRG'yi tamamlayan değerli bir yöntem haline getirmektedir. Dahası, USG rehberliğinde gerçekleştirilen eklem içi enjeksiyon ve artrosentez uygulamaları, minimal invaziv girişimlerin doğruluğuna ve güvenliğine katkı sağlayabilmektedir.

Sonuç olarak, teknolojik yenilikler ve artan klinik deneyim ile birlikte USG, TME bozukluklarının tanı, takip ve tedavi yönetiminde klinik muayene ve diğer görüntüleme yöntemlerine eşlik eden dinamik bir yardımcı yöntem olarak öne çıkmaktadır.

Kaynakça

Cotti, E., Campisi, G., Ambu, R., & Dettori, C. (2003). Ultrasound real-time imaging in the differential diagnosis of periapical lesions. *International Endodontic Journal*, *36*(8), 556–563. https://doi.org/10.1046/j.1365-2591.2003.00690.x

Cotti, E., & Schirru, E. (2022). Present status and future directions: Imaging techniques for the detection of periapical lesions. *International Endodontic Journal*, *55*(S4), 1085–1099. https://doi.org/10.1111/iej.13828

Evirgen, Ş., & Kamburoğlu, K. (2016). Review on the applications of ultrasonography in dentomaxillofacial region. *World Journal of Radiology*, *8*(1), 50–58. https://doi.org/10.4329/wjr.v8.i1.50

Gilliland, C. A., Salazar, L. D., & Borchers, J. R. (2011). Ultrasound versus anatomic guidance for intra-articular and periarticular injection: A systematic review. *The Physician and Sportsmedicine*, *39*(3), 121–131. https://doi.org/10.3810/psm.2011.09.1928

Hansson, S. O. (2013). ALARA: What is reasonably achievable? In *Radioactivity in the environment* (Vol. 19, pp. 143–155). Elsevier.

Ihnatsenka, B., & Boezaart, A. P. (2010). Ultrasound: Basic understanding and learning the language. *International Journal of Shoulder Surgery*, *4*(3), 55–62. https://doi.org/10.4103/0973-6042.76960

Klatkiewicz, T., Gawriołek, K., Pobudek-Radzikowska, M., & Czajka-Jakubowska, A. (2018). Ultrasonography in the diagnosis of temporomandibular disorders: A meta-analysis. *Medical Science Monitor*, *24*, 812–817. https://doi.org/10.12659/MSM.908810

Kundu, H., Basavaraj, P., Kote, S., Singla, A., & Singh, S. (2013). Assessment of TMJ disorders using ultrasonography as a diagnostic tool: A review. *Journal of Clinical and Diagnostic Research*, *7*(12), 3116–3120. https://doi.org/10.7860/JCDR/2013/6678.3874

Manfredini, D., & Guarda-Nardini, L. (2009). Ultrasonography of the temporomandibular joint: A literature review. *International Journal of Oral and Maxillofacial Surgery*, *38*(12), 1229–1236. https://doi.org/10.1016/j.ijom.2009.07.014

Manfredini, D. (Ed.). (2011). *Current concepts on temporomandibular disorders*. Quintessence Publishing.

Maranini, B., Ciancio, G., Mandrioli, S., Galiè, M., & Govoni, M. (2022). The role of ultrasound in temporomandibular joint disorders: An update and future perspectives. *Frontiers in Medicine*, *9*, 926573. https://doi.org/10.3389/fmed.2022.926573

Marotti, J., Heger, S., Tinschert, J., Tortamano, P., Chuembou, F., Radermacher, K., & Wolfart, S. (2013). Recent advances of ultrasound imaging in dentistry – a review of the literature. *Oral Surgery, Oral Medicine, Oral Pathology and Oral Radiology*, *115*(6), 819–832. https://doi.org/10.1016/j.oooo.2013.03.012

Okeson, J. P. (2019). *Management of temporomandibular disorders and occlusion* (8th ed.). Elsevier.

Reda, R., Zanza, A., Cicconetti, A., Bhandi, S., Miccoli, G., Gambarini, G., & Di Nardo, D. (2021). Ultrasound imaging in dentistry: A literature overview. *Journal of Imaging*, *7*(11), 238. https://doi.org/10.3390/jimaging7110238

Rodriguez Betancourt, A., Samal, A., Chan, H. L., & Kripfgans, O. D. (2023). Overview of ultrasound in dentistry for advancing research methodology and patient care quality with emphasis on periodontal/peri-implant applications. *Zeitschrift für Medizinische Physik*, *33*(3), 336–386. https://doi.org/10.1016/j.zemedi.2023.01.005

Scrivani, S. J., Keith, D. A., & Kaban, L. B. (2008). Temporomandibular disorders. *New England Journal of Medicine*, *359*(25), 2693–2705. https://doi.org/10.1056/NEJMra0802472

Talmaceanu, D., Lenghel, L. M., Bolog, N., Buduru, S., Leucuta, D., & Rotar, H. (2020). High-resolution ultrasound imaging compared to magnetic resonance imaging for temporomandibular joint disorders: An in vivo study. *European Journal of Radiology*, *132*, 109291. https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2020.109291

BÖLÜM 2

Oral Radyolojide Yapay Zekâ ve Klinik Kullanım Alanları

FURKAN OSMAN AKARÇAY[1], MUHAMMET CAN EREN[1], FAHRETTİN KALABALIK[1]

Giriş

Yapay zekâ (YZ), normalde insan bilişsel yetileri gerektiren örüntü tanıma, sınıflandırma, tahmin ve karar verme gibi görevlerin bilgisayar sistemleri tarafından gerçekleştirilmesini amaçlayan geniş bir çalışma alanını ifade etmektedir. Makine öğrenmesi, yapay zekânın verilerdeki örüntüleri öğrenerek yeni veriler üzerinde tahmin veya sınıflandırma yapabilen alt alanlarından biri iken; derin öğrenme, çok katmanlı yapay sinir ağları aracılığıyla özellikle görüntü gibi karmaşık verilerden ilgili özelliklerin otomatik olarak öğrenilmesine olanak sağlayan bir

[1] Araş. Gör., Sakarya Üniversitesi, Diş Hekimliği Fakültesi, Ağız, Diş ve Çene Radyolojisi Anabilim Dalı, Orcid: 0009-0002-8118-3197
[1] Araş. Gör., Sakarya Üniversitesi, Diş Hekimliği Fakültesi, Ağız, Diş ve Çene Radyolojisi Anabilim Dalı, Orcid: 0009-0001-0748-1594
[1] Doç. Dr, Sakarya Üniversitesi, Diş Hekimliği Fakültesi, Ağız, Diş ve Çene Radyolojisi Anabilim Dalı, Orcid: 0000-0001-7084-4995

makine öğrenmesi yaklaşımıdır. Son yıllarda hesaplama kapasitesindeki artış, büyük ve dijital veri setlerinin kullanılabilirliğinin artması ve özellikle makine öğrenmesi ile derin öğrenme yöntemlerindeki gelişmeler, yapay zekâ uygulamalarının sağlık bilimlerinde ve görüntüleme temelli disiplinlerde hızla yaygınlaşmasına katkıda bulunmuştur.

Oral ve maksillofasiyal radyolojide periapikal, bite-wing, panoramik ve sefalometrik radyografiler ile konik ışınlı bilgisayarlı tomografi (KIBT) görüntüleri; tanı, tedavi planlaması ve hastalıkların takibinde önemli bir yere sahiptir. Bununla birlikte radyografik görüntülerin yorumlanması; görüntü kalitesi, anatomik yapıların süperpozisyonu, patolojik değişikliklerin boyutu ve lokalizasyonu ile değerlendiricinin deneyimi gibi çeşitli faktörlerden etkilenebilmektedir. Bu nedenle yapay zekâ tabanlı görüntü analiz yöntemleri, radyografik değerlendirmeyi destekleme, tekrarlanabilirliği artırma ve klinik iş akışını daha verimli hâle getirme potansiyelleri nedeniyle oral ve maksillofasiyal radyolojide giderek artan bir araştırma alanı hâline gelmiştir (Hartoonian ve ark., 2024).

Günümüzde yapay zekâ tabanlı yöntemler; dental çürüklerin, periapikal lezyonların ve periodontal kemik kaybının saptanması ve değerlendirilmesi, gömülü dişlerin ve komşu anatomik yapıların

analizi, dişlerin otomatik olarak tanımlanması ve numaralandırılması, sefalometrik referans noktalarının belirlenmesi ve KIBT görüntülerinde anatomik veya patolojik yapıların segmentasyonu gibi çok çeşitli görevlerde araştırılmaktadır. Özellikle derin öğrenme tabanlı yöntemler, görüntülerdeki karmaşık örüntülerin ve ayırt edici özelliklerin doğrudan veriden öğrenilebilmesine olanak sağlayarak sınıflandırma, tespit ve segmentasyon gibi görüntü analiz görevlerinde önemli bir yer edinmiştir (Schwendicke ve ark., 2020).

Bu sistemlerin klinik kullanımındaki temel yaklaşım, klinisyenin yerini alan bağımsız bir tanı mekanizması oluşturmaktan ziyade, radyografik değerlendirmeyi destekleyen bir karar destek aracı geliştirmektir. Yapay zekâ sistemleri belirli görevlerde tanısal veya analitik performansı destekleme, gözlemciler arası değişkenliği azaltma ve zaman alıcı işlemleri otomatikleştirme potansiyeline sahip olmakla birlikte, yüksek algoritmik performansın doğrudan gerçek klinik başarı anlamına gelmediği göz önünde bulundurulmalıdır. Eğitim verilerinin niteliği ve temsil gücü, algoritmaların farklı hasta popülasyonlarına ve görüntüleme cihazlarına genellenebilirliği, bağımsız dış doğrulama gereksinimi, açıklanabilirlik, veri güvenliği, etik konular ve hukuki sorumluluklar, rutin klinik uygulamaya geçişte dikkate alınması gereken temel unsurlar arasındadır (Ardila ve ark., 2026).

Bu bölümde, yapay zekânın oral ve maksillofasiyal radyolojideki başlıca kullanım alanlarının güncel kanıtlar doğrultusunda ele alınması; bu uygulamaların potansiyel klinik katkılarının, mevcut sınırlılıklarının ve gelecekteki kullanım perspektiflerinin değerlendirilmesi amaçlanmaktadır.

Dental Çürüklerin Yapay Zekâ ile Tespiti

Dental çürüklerin erken dönemde saptanması, koruyucu ve minimal invaziv tedavi yaklaşımlarının uygulanabilmesi açısından

önem taşımaktadır. Klinik muayene tanısal sürecin temelini oluşturmakla birlikte, radyografik inceleme özellikle aproksimal yüzeylerdeki lezyonların değerlendirilmesinde önemli bir tamamlayıcı yöntemdir. Bununla birlikte radyografik değerlendirme; görüntü kalitesi, anatomik süperpozisyonlar, lezyonun lokalizasyonu ve derinliği ile değerlendiriciye bağlı faktörlerden etkilenebilmektedir. Bu nedenle yapay zekâ tabanlı görüntü analiz sistemleri, radyografik çürük tespitinde klinik değerlendirmeyi destekleyebilecek yardımcı araçlar olarak araştırılmaktadır (Mohammad-Rahimi ve ark., 2022).

Dental çürüklerin radyografik olarak saptanmasında kullanılan yapay zekâ yöntemlerinin önemli bir bölümünü derin öğrenme tabanlı modeller, özellikle konvolüsyonel sinir ağları oluşturmaktadır. Kullanılan modelin amacına göre görüntüler veya diş yüzeyleri çürük varlığı açısından sınıflandırılabilmekte, olası lezyonların görüntü üzerindeki lokalizasyonu belirlenebilmekte ya da lezyon alanları segmentasyon yoluyla sınırlandırılabilmektedir. Bu nedenle yapay zekâ uygulamalarında "çürük tespiti" tek bir görevi değil; sınıflandırma, obje tespiti ve segmentasyon gibi farklı görüntü analiz yaklaşımlarını kapsayabilmektedir.

Yapay zekâ destekli radyografik çürük analizlerinde bite-wing görüntüler, özellikle aproksimal çürüklerin değerlendirilmesinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Bunun yanı sıra periapikal ve panoramik radyografiler üzerinde de yapay zekâ modelleri geliştirilmiştir. Kullanılan görüntüleme yöntemi, veri setinin özellikleri, model mimarisi, analiz birimi ve referans standardındaki farklılıklar bildirilen tanısal performansı etkileyebildiğinden, farklı çalışmalarda elde edilen sonuçların doğrudan karşılaştırılması dikkatle yapılmalıdır (Albano ve ark., 2024).

Yapay zekâ modellerinin performansı çürük lezyonunun radyografik derinliğine göre değişebilmektedir. Bite-wing

radyografileri üzerinde gerçekleştirilen bir sistematik derleme ve meta-analizde, dentine ulaşan çürüklerin tespitinde birleştirilmiş duyarlılık 0,84 iken, mine ile sınırlı lezyonlarda bu değer 0,71 olarak bildirilmiştir. Bu bulgu, özellikle erken dönem ve mine ile sınırlı lezyonların yapay zekâ sistemleri açısından daha zorlayıcı olabileceğini göstermektedir. Dolayısıyla bir model için bildirilen yüksek genel doğruluk veya duyarlılık değeri, farklı çürük evrelerinde eşdeğer tanısal performans sağlandığı anlamına gelmemektedir.

Yapay zekâ modellerinin geliştirilmesi ve değerlendirilmesinde referans standardın niteliği de önemli bir metodolojik unsurdur. Çalışmalarda uzman değerlendirmesi, birden fazla değerlendiricinin uzlaşısı ve farklı doğrulama yöntemleri referans standart olarak kullanılabilmektedir. Referans standardındaki farklılıklar, modellerin eğitim ve test sonuçlarının yorumlanmasını ve çalışmalar arasında doğrudan karşılaştırma yapılmasını güçleştirebilir. Bu nedenle görüntülerin tutarlı biçimde etiketlenmesi, mümkün olduğunda birden fazla deneyimli değerlendiricinin görüşünün alınması ve kullanılan referans standardın açık biçimde tanımlanması, model performansının güvenilir biçimde değerlendirilebilmesi açısından önem taşımaktadır.

Mevcut çalışmalar, yapay zekâ modellerinin radyografik çürük tespitinde umut verici tanısal performans gösterebildiğini ortaya koymaktadır. Bite-wing radyografilerini değerlendiren bir sistematik derleme ve meta-analizde genel çürük tespiti için birleştirilmiş duyarlılık 0,87 ve özgüllük 0,89 olarak bildirilmiştir. Bununla birlikte, çalışmaların önemli bir bölümünde yüksek veya belirsiz yanlılık riski bulunması ve bağımsız dış doğrulama çalışmalarının sınırlı olması, bildirilen performans değerlerinin gerçek klinik koşullara doğrudan genellenmesini güçleştirmektedir (Ammar & Kühnisch, 2024).

Klinik açıdan yapay zekânın önemli potansiyel katkılarından biri, radyografik görüntülerde şüpheli bölgeleri işaretleyerek klinisyene ikinci bir değerlendirme olanağı sağlamasıdır. Yapay zekâ destekli değerlendirmelerin özellikle aproksimal çürüklerin saptanmasında insan gözlemcilerin duyarlılığını artırabileceğine ilişkin bulgular bulunmaktadır. Bununla birlikte yanlış pozitif ve yanlış negatif sonuçların ortaya çıkabileceği göz önünde bulundurulmalı; yapay zekâ çıktıları klinik muayene, hastanın çürük riski ve diğer tanısal bulgularla birlikte değerlendirilmelidir. Bu nedenle mevcut sistemlerin bağımsız tanı araçlarından çok, klinisyenin radyografik değerlendirmesini destekleyen karar destek sistemleri olarak ele alınması daha uygundur (Salehizeinabadi ve ark., 2026).

Periapikal Lezyonların Yapay Zekâ ile Saptanması

Pulpal enfeksiyon ve inflamatuvar süreçlere bağlı gelişen apikal periodontitis, periapikal dokularda radyografik değişikliklere yol açabilmektedir. Bu değişiklikler radyografilerde çoğunlukla periapikal radyolusensi şeklinde izlenmekle birlikte, özellikle erken dönemde veya küçük boyutlu değişikliklerin saptanması; görüntü kalitesi, anatomik süperpozisyonlar ve bölgesel anatomik özellikler nedeniyle güçleşebilmektedir. Bu nedenle yapay zekâ tabanlı görüntü analiz yöntemleri, periapikal radyolusensilerin otomatik olarak belirlenmesinde klinik değerlendirmeyi destekleyebilecek araçlar olarak araştırılmaktadır.

Periapikal radyolusensilerin yapay zekâ ile değerlendirilmesinde ağırlıklı olarak derin öğrenme ve konvolüsyonel sinir ağı tabanlı modeller kullanılmaktadır. Bu modeller panoramik ve periapikal radyografilerin yanı sıra KIBT görüntülerine de uygulanmaktadır. Kullanım amacına göre yapay zekâ modelleri tespit, sınıflandırma veya segmentasyon görevlerini gerçekleştirebilmektedir. Tespit modelleri görüntü üzerinde şüpheli

bölgenin lokalizasyonunu belirlerken, sınıflandırma modelleri görüntü veya belirlenen bölgeyi önceden tanımlanmış kategorilere ayırmaktadır. Segmentasyon modelleri ise lezyon olarak değerlendirilen alanın sınırlarını piksel veya voksel düzeyinde belirleyerek alan veya hacim gibi nicel özelliklerin değerlendirilmesine olanak sağlayabilmektedir (Alaqla ve ark., 2025).

İki boyutlu radyografilerde geliştirilen derin öğrenme modelleri, özellikle panoramik radyografilerde periapikal radyolusensilerin otomatik olarak tespit edilmesi ve segmentasyonu amacıyla kullanılmaktadır. Bu sistemler şüpheli alanları görüntü üzerinde işaretleyerek klinisyenin dikkatini ilgili bölgeye yönlendirebilmekte ve radyografik incelemeye yardımcı bir ikinci değerlendirme mekanizması sağlayabilmektedir. Panoramik radyografiler üzerinde yapılan çalışmalar, derin öğrenme modellerinin periapikal radyolusensilerin hem tespitinde hem de segmentasyonunda umut verici performans gösterebildiğini ortaya koymaktadır. (Boztuna ve ark., 2024; Çelik ve ark., 2023)

KIBT görüntülerinde üç boyutlu veri yapısı nedeniyle voksel düzeyinde segmentasyon yaklaşımları önem kazanmaktadır. U-Net ve türevi derin öğrenme mimarileri, periapikal lezyon olarak değerlendirilen alanların otomatik olarak tespit edilmesi ve üç boyutlu segmentasyonu amacıyla kullanılmaktadır. Bu yaklaşımlar sayesinde lezyonun üç boyutlu sınırlarının belirlenmesi ve hacimsel olarak değerlendirilmesi mümkün olabilmektedir. Son yıllarda geliştirilen daha ileri segmentasyon modelleri de KIBT görüntülerinde periapikal lezyonların otomatik üç boyutlu değerlendirilmesinde umut verici sonuçlar göstermektedir. Bununla birlikte segmentasyon performansının klinik olarak yeterli düzeyde olması, modelin her olguda bağımsız ve hatasız karar verebileceği anlamına gelmemektedir (Öksüzoğlu ve ark., 2026).

Mevcut kanıtlar, yapay zekâ sistemlerinin periapikal radyolusensilerin saptanmasında yüksek tanısal performans gösterebildiğini düşündürmektedir. Bununla birlikte çalışmalarda kullanılan görüntüleme yöntemleri, yapay zekâ modelleri, veri setleri ve referans standartları arasında belirgin farklılıklar bulunmaktadır. Ayrıca mevcut çalışmaların önemli bir bölümü retrospektif tanısal doğruluk araştırmalarından oluşmakta ve gerçek klinik iş akışındaki performansı değerlendiren prospektif çalışmalar sınırlı kalmaktadır. Bu nedenle yüksek algoritmik performans değerlerinin doğrudan rutin klinik başarı olarak yorumlanmaması gerekir (Pul & Schwendicke, 2024).

Radyografide bir periapikal radyolusensinin saptanması tek başına kesin bir histopatolojik veya klinik tanı sağlamamaktadır. Benzer radyografik görünümler farklı inflamatuvar, gelişimsel veya diğer patolojik süreçlerde görülebileceğinden, yapay zekâ tarafından işaretlenen alanların hastanın klinik bulguları, semptomları, dental öyküsü ve gerektiğinde diğer görüntüleme bulgularıyla birlikte değerlendirilmesi gerekmektedir. Bu nedenle mevcut yapay zekâ uygulamalarının klinik rolü, bağımsız tanı koymaktan ziyade şüpheli radyografik alanların saptanmasını ve değerlendirilmesini destekleyen yardımcı karar destek sistemleri olarak değerlendirilmelidir.

Periodontal Kemik Kaybının Yapay Zekâ ile Değerlendirilmesi

Periodontal hastalıkların değerlendirilmesinde klinik bulguların yanı sıra radyografik kemik kaybının belirlenmesi de önemli bir bileşendir. Radyografik değerlendirmede alveolar kret

seviyesinin ve mine-sement birleşiminin belirlenmesi, bu anatomik referanslar arasındaki ilişkinin incelenmesi ve kemik kaybının miktarı ile yaygınlığının değerlendirilmesi önem taşımaktadır. Bununla birlikte görüntü kalitesi, anatomik yapıların süperpozisyonu, restoratif materyaller ve değerlendiriciye bağlı farklılıklar radyografik ölçümlerin doğruluğunu ve tekrarlanabilirliğini etkileyebilmektedir. Bu nedenle yapay zekâ tabanlı görüntü analiz yöntemleri, periodontal kemik seviyesinin daha objektif, tekrarlanabilir ve nicel biçimde değerlendirilmesini destekleyebilecek araçlar olarak araştırılmaktadır.

Periodontal kemik kaybının otomatik değerlendirilmesinde özellikle derin öğrenme tabanlı görüntü analiz yöntemlerinden yararlanılmaktadır. Bu modeller radyografik görüntüler üzerinde dişlerin, mine-sement birleşiminin ve alveolar kemik seviyesinin belirlenmesi gibi görevlerde kullanılabilmektedir. Bazı sistemlerde diş ve çevre dokular segmentasyon yoluyla ayrılmakta, ardından anatomik referans noktaları arasındaki mesafeler veya kök uzunluğuna göre radyografik kemik kaybı oranları otomatik olarak hesaplanabilmektedir. Böylece yapay zekâ sistemleri yalnızca kemik kaybının varlığını saptamakla kalmayıp kaybın miktarını ve dağılımını nicel olarak değerlendirmeye yönelik sonuçlar da üretebilmektedir (Chen ve ark., 2023).

Yapay zekâ tabanlı periodontal kemik kaybı değerlendirmelerinde panoramik, periapikal ve bite-wing radyografiler kullanılmaktadır. Bu modalitelerin görüntü özellikleri ve klinik kullanım amaçları farklı olduğundan, farklı görüntü türlerinde geliştirilen modellerin performanslarının doğrudan karşılaştırılması dikkatle yapılmalıdır. Güncel sistematik derlemeler, özellikle panoramik ve periapikal radyografiler üzerinde geliştirilen derin öğrenme modellerinin periodontal kemik seviyesinin belirlenmesi ve kemik kaybının saptanmasında umut verici

performans gösterebildiğini ortaya koymaktadır (Tariq ve ark., 2023).

Güncel bir sistematik derleme ve meta-analizde iki boyutlu dental radyografilerden periodontal kemik kaybı ve periodontitisin değerlendirilmesine yönelik 30 çalışma incelenmiş; meta-analize uygun çalışmaların sonuçlarında birleştirilmiş duyarlılık %87, özgüllük %76 ve doğruluk %84 olarak bildirilmiştir. Bununla birlikte çalışmalar arasında model tasarımı, görüntüleme yöntemi, veri seti özellikleri, referans standartları ve sonuç ölçütleri açısından belirgin heterojenlik bulunmaktadır. Ayrıca incelenen çalışmaların çoğu metodolojik kalite açısından orta düzeyde değerlendirilmiş ve hiçbir çalışma kullanılan kalite değerlendirme aracına göre "çok yüksek kalite" düzeyine ulaşmamıştır. Bu bulgular, mevcut sonuçların umut verici olmakla birlikte klinik uygulamaya aktarılırken dikkatle yorumlanması gerektiğini göstermektedir (Khubrani ve ark., 2025).

Yapay zekâ sistemlerinin potansiyel avantajlarından biri, çok sayıda diş ve periodontal bölgenin aynı ölçütler doğrultusunda otomatik olarak değerlendirilmesine olanak sağlamasıdır. Derin öğrenme tabanlı sistemlerle dişlerin lokalizasyonu, alveolar kemik seviyesinin belirlenmesi ve radyografik kemik kaybının hesaplanması aynı iş akışı içerisinde gerçekleştirilebilmektedir. Bu yaklaşım manuel ölçümlere bağlı gözlemci farklılıklarının azaltılmasına ve zaman alıcı radyografik ölçümlerin otomatikleştirilmesine katkı sağlayabilir. Bununla birlikte bu yararların gerçek klinik iş akışındaki etkisinin prospektif ve bağımsız çalışmalarda doğrulanması gerekmektedir.

Radyografik kemik kaybının otomatik olarak ölçülmesi, periodontitisin sınıflandırılması ve evrelenmesine de katkı sağlayabilecek veriler üretebilir. Panoramik radyografiler üzerinde geliştirilen bazı derin öğrenme sistemlerinde radyografik kemik kaybı oranları otomatik olarak hesaplanmış ve bu bilgiler

periodontitis evresinin tahmin edilmesinde kullanılmıştır. Bununla birlikte periodontitisin klinik evrelemesi yalnızca radyografik kemik kaybına dayanmadığından, yapay zekâ tarafından radyografi üzerinden oluşturulan bir evre tahmini kapsamlı periodontal değerlendirme ile eşdeğer kabul edilmemelidir. Klinik ataşman kaybı, periodontitise bağlı diş kaybı ve olgu karmaşıklığını belirleyen diğer klinik faktörlerin de dikkate alınması gerekmektedir (Tonetti ve ark., 2018; Xue ve ark., 2024).

Mevcut kanıtlar, yapay zekâ tabanlı sistemlerin periodontal kemik kaybının radyografik olarak saptanması ve nicel değerlendirilmesinde klinik karar desteği sağlama potansiyeline sahip olduğunu göstermektedir. Bununla birlikte çalışmalar arasındaki metodolojik heterojenlik, raporlama farklılıkları ve dış doğrulama eksiklikleri nedeniyle bu sistemlerin bağımsız tanı araçları olarak değerlendirilmesi için mevcut kanıtlar yeterli değildir. Yapay zekâ çıktılarının klinik periodontal muayene ve diğer tanısal bulgularla birlikte yorumlanması gerekmektedir.

Gömülü Dişlerin ve Anatomik Yapıların Yapay Zekâ ile Belirlenmesi

Gömülü dişlerin radyografik değerlendirilmesi; dişin lokalizasyonunun, angulasyonunun, gömülme düzeyinin ve komşu anatomik yapılarla ilişkisinin belirlenmesini kapsamaktadır. Özellikle mandibular üçüncü molarların mandibular kanal ile anatomik ilişkisinin değerlendirilmesi, cerrahi girişim öncesinde inferior alveolar sinir hasarı riskinin öngörülmesi açısından klinik önem taşımaktadır. Bu değerlendirmeler geleneksel olarak radyografik görüntülerin klinisyen tarafından yorumlanmasına dayanırken, son yıllarda derin öğrenme tabanlı görüntü analiz yöntemleri üçüncü molarların otomatik olarak tespit edilmesi, sınıflandırılması ve komşu anatomik yapılarla ilişkilerinin değerlendirilmesi amacıyla araştırılmaktadır.

Panoramik radyografiler, üçüncü molarların yapay zekâ ile değerlendirilmesine yönelik çalışmalarda yaygın olarak kullanılan görüntüleme yöntemidir. Konvolüsyonel sinir ağları ve YOLO tabanlı obje tespit modelleri kullanılarak üçüncü molarların görüntü üzerindeki lokalizasyonu otomatik olarak belirlenebilmekte ve gömülme özellikleri sınıflandırılabilmektedir. Bazı modellerde dişin angulasyonu, gömülme derinliği ve ramus ile ilişkisi değerlendirilerek Winter veya Pell–Gregory sınıflamalarının otomatik olarak gerçekleştirilmesi amaçlanmaktadır. Bunun yanı sıra kök morfolojisinin değerlendirilmesi, mandibular kanalla ilişkinin sınıflandırılması ve cerrahi zorluk düzeyinin tahmin edilmesi gibi daha karmaşık görevler de araştırılmaktadır. Bununla birlikte mevcut kanıtlar, tespit ve temel sınıflandırma görevlerinde bildirilen performansın kök morfolojisi, açısal ölçümler ve cerrahi zorluk tahmini gibi daha karmaşık görevlerde daha değişken olabildiğini göstermektedir (Sandim ve ark., 2026).

Mandibular üçüncü molarların değerlendirilmesinde mandibular kanalın doğru lokalizasyonu ve diş kökleriyle olan ilişkisinin belirlenmesi ayrı bir önem taşımaktadır. Panoramik radyografiler iki boyutlu bir değerlendirme sağlarken, KIBT mandibular kanalın üç boyutlu seyrinin ve üçüncü molar kökleriyle bukkal, lingual veya interradiküler ilişkisinin daha ayrıntılı biçimde ortaya konmasına olanak vermektedir. Yapay zekâ modelleri hem panoramik radyografiler hem de KIBT görüntüleri üzerinde mandibular kanalın belirlenmesi, üçüncü molarla olan ilişkinin sınıflandırılması ve ilgili anatomik yapıların segmentasyonu amacıyla geliştirilmiştir.

Güncel sistematik derlemeler, yapay zekâ modellerinin mandibular üçüncü molar ile mandibular kanal arasındaki anatomik ilişkinin değerlendirilmesinde umut verici performans gösterebildiğini ortaya koymaktadır. Panoramik radyografi ve KIBT çalışmalarını kapsayan bir sistematik derlemede bildirilen doğruluk

değerlerinin çoğunlukla %80–97 arasında değiştiği, AUC (Area Under the Curve / Eğri Altında Kalan Alan) değerlerinin ise 0,84–0,98 aralığında olduğu bildirilmiştir. Bununla birlikte çalışmalar arasında kullanılan görüntüleme yöntemleri, sınıflandırma kriterleri, model mimarileri ve doğrulama yöntemleri açısından belirgin heterojenlik bulunmaktadır. Özellikle KIBT tabanlı modeller için mevcut çalışma sayısının ve bağımsız dış doğrulama verilerinin sınırlı olması, yüksek performans değerlerinin klinik uygulamaya genellenmesinde dikkatli olunmasını gerektirmektedir (Araujo ve ark., 2026).

Yapay zekânın dental radyolojideki diğer önemli uygulamalarından biri dişlerin otomatik olarak tespit edilmesi ve numaralandırılmasıdır. Derin öğrenme modelleri panoramik ve intraoral radyografilerde tek tek dişlerin lokalizasyonunu belirleyebilmekte ve bunları dental ark içerisindeki konumlarına göre numaralandırabilmektedir. Otomatik diş tespiti ve numaralandırılması, yalnızca görüntünün tanımlanmasını kolaylaştıran bağımsız bir görev değil, aynı zamanda daha ileri yapay zekâ uygulamaları için temel bir görüntü analiz basamağı olarak değerlendirilebilir. Belirlenen dişlerin doğru biçimde numaralandırılması; çürük, periodontal kemik kaybı veya periapikal radyografik bulgular gibi sonraki analiz sonuçlarının ilgili diş ile otomatik olarak ilişkilendirilmesine olanak sağlayabilir (Maganur ve ark., 2024).

Dişlerin ve mandibular kanal gibi anatomik yapıların otomatik olarak tanımlanması ve segmentasyonu, manuel işaretleme gereksinimini ve işlem süresini azaltma potansiyeline sahiptir. Özellikle KIBT görüntülerinde mandibular kanalın otomatik segmentasyonu, cerrahi ve implant planlaması için kullanılabilecek üç boyutlu anatomik modellerin oluşturulmasını kolaylaştırabilir. Bununla birlikte anatomik varyasyonlar, düşük görüntü kalitesi, metal artefaktları ve anatomik sınırların belirsiz olduğu bölgeler

otomatik analiz açısından güçlük oluşturabilmektedir (Zhang ve ark., 2023).

Mevcut çalışmalar genel olarak yapay zekâ tabanlı yöntemlerin üçüncü molarların tespiti, temel morfolojik özelliklerinin sınıflandırılması, mandibular kanalın belirlenmesi ve dişlerin otomatik numaralandırılmasında umut verici sonuçlar verdiğini göstermektedir. Bununla birlikte özellikle cerrahi risk veya zorluk tahmini gibi daha karmaşık klinik görevlerde mevcut kanıtların sınırlı olduğu ve sonuçların dış doğrulama çalışmalarına ihtiyaç duyduğu göz önünde bulundurulmalıdır. Bu nedenle bu sistemlerin mevcut klinik rolü, bağımsız cerrahi karar mekanizmaları olmaktan ziyade radyografik değerlendirme ve tedavi planlamasını destekleyen yardımcı araçlar olarak ele alınmalıdır.

KIBT Görüntülerinde Segmentasyon

KIBT, dentomaksillofasiyal yapıların üç boyutlu olarak değerlendirilmesine olanak sağlayan önemli bir görüntüleme yöntemidir. KIBT görüntülerinin içerdiği hacimsel veri; dişlerin, kemik yapıların ve diğer anatomik oluşumların farklı düzlemlerde ayrıntılı olarak incelenmesini mümkün kılmaktadır. Bununla birlikte belirli bir anatomik veya patolojik yapının görüntünün geri kalanından ayrılması, nicel olarak değerlendirilmesi ya da üç boyutlu modelinin oluşturulması için segmentasyon işleminden yararlanılmaktadır. Segmentasyon, görüntüdeki piksellerin veya üç boyutlu verilerde voksellerin belirli bir anatomik ya da patolojik yapıya ait olacak şekilde sınıflandırılması ve hedef yapının görüntünün geri kalanından ayrılması işlemidir. Dental KIBT görüntülerinde yapay zekâ destekli segmentasyon; dişler, maksilla ve mandibula, mandibular kanal, pulpa ve kök kanal sistemi ile çeşitli patolojik yapıların üç boyutlu olarak belirlenmesine yönelik çalışmalarda kullanılmaktadır.

KIBT görüntülerinin segmentasyonu geleneksel olarak hedef anatomik yapının kesitler üzerinde operatör tarafından manuel biçimde sınırlandırılmasıyla gerçekleştirilebilmektedir. Ancak manuel segmentasyon, özellikle çok sayıda kesit içeren hacimsel verilerde zaman alıcı olmakta ve sonuçlar gözlemciye bağlı değişkenlik gösterebilmektedir. Yarı otomatik yöntemler işlem süresini azaltabilmekle birlikte kullanıcı tarafından başlangıç bölgelerinin belirlenmesi veya elde edilen sınırların manuel olarak düzeltilmesi gibi ek işlemler gerektirebilmektedir. Bu nedenlerle son yıllarda derin öğrenme tabanlı otomatik segmentasyon yöntemlerinin geliştirilmesine yönelik çalışmalar artmıştır.

Derin öğrenme tabanlı KIBT segmentasyonunda özellikle konvolüsyonel sinir ağları ve U-Net temelli mimariler yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu modeller, uzmanlar tarafından oluşturulan referans segmentasyonlarla eğitilerek yeni görüntülerde hedef yapıların sınırlarını otomatik olarak belirlemeyi amaçlamaktadır. Kullanılan modele ve klinik göreve bağlı olarak yalnızca belirli bir anatomik yapının görüntüden ayrılması değil, aynı görüntü içerisindeki birden fazla yapının veya tek tek dişlerin ayrı sınıflar hâlinde segmentasyonu da gerçekleştirilebilmektedir. Bu şekilde elde edilen segmentasyonlar, üç boyutlu rekonstrüksiyon ve nicel ölçüm gibi ileri görüntü analizlerinin temelini oluşturabilmektedir.

Yapay zekâ tabanlı KIBT segmentasyonunun önemli potansiyel avantajlarından biri işlem süresinin azaltılmasıdır. KIBT görüntülerinde otomatik diş segmentasyonunu değerlendiren 2024 tarihli bir sistematik derleme ve meta-analizde 35 çalışma incelenmiş ve birleştirilmiş Dice benzerlik katsayısı 0,95 olarak bildirilmiştir. Segmentasyon süresini raporlayan yedi çalışmada yapay zekâ tabanlı işlem süreleri yaklaşık 1,5 saniye ile 3,4 dakika arasında değişmiştir. Bu sonuçlar, otomatik diş segmentasyonunun referans segmentasyonlarla yüksek düzeyde geometrik örtüşme sağlayabildiğini ve manuel yöntemlere kıyasla işlem süresini

azaltma potansiyeline sahip olduğunu göstermektedir. Bununla birlikte bu performans değerleri özellikle diş segmentasyonuna aittir ve diğer anatomik yapıların segmentasyon başarısını doğrudan temsil etmemektedir (Xiang ve ark., 2024).

Yapay zekâ destekli segmentasyonun kullanım alanı dişlerle sınırlı değildir. Maksilla ve mandibulanın otomatik segmentasyonu ortodontik değerlendirme, ortognatik cerrahi planlama ve diğer üç boyutlu dijital tedavi planlama uygulamalarında kullanılabilecek anatomik modellerin oluşturulmasına katkı sağlayabilir. Mandibular kanalın otomatik segmentasyonu implant ve cerrahi planlama sırasında kanalın üç boyutlu seyrinin belirlenmesini kolaylaştırabilir. Endodontik uygulamalarda ise pulpa boşluğu ve kök kanal sisteminin otomatik segmentasyonu, karmaşık endodontik anatomilerin üç boyutlu olarak değerlendirilmesine yönelik bir araştırma alanı olarak öne çıkmaktadır. Bununla birlikte farklı anatomik yapıların segmentasyon güçlüğü aynı olmadığından, bir yapı için elde edilen yüksek performans değerlerinin diğer yapılara genellenmemesi gerekir (Alfadley ve ark., 2024; Gumussoy ve ark., 2025; Iacob ve ark., 2026)

Segmentasyon performansının değerlendirilmesinde en sık kullanılan ölçütlerden biri Dice Similarity Coefficient'tır (DSC). Dice katsayısı, yapay zekâ modeli tarafından oluşturulan segmentasyon ile uzman tarafından hazırlanan referans segmentasyonun hacimsel olarak ne ölçüde örtüştüğünü göstermektedir. Intersection over Union (IoU) da benzer biçimde iki segmentasyon arasındaki örtüşmeyi değerlendirirken, Hausdorff mesafesi ve ortalama yüzey mesafesi gibi ölçütler segmentasyon sınırları arasındaki geometrik uzaklığın değerlendirilmesinde kullanılmaktadır. Bu nedenle segmentasyon performansının yalnızca tek bir ölçütle değil, örtüşme ve yüzey mesafesini birlikte değerlendiren ölçütlerle ele alınması daha kapsamlı bir değerlendirme sağlayabilir. Ayrıca yüksek Dice veya IoU değerleri,

segmentasyonun her olguda klinik açıdan hatasız olduğu anlamına gelmemektedir.

KIBT tabanlı otomatik segmentasyonun performansı; hedef anatomik yapının özellikleri, anatomik varyasyonlar, görüntüleme protokolü, voksel boyutu, görüntü kalitesi ve artefaktlardan etkilenebilmektedir. Özellikle metalik restorasyonlara bağlı artefaktlar, düşük kontrastlı bölgeler ve anatomik sınırların belirsiz olduğu alanlar otomatik segmentasyonu güçleştirebilir. Ayrıca mevcut çalışmalar arasında kullanılan veri setleri, cihazlar, referans segmentasyon yöntemleri ve performans ölçütleri açısından önemli heterojenlik bulunmaktadır. Bu nedenle yüksek algoritmik performans bildiren sonuçların farklı cihazlara, hasta popülasyonlarına ve gerçek klinik iş akışlarına genellenebilmesi için bağımsız dış doğrulama ve prospektif çok merkezli çalışmalara gereksinim bulunmaktadır (Abesi ve ark., 2023).

Sefalometrik Analizler

Sefalometrik analiz, kraniyofasiyal yapıların morfolojisinin ve iskeletsel, dental ve yumuşak doku ilişkilerinin değerlendirilmesinde kullanılan temel radyografik yöntemlerden biridir. Özellikle ortodontik tanı ve tedavi planlamasında lateral sefalometrik radyografiler üzerinde belirli anatomik referans noktalarının belirlenmesi ve bu noktalar arasındaki açısal ve doğrusal ölçümlerin yapılması esasına dayanmaktadır. Referans noktalarının manuel olarak belirlenmesi zaman alıcı olabilmekte ve sonuçlar gözlemci içi ve gözlemciler arası değişkenlikten etkilenebilmektedir. Bu nedenle sefalometrik referans noktalarının ve bunlara dayalı ölçümlerin otomatik olarak elde edilmesine yönelik yapay zekâ tabanlı yöntemler giderek daha fazla araştırılmaktadır (Junaid ve ark.).

Yapay zekâ uygulamaları, sefalometrik görüntülerde anatomik referans noktalarının otomatik olarak belirlenmesi ve bu

noktalar üzerinden doğrusal ve açısal ölçümlerin gerçekleştirilmesi amacıyla kullanılmaktadır. Bu amaçla özellikle konvolüsyonel sinir ağları ve diğer derin öğrenme tabanlı görüntü analiz modellerinden yararlanılmaktadır. Modeller; nasion, sella, pogonion, menton, gonion, porion ve orbitale gibi çeşitli sert ve yumuşak doku referans noktalarının görüntü üzerindeki konumlarını otomatik olarak belirlemeyi amaçlamaktadır. Referans noktalarının lokalizasyonunun ardından, önceden tanımlanmış sefalometrik analizlere ait açısal ve doğrusal ölçümler yazılım tarafından otomatik olarak hesaplanabilmektedir (Polizzi & Leonardi, 2024).

Yapay zekâ destekli otomatik sefalometrik analizin başlıca potansiyel avantajları, manuel işaretleme için gereken süreyi azaltması ve değerlendirme sürecinin daha tekrarlanabilir hâle getirilmesine katkı sağlamasıdır. İki boyutlu lateral sefalometrik görüntülerde otomatik referans noktası belirlemeyi değerlendiren 2024 tarihli bir sistematik derleme ve meta-analizde 27 çalışma incelenmiş ve yapay zekâ ile referans noktası lokalizasyonunda birleştirilmiş ortalama hata 1,39 mm olarak bildirilmiştir. Aynı derlemede otomatik nokta belirleme işlemlerinin çoğunlukla bir dakikadan kısa sürede gerçekleştirilebildiği belirtilmiştir. Bununla birlikte performans tüm anatomik referans noktalarında eşdeğer değildir ve farklı noktaların lokalizasyon doğruluğu model, veri seti ve görüntünün anatomik özelliklerine bağlı olarak değişebilmektedir (Rauniyar ve ark., 2023).

Otomatik referans noktası lokalizasyonundaki yüksek performans, yapay zekâ tarafından oluşturulan tüm sefalometrik ölçümlerin manuel değerlendirmeyle tamamen eşdeğer olduğu anlamına gelmemektedir. Referans noktasındaki küçük bir lokalizasyon farklılığı, kullanılan sefalometrik parametreye bağlı olarak doğrusal veya açısal ölçümleri farklı düzeylerde etkileyebilir. Güncel çalışmalar, yapay zekâ tabanlı ve manuel yöntemlerle elde edilen birçok sefalometrik parametre arasında genel olarak küçük

farklılıklar bulunduğunu göstermekle birlikte, kanıtların heterojenliği ve dış doğrulama çalışmalarının sınırlı olması nedeniyle bu yöntemlerin birbirinin yerine kullanılabilir olduğuna ilişkin kesin bir sonuca ulaşmak henüz mümkün değildir (Coronel-Zubiate ve ark., 2026).

Yapay zekânın lateral sefalometrik radyografilerdeki kullanımı yalnızca klasik referans noktalarının lokalizasyonuyla sınırlı değildir. Makine öğrenmesi ve derin öğrenme modelleri, servikal vertebral maturasyon evrelerinin otomatik olarak belirlenmesi amacıyla da araştırılmaktadır. Bu modeller servikal vertebraların morfolojik özelliklerini kullanarak iskeletsel maturasyon evresini sınıflandırmayı hedeflemektedir. Mevcut çalışmalar umut verici sonuçlar bildirmekle birlikte kullanılan veri setleri, sınıflandırma yöntemleri ve model performansları arasında önemli farklılıklar bulunduğundan, sonuçların farklı popülasyonlara genellenebilmesi için daha geniş ve bağımsız veri setlerinde doğrulanması gerekmektedir (Rana ve ark., 2023).

Yapay zekâ tabanlı sefalometrik analizler üç boyutlu KIBT görüntülerine de uygulanmaktadır. Üç boyutlu görüntülerde anatomik referans noktalarının otomatik olarak lokalize edilmesi, kraniyofasiyal yapıların üç boyutlu morfometrik değerlendirilmesine katkı sağlayabilir. Bununla birlikte mevcut çalışmaların yöntemsel heterojenliği yüksektir ve üç boyutlu referans noktası belirlemede bildirilen lokalizasyon hataları iki boyutlu görüntülere kıyasla daha geniş bir aralık göstermektedir. Bu nedenle üç boyutlu otomatik sefalometrik analizlerin klinik olarak standardize edilmesi için daha fazla doğrulama çalışmasına ihtiyaç bulunmaktadır.

Sonuç olarak yapay zekâ tabanlı sistemler, sefalometrik referans noktalarının belirlenmesi ve buna dayalı ölçümlerin otomatikleştirilmesinde işlem süresini azaltma ve değerlendirme sürecini standardize etme potansiyeline sahiptir. Bununla birlikte

anatomik referans noktaları arasındaki performans farklılıkları, veri setlerinin heterojenliği ve dış doğrulama eksiklikleri göz önünde bulundurulmalıdır. Bu nedenle mevcut yapay zekâ sistemlerinin sefalometrik analiz sonuçları klinisyen tarafından doğrulanmalı ve kapsamlı ortodontik tanı ile tedavi planlamasının yerine geçen bağımsız bir değerlendirme yöntemi olarak kullanılmamalıdır (Hendrickx ve ark., 2024).

Yapay Zekânın Avantajları

Yapay zekâ uygulamaları, oral ve maksillofasiyal radyolojide görüntülerin değerlendirilmesini destekleyen yardımcı araçlar olarak giderek daha fazla araştırılmaktadır. Özellikle makine öğrenmesi ve derin öğrenme tabanlı yöntemler; radyografik bulguların saptanması, anatomik yapıların segmentasyonu, ölçümlerin otomatikleştirilmesi ve görüntülerin sınıflandırılması gibi farklı görevlerde kullanılabilmektedir. Bu uygulamaların potansiyel avantajları arasında klinik karar verme sürecinin desteklenmesi, zaman alıcı işlemlerin otomatikleştirilmesi, değerlendirmelerde tutarlılığın artırılması ve radyografik verilerin nicel olarak analiz edilmesinin kolaylaştırılması yer almaktadır. Bununla birlikte yapay zekânın klinik değeri yalnızca algoritmik performansa değil, farklı klinik koşullardaki güvenilirliğine ve mevcut iş akışına uygun biçimde entegre edilebilmesine de bağlıdır (Hartoonian ve ark., 2024).

Yapay zekânın önemli potansiyel katkılarından biri, radyografik değerlendirme sırasında klinisyene ikinci bir değerlendirme mekanizması sağlayabilmesidir. Algoritmaların görüntü üzerinde olası patolojik veya anatomik bulguları işaretlemesi, klinisyenin dikkatini belirli bölgelere yönlendirerek görüntünün sistematik biçimde değerlendirilmesine yardımcı olabilir. Oral ve maksillofasiyal radyolojide insan–yapay zekâ iş birliğini inceleyen çalışmalar; çürük tespiti, periapikal patolojilerin

değerlendirilmesi, sefalometrik referans noktalarının belirlenmesi ve bazı diğer radyografik görevlerde yapay zekâ desteğinin gözlemci performansını artırabildiğini göstermektedir. Bu nedenle yapay zekânın klinik kullanımında en uygun yaklaşım, bağımsız karar veren bir sistemden ziyade klinisyenin yorumunu tamamlayan bir karar destek aracı olarak değerlendirilmesidir (Demir ve ark., 2024; Math ve ark., 2025).

Bir diğer önemli avantaj, zaman alıcı ve tekrarlayan görüntü analiz görevlerinin otomatikleştirilebilmesidir. KIBT görüntülerinde anatomik yapıların segmentasyonu, sefalometrik referans noktalarının belirlenmesi ve doğrusal veya açısal ölçümlerin hesaplanması gibi işlemler manuel olarak gerçekleştirildiğinde önemli ölçüde zaman gerektirebilmektedir. Yapay zekâ tabanlı sistemler bu işlemlerin bir bölümünü otomatikleştirerek analiz süresini azaltma potansiyeline sahiptir. Özellikle otomatik diş segmentasyonu ve sefalometrik referans noktası lokalizasyonuna ilişkin sistematik derlemelerde belirgin işlem süresi avantajları bildirilmiştir. Bununla birlikte teknik bir görevin daha hızlı gerçekleştirilmesi, tek başına bütün klinik iş akışının aynı ölçüde hızlandığı anlamına gelmemektedir (Xiang ve ark., 2024).

Yapay zekâ sistemlerinin bir diğer potansiyel yararı, belirli radyografik değerlendirmelerin daha tutarlı ve tekrarlanabilir biçimde gerçekleştirilmesine katkı sağlamasıdır. Manuel değerlendirmeler klinisyenin deneyimi ve yorumlama biçimi gibi gözlemciye bağlı faktörlerden etkilenebilirken, yapay zekâ modelleri aynı öğrenilmiş kriterleri benzer girdilere sistematik biçimde uygulamaktadır. Bu özellik, özellikle anatomik yapıların segmentasyonu, sefalometrik referans noktalarının belirlenmesi ve radyografik kemik seviyesinin ölçülmesi gibi nicel görevlerde gözlemciye bağlı değişkenliğin azaltılmasına katkı sağlayabilir. İnsan–yapay zekâ iş birliğini değerlendiren çalışmalar da bazı görevlerde gözlemciler arası uyumun artabildiğini göstermektedir.

Bununla birlikte algoritmanın sistematik çalışması her zaman doğru veya yanlılıktan bağımsız sonuç ürettiği anlamına gelmediğinden, "objektif değerlendirme" yerine "daha tutarlı ve standartlaştırılmış değerlendirme" kavramlarının kullanılması daha uygundur.

Yapay zekâ ayrıca radyografik ve hacimsel verilerin nicel olarak değerlendirilmesini kolaylaştırabilir. Anatomik veya patolojik yapıların sınırlarının, hacimlerinin, mesafelerin ve açıların otomatik olarak belirlenmesi; görüntülerden yalnızca görsel yorum değil, tekrarlanabilir nicel veriler de elde edilmesine olanak sağlayabilir. Bu özellik özellikle KIBT gibi büyük miktarda üç boyutlu veri içeren görüntüleme yöntemlerinde önem taşımaktadır. Otomatik segmentasyon ve ölçüm yöntemleri sayesinde üç boyutlu anatomik modellerin oluşturulması ve belirli yapıların nicel olarak karşılaştırılması daha hızlı gerçekleştirilebilir.

Sonuç olarak yapay zekânın oral ve maksillofasiyal radyolojideki temel avantajı, klinik uzmanlığın yerine geçmesinden çok, görüntü değerlendirmesinin belirli aşamalarını destekleme ve otomatikleştirme potansiyelidir. Tanısal dikkatin desteklenmesi, tekrarlayan görevlerin hızlandırılması, değerlendirmelerde tutarlılığın artırılması ve nicel görüntü analizinin kolaylaştırılması bu sistemlerin başlıca potansiyel katkılarıdır. Bununla birlikte bu avantajların gerçek klinik faydaya dönüşebilmesi; algoritmaların farklı cihazlar ve hasta popülasyonlarında güvenilir performans göstermesine, klinisyen–yapay zekâ etkileşiminin uygun biçimde tasarlanmasına ve sistemlerin gerçek klinik iş akışlarında doğrulanmasına bağlıdır (Ardila ve ark., 2026).

Sınırlılıklar ve Sorunlar

Yapay zekâ uygulamaları oral ve maksillofasiyal radyolojide görüntü analizini ve klinik karar verme sürecini destekleme potansiyeline sahip olmakla birlikte, bu sistemlerin rutin klinik uygulamaya aktarılmasını sınırlayan önemli metodolojik, teknik,

klinik ve etik sorunlar bulunmaktadır. Bildirilen yüksek algoritmik performansın gerçek klinik ortamlarda aynı düzeyde sürdürülebilmesi; kullanılan verilerin temsil gücüne, modelin farklı popülasyon ve görüntüleme koşullarındaki genellenebilirliğine, bağımsız doğrulama sonuçlarına ve klinik iş akışına uygun biçimde entegre edilebilmesine bağlıdır (Math ve ark., 2025).

Yapay zekâ modellerinin performansını belirleyen temel unsurlardan biri, eğitim ve doğrulama amacıyla kullanılan veri setlerinin niteliği ve temsil gücüdür. Sınırlı sayıda görüntü içeren, tek bir kurumdan elde edilen veya hedef klinik popülasyonu yeterince temsil etmeyen veri setleriyle geliştirilen modeller, eğitim verilerine benzer görüntüler üzerinde yüksek performans göstermelerine rağmen farklı hasta grupları veya klinik ortamlarda aynı başarıyı sürdüremeyebilir. Bunun yanı sıra veri setlerinin oluşturulmasında kullanılan olgu seçimi, görüntülerin etiketlenme biçimi ve referans standartlarındaki farklılıklar da model performansını etkileyebilir. Bu nedenle yalnızca veri setinin büyüklüğü değil, çeşitliliği, kalitesi ve hedef kullanım popülasyonunu ne ölçüde temsil ettiği de önem taşımaktadır.

Eğitim verilerindeki sınıf dengesizliği ve yetersiz temsil, algoritmik yanlılık ve adalet açısından da önemli sorunlar oluşturmaktadır. Belirli hastalıkların, anatomik varyasyonların veya hasta gruplarının veri setlerinde sınırlı düzeyde temsil edilmesi, model performansının bu gruplarda farklılaşmasına neden olabilir. Bununla birlikte dental görüntüleme alanındaki mevcut çalışmaların önemli bir bölümünde yaş, cinsiyet, etnik köken veya diğer demografik özelliklere göre alt grup performanslarının yeterince raporlanmadığı görülmektedir. Bu durum bir modelin farklı hasta gruplarında eşit düzeyde güvenilir olup olmadığının değerlendirilmesini güçleştirmektedir. Bu nedenle gelecekte yalnızca genel doğruluk değerlerinin değil, klinik olarak anlamlı alt

gruplara ait performans sonuçlarının da raporlanması önem taşımaktadır (Suganya ve ark., 2026).

Dental görüntüleme cihazları ve görüntü elde etme protokolleri arasındaki farklılıklar da modellerin genellenebilirliğini etkileyebilmektedir. Radyografik görüntüler ve KIBT verileri; cihaz üreticisi, ekspozisyon parametreleri, voksel boyutu, rekonstrüksiyon yöntemi, görüntü işleme algoritmaları ve görüntü kalitesi açısından farklı özellikler gösterebilir. Hareket ve metal artefaktları, görüntü gürültüsü, düşük kontrast ve anatomik varyasyonlar da hedef yapıların otomatik olarak saptanmasını veya segmentasyonunu güçleştirebilir. Bu nedenle tek bir kurum veya cihazdan elde edilen görüntüler üzerinde geliştirilen bir modelin farklı cihazlardan ve klinik ortamlardan elde edilen veriler üzerinde eşdeğer performans göstereceği varsayılmamalıdır.

Yapay zekâ sistemleri, diğer tanısal yöntemlerde olduğu gibi yanlış pozitif ve yanlış negatif sonuçlar üretebilmektedir. Mevcut bir radyografik bulgunun algoritma tarafından saptanamaması yanlış negatif, normal anatomik yapıların veya görüntü özelliklerinin patolojik olarak işaretlenmesi ise yanlış pozitif sonuçlara neden olabilir. Yanlış negatif sonuçlar klinik açıdan önemli bir bulgunun gözden kaçmasına, yanlış pozitif sonuçlar ise gereksiz ek değerlendirmelere ve klinik karar sürecinin olumsuz etkilenmesine yol açabilir. Bununla birlikte yalnızca genel doğruluk, duyarlılık veya özgüllük değerlerinin bildirilmesi, bir modelin bütün klinik koşullardaki güvenilirliğini tam olarak ortaya koymamaktadır. Model performansının hedef hasta popülasyonunda, hastalık prevalansı ve gerçek klinik kullanım koşulları dikkate alınarak değerlendirilmesi gerekmektedir.

Bu nedenlerle dış doğrulama, yapay zekâ modellerinin klinik uygulanabilirliğinin değerlendirilmesinde temel basamaklardan biridir. Bir algoritmanın geliştirildiği kurumdan veya veri kaynağından bağımsız görüntüler üzerinde test edilmesi, modelin

eğitim verilerinin özelliklerine aşırı uyum gösterip göstermediğinin ve farklı klinik ortamlara genellenebilirliğinin değerlendirilmesine olanak sağlamaktadır. Bununla birlikte dış doğrulama da tek başına yeterli değildir. Retrospektif veri setlerinde başarılı bulunan modellerin gerçek hasta akışı içerisinde klinisyenlerle birlikte nasıl performans gösterdiğinin, tanısal kararları ve iş akışını nasıl etkilediğinin prospektif ve tercihen çok merkezli çalışmalarla değerlendirilmesi gerekmektedir. Mevcut dental görüntüleme literatüründe dış doğrulama, prospektif değerlendirme, farklı cihazlarda doğrulama ve gerçek klinik iş akışı analizlerinin hâlen sınırlı olduğu bildirilmektedir (Ardila ve ark., 2026).

Bir diğer sorun alanı, model sonuçlarının belirsizliğinin ve güvenilirliğinin kullanıcıya yeterince açık biçimde aktarılmamasıdır. Bir yapay zekâ sisteminin yalnızca pozitif veya negatif sonuç üretmesi, klinisyenin söz konusu sonucun ne ölçüde güvenilir olduğunu değerlendirmesi için her zaman yeterli olmayabilir. Bu nedenle model performansının yalnızca ayrım yapma başarısı açısından değil, ürettiği olasılıkların güvenilirliği ve belirsizliğin uygun biçimde ifade edilmesi açısından da değerlendirilmesi önem taşımaktadır. Özellikle klinik olarak sınırda veya algoritmanın eğitim verilerinde yeterince temsil edilmeyen olgularda belirsizliğin kullanıcıya sunulması güvenli klinik entegrasyon açısından önem taşıyabilir.

Açıklanabilirlik ve şeffaflık da klinik yapay zekâ sistemlerinin önemli sorun alanları arasındadır. Özellikle derin öğrenme tabanlı modellerde yüksek performansa rağmen, modelin belirli bir sonuca hangi görüntü özelliklerine dayanarak ulaştığının kullanıcı tarafından doğrudan anlaşılması güç olabilmektedir. Bu durum klinisyenin algoritma çıktısını eleştirel biçimde değerlendirmesini ve sonuçla klinik bulgular arasında uyumsuzluk bulunduğunda hatanın kaynağını belirlemesini zorlaştırabilir. Isı haritaları, dikkat bölgeleri veya benzeri açıklanabilir yapay zekâ

yöntemleri model çıktısının yorumlanmasını kolaylaştırabilir; ancak bu tür araçlar modelin karar mekanizmasının tam ve nedensel bir açıklaması olarak değerlendirilmemelidir. Klinik kullanım açısından açıklanabilirlik, algoritmik performansla birlikte ele alınması gereken güvenilirlik bileşenlerinden biridir (Mehta ve ark., 2026).

Yapay zekâ uygulamalarının geliştirilmesi ve kullanılması hasta mahremiyeti ve veri güvenliği açısından da önemli gereklilikler ortaya çıkarmaktadır. Dental radyografiler, KIBT görüntüleri, intraoral görüntüler ve klinik kayıtlar kişisel sağlık verisi niteliğinde olduğundan, bu verilerin model geliştirme, doğrulama veya ikincil kullanım amacıyla işlenmesinde uygun veri yönetişimi mekanizmalarının uygulanması gerekmektedir. Verilerin kimlikten arındırılması, güvenli biçimde saklanması, erişimin sınırlandırılması ve veri paylaşımının ilgili yasal ve etik gerekliliklere uygun biçimde gerçekleştirilmesi hasta mahremiyetinin korunması açısından önemlidir. Ayrıca yapay zekâ sistemlerinde hasta verilerinin hangi amaçla kullanıldığı, ikincil kullanımlar ve bilgilendirilmiş onamın kapsamı gibi konular da giderek daha fazla tartışılmaktadır.

Etik sorunlar yalnızca veri mahremiyetiyle sınırlı değildir. Hasta özerkliğinin korunması, algoritmik yanlılığın azaltılması, farklı hasta grupları arasında adil performans sağlanması, yapay zekâ kullanımının gerektiğinde hastaya açıklanması ve nihai klinik kararın sorumluluğunun belirlenmesi de güvenilir yapay zekâ uygulamalarının önemli bileşenleridir. Yapay zekâ destekli bir sistemin hatalı veya yanıltıcı bir öneride bulunduğu durumlarda klinisyen, sağlık kuruluşu, yazılım geliştiricisi ve üretici arasındaki sorumluluk dağılımı; sistemin kullanım amacı, otonomi düzeyi, düzenleyici statüsü ve ilgili ülkenin hukuki çerçevesine göre farklılık gösterebilir. Bu nedenle yapay zekâ destekli dental uygulamalarda hukuki sorumluluk konusunda bütün sistemler ve ülkeler için geçerli

tek bir yaklaşım bulunduğunu söylemek mümkün değildir (BK ve ark., 2026; Mörch ve ark., 2021)

Sonuç olarak yapay zekâ sistemlerinin oral ve maksillofasiyal radyolojide güvenli klinik kullanımı yalnızca yüksek algoritmik performansa bağlı değildir. Temsil gücü yüksek veri setleri, açık ve güvenilir referans standartları, farklı kurum ve cihazlarda dış doğrulama, prospektif klinik değerlendirme, alt grup performanslarının incelenmesi, açıklanabilirlik, belirsizlik yönetimi, veri güvenliği ve uygun etik-hukuki yönetişim mekanizmaları birlikte ele alınmalıdır. Bu gereklilikler sağlanmadığında yüksek performans gösteren bir algoritmanın gerçek klinik ortamda aynı güvenilirliği ve faydayı sağlayacağı varsayılmamalıdır.

Gelecek Perspektifi

Yapay zekâ teknolojilerindeki hızlı gelişmeler, oral ve maksillofasiyal radyolojide mevcut görüntü analiz uygulamalarının daha bütüncül klinik karar destek sistemlerine doğru evrilebileceğini göstermektedir. Günümüzde yapay zekâ modelleri çoğunlukla belirli bir radyografik bulgunun saptanması, sınıflandırılması, segmentasyonu veya ölçülmesi gibi sınırlı görevler için geliştirilmektedir. Gelecekteki temel yönelimlerden biri, bu görevlerin aynı sistem içerisinde birleştirilmesi ve görüntü analizinden elde edilen sonuçların klinik bilgilerle ilişkilendirilerek daha kapsamlı karar desteği sunulmasıdır. Bununla birlikte bu dönüşümün klinik değer kazanabilmesi, yalnızca model kapasitesinin artmasına değil, farklı klinik ortamlarda doğrulanmasına ve mevcut radyolojik iş akışına güvenli biçimde entegre edilmesine bağlıdır.

Gelişmekte olan uygulama alanlarından biri, yapay zekâ destekli otomatik ve yapılandırılmış radyolojik raporlamadır. Görüntü analiz modelleri tarafından saptanan anatomik ve patolojik bulguların yapılandırılmış verilere dönüştürülmesi ve doğal dil

işleme veya büyük dil modelleri aracılığıyla rapor taslaklarının oluşturulması mümkün hâle gelmektedir. Özellikle görüntü analiz modelleri ile dil modellerinin birlikte kullanıldığı hibrit sistemler, panoramik radyografilerden otomatik rapor üretimi açısından umut verici sonuçlar göstermektedir. Bununla birlikte genel amaçlı multimodal büyük dil modellerinin dental radyografilerin doğrudan yorumlanmasında yanlış veya görüntüyle desteklenmeyen bulgular üretebildiği gösterilmiştir. Bu nedenle otomatik raporlama sistemlerinin doğrudan görüntüden serbest metin üretmesi yerine, doğrulanmış görüntü analiz sonuçlarını yapılandırılmış biçimde dil modeline aktaran hibrit yaklaşımlar daha güvenli bir gelişim yönü olarak görünmektedir. Nihai radyolojik raporun uzman tarafından gözden geçirilmesi ve klinik bağlamla doğrulanması önemini korumaktadır (Balel ve ark., 2026).

Panoramik radyografilerin daha kapsamlı biçimde otomatik olarak değerlendirilmesi de önemli bir gelişim alanıdır. Dişlerin tanımlanması ve numaralandırılması, restoratif ve patolojik bulguların saptanması, anatomik yapıların belirlenmesi ve bu bulguların hasta veya diş düzeyinde ilişkilendirilmesi gibi farklı görevlerin tek bir sistem içerisinde birleştirilmesine yönelik görüntü-dil ve temel model yaklaşımları geliştirilmektedir. Bu tür sistemler, yalnızca tek bir patolojinin tespitine odaklanan modellerden farklı olarak görüntünün daha bütüncül biçimde değerlendirilmesini amaçlamaktadır. KIBT görüntülerinde ise otomatik segmentasyon ve üç boyutlu rekonstrüksiyon yöntemlerinin gelişmesi; dişler, kemik yapılar ve kritik anatomik oluşumların dijital tedavi planlama süreçlerine daha hızlı aktarılmasına katkı sağlayabilir. Bununla birlikte kapsamı genişledikçe modelin hata yapabileceği görev ve anatomik bölge sayısı da arttığından, bütüncül sistemlerde bulgu düzeyinde performansın ayrı ayrı değerlendirilmesi gerekmektedir.

Gelecekte önem kazanması beklenen bir diğer yaklaşım multimodal veri entegrasyonudur. Bu yaklaşım yalnızca farklı görüntüleme yöntemlerinin birlikte değerlendirilmesini değil; radyografik görüntülerin klinik muayene bulguları, hasta öyküsü, demografik bilgiler, önceki tedaviler ve gerektiğinde diğer biyolojik veya klinik verilerle birlikte analiz edilmesini kapsamaktadır. Böylece yalnızca görüntü üzerinde belirli bir bulgunun saptanmasına dayanan sistemlerden, hastaya özgü klinik bağlamı dikkate alan karar destek modellerine geçiş mümkün olabilir. Bununla birlikte dental görüntülemede kapsamlı multimodal klinik veri entegrasyonuna ilişkin kanıtlar henüz gelişme aşamasındadır ve bu tür sistemlerin gerçek klinik değerinin prospektif çalışmalarda gösterilmesi gerekmektedir.

Longitudinal görüntü analizi de gelecekteki önemli kullanım alanlarından biridir. Aynı hastaya farklı zamanlarda ait görüntülerin otomatik olarak eşleştirilmesi ve karşılaştırılması; periodontal kemik seviyesindeki değişikliklerin, lezyon boyutlarının veya tedaviye bağlı anatomik değişikliklerin nicel olarak izlenmesine olanak sağlayabilir. Bu yaklaşımın uygulanabilirliğini gösteren çalışmalar ortaya çıkmaya başlamıştır. Örneğin seri panoramik radyografiler kullanılarak periodontal hastalık progresyonunun derin öğrenme ile değerlendirilmesine yönelik çok merkezli çalışmalar, yapay zekânın zaman içerisindeki radyografik değişikliklerin analizinde kullanılabileceğini göstermektedir. Bununla birlikte hastalık progresyonunun öngörülmesi ile geçmiş ve güncel görüntüler arasındaki değişikliğin saptanması birbirinden farklı görevlerdir; prognostik modellerin klinik kullanım için longitudinal ve bağımsız kohortlarda ayrıca doğrulanması gerekmektedir (Furquim ve ark., 2025).

Gelecekteki klinik yapay zekâ sistemlerinin yalnızca doğru sonuç üretmesi değil, sonuçlarının güvenilirlik düzeyini ve belirsizliğini kullanıcıya aktarabilmesi de önem taşımaktadır.

Açıklanabilirlik araçları, şüpheli görüntü bölgelerinin görselleştirilmesi, olasılık skorları ve belirsizlik tahminleri klinisyenin algoritma çıktısını eleştirel biçimde değerlendirmesine yardımcı olabilir. Bununla birlikte ısı haritaları veya dikkat haritaları model kararının tam ve nedensel bir açıklaması olarak değerlendirilmemelidir. Gelecekte güvenilir yapay zekâ sistemlerinin performans, kalibrasyon, belirsizlik, açıklanabilirlik ve kullanıcı etkileşimi gibi bileşenleri birlikte ele alması gerekecektir.

Yapay zekâ teknolojilerinin rutin klinik kullanıma geçebilmesi için çok merkezli, farklı cihaz ve hasta popülasyonlarını içeren bağımsız doğrulama çalışmalarının yanı sıra prospektif klinik araştırmalara gereksinim bulunmaktadır. Gelecekte geliştirilecek sistemlerin yalnızca doğruluk, duyarlılık veya özgüllük gibi algoritmik performans ölçütleriyle değil; gerçek klinik iş akışındaki etkileri, hata örüntüleri, farklı hasta gruplarındaki performansları, kullanıcı etkileşimi ve hasta güvenliği açısından da değerlendirilmesi gerekmektedir. Veri güvenliği, hasta mahremiyeti, algoritmik yanlılık, düzenleyici gereklilikler ve yapay zekâ destekli kararlarda sorumluluk paylaşımı da klinik uygulamaya geçişin temel bileşenleri olacaktır (Ardila ve ark., 2026).

Mevcut kanıtlar doğrultusunda oral ve maksillofasiyal radyolojide en gerçekçi gelişim yönlerinden biri, yapay zekâ ile klinik uzmanlığın birbirini tamamladığı artırılmış zekâ yaklaşımıdır. Yapay zekânın görüntüleri hızlı ve sistematik biçimde analiz etme kapasitesinin; klinisyenin anatomik ve patolojik varyasyonları yorumlama, hasta öyküsünü değerlendirme ve görüntü bulgularını klinik bağlama yerleştirme yeteneğiyle birleştirilmesi, bağımsız otonom sistemlerden daha uygulanabilir bir klinik model sunmaktadır. Bu nedenle gelecekte yapay zekânın radyoloğun yerini alan bir teknoloji olarak değil, görüntü değerlendirmesinin belirli aşamalarını otomatikleştiren, tanısal dikkati destekleyen ve nihai

klinik kararın uzman denetiminde kaldığı bütünleşik bir karar destek sistemi olarak konumlanması daha gerçekçi görünmektedir (Math ve ark., 2025).

Sonuç

Yapay zekâ tabanlı uygulamalar, oral ve maksillofasiyal radyolojide görüntü analizinin farklı aşamalarını destekleme ve otomatikleştirme potansiyeline sahip önemli bir teknolojik gelişim alanıdır. Dental çürüklerin ve periapikal radyolusensilerin saptanması, periodontal kemik kaybının değerlendirilmesi, gömülü dişlerin ve anatomik yapıların belirlenmesi, KIBT görüntülerinde segmentasyon ve sefalometrik analizlerin otomatikleştirilmesi gibi çeşitli görevlerde yapay zekâ sistemleri umut verici performans göstermektedir. Bu uygulamalar; radyografik değerlendirmeyi destekleme, zaman alıcı görüntü analiz görevlerini otomatikleştirme, nicel ölçümlerin elde edilmesini kolaylaştırma ve belirli değerlendirmelerin daha tutarlı biçimde gerçekleştirilmesine katkı sağlama potansiyeline sahiptir.

Bununla birlikte yüksek algoritmik performans, yapay zekâ sistemlerinin doğrudan bağımsız veya otonom tanı araçları olarak kullanılabileceği anlamına gelmemektedir. Eğitim ve doğrulama veri setlerinin temsil gücü, kullanılan referans standartları, görüntüleme cihazları ve protokolleri arasındaki farklılıklar, algoritmik yanlılık, açıklanabilirlik ve belirsizlik gibi faktörler modellerin farklı klinik ortamlardaki güvenilirliğini etkileyebilmektedir. Bu nedenle modellerin geliştirildikleri veri setlerinin dışında bağımsız olarak doğrulanması ve farklı cihaz, kurum ve hasta popülasyonlarındaki performanslarının değerlendirilmesi gerekmektedir. Gerçek klinik faydanın ortaya konabilmesi için ise dış doğrulamanın ötesinde prospektif, çok merkezli ve gerçek klinik iş akışını yansıtan çalışmalara ihtiyaç bulunmaktadır.

Oral ve maksillofasiyal radyolojide yapay zekâ çıktıları, klinik bağlamdan bağımsız olarak yorumlanmamalıdır. Radyografik bulguların klinik muayene, hasta öyküsü ve gerektiğinde diğer tanısal verilerle birlikte değerlendirilmesi temel önem taşımaktadır. Yapay zekâ tarafından işaretlenen bir radyografik bulgunun saptanması, her durumda kesin klinik veya histopatolojik tanı anlamına gelmediği gibi, algoritmanın negatif sonuç vermesi de patolojinin kesin olarak dışlandığı şeklinde yorumlanmamalıdır. Bu nedenle özellikle tedavi planlamasını etkileyebilecek anatomik ve patolojik bulgularda uzman değerlendirmesi ve klinik doğrulama önemini korumaktadır.

Yapay zekânın oral ve maksillofasiyal radyolojideki gelecekteki gelişim yönleri; daha kapsamlı görüntü analizi, otomatik ve yapılandırılmış raporlama, görüntü-dil modelleri, multimodal veri entegrasyonu, longitudinal görüntü karşılaştırmaları ve güvenilir yapay zekâ uygulamalarının geliştirilmesini kapsamaktadır. Bu alanların bir kısmında ilk uygulamalar ve erken klinik doğrulama çalışmaları ortaya çıkmaya başlamış olmakla birlikte, bu sistemlerin rutin kullanıma aktarılabilmesi için genellenebilirlik, güvenilirlik, açıklanabilirlik, belirsizlik yönetimi, veri güvenliği, algoritmik adalet ve düzenleyici gerekliliklerin birlikte ele alınması gerekmektedir.

Mevcut kanıtlar doğrultusunda oral ve maksillofasiyal radyolojide en gerçekçi yaklaşım, yapay zekânın radyolog veya klinisyenin yerini alan bağımsız bir karar mekanizması olarak değil, uzman değerlendirmesini tamamlayan bir artırılmış zekâ ve klinik karar destek aracı olarak konumlandırılmasıdır. Yapay zekânın görüntü verilerini hızlı ve sistematik biçimde analiz etme kapasitesinin klinisyenin deneyimi, klinik bağlamı yorumlama yeteneği ve hasta odaklı karar verme süreciyle birleştirilmesi, bu teknolojilerin güvenli ve etkili kullanımının temelini oluşturacaktır.

Kaynaklar

Abesi, F., Hozuri, M., & Zamani, M. (2023). Performance of artificial intelligence using cone-beam computed tomography for segmentation of oral and maxillofacial structures: A systematic review and meta-analysis. *Journal of Clinical and Experimental Dentistry*, *15*(11), e954.

Alaqla, A., Khanagar, S. B., Albelaihi, A. I., Singh, O. G., & Alfadley, A. (2025). Application and performance of artificial intelligence-based models in the detection, segmentation and classification of periapical lesions: a systematic review. *Frontiers in Dental Medicine*, *6*, 1717343.

Albano, D., Galiano, V., Basile, M., Di Luca, F., Gitto, S., Messina, C., Cagetti, M. G., Del Fabbro, M., Tartaglia, G. M., & Sconfienza, L. M. (2024). Artificial intelligence for radiographic imaging detection of caries lesions: a systematic review. *BMC Oral Health*, *24*(1), 274.

Alfadley, A., Shujaat, S., Jamleh, A., Riaz, M., Aboalela, A. A., Ma, H., & Orhan, K. (2024). Progress of artificial intelligence-driven solutions for automated segmentation of dental pulp space on cone-beam computed tomography images. A systematic review. *Journal of Endodontics*, *50*(9), 1221-1232.

Ammar, N., & Kühnisch, J. (2024). Diagnostic performance of artificial intelligence-aided caries detection on bitewing radiographs: a systematic review and meta-analysis. *Japanese Dental Science Review*, *60*, 128-136.

Araujo, M. G., Miranda-Viana, M., Salzedas, L. M. P., & Takeshita, W. M. (2026). Artificial intelligence for assessment of the relationship between the mandibular canal and third molars using CBCT and panoramic radiography: a systematic review. *BMC Oral Health*.

Ardila, C. M., Vivares-Builes, A. M., & Pineda-Vélez, E. (2026). From Algorithmic Performance to Clinical Translation: Translational Readiness of Imaging-Based Artificial Intelligence in Dentistry—A Systematic Review. Healthcare,

Balel, Y., Sağtaş, K., Teke, F., & Kurt, M. A. (2026). A novel hybrid large language model approach for reporting panoramic radiographs and performance comparison with current large language models. *Journal of Imaging Informatics in Medicine*, 1-14.

BK, R., Luke, A. M., MA, V., & Shetty, K. P. (2026). Artificial intelligence–driven dentistry: a systematic review of ethical and legal challenges. *International Journal of Dentistry*, *2026*(1), 1870800.

Boztuna, M., Firincioglulari, M., Akkaya, N., & Orhan, K. (2024). Segmentation of periapical lesions with automatic deep learning on panoramic radiographs: an artificial intelligence study. *BMC Oral Health*, *24*(1), 1332.

Chen, C.-C., Wu, Y.-F., Aung, L. M., Lin, J. C.-Y., Ngo, S. T., Su, J.-N., Lin, Y.-M., & Chang, W.-J. (2023). Automatic recognition of teeth and periodontal bone loss measurement in digital radiographs using deep-learning artificial intelligence. *Journal of dental sciences*, *18*(3), 1301-1309.

Coronel-Zubiate, F. T., Marroquín-Soto, C., Meza-Málaga, J. M., Luján-Valencia, S. A., Placeres-Hernández, A., Carmona-Sanchez, A. V., Cruzado-Oliva, F. H., Farje-Gallardo, C. A., Zuta-Rojas, J., & Luján-Urviola, E. (2026). Parameter-level comparison of artificial intelligence and manual cephalometric measurements: a systematic review and meta-analysis. *Frontiers in Dental Medicine*, *7*, 1820984.

Çelik, B., Savaştaer, E. F., Kaya, H. I., & Çelik, M. E. (2023). The role of deep learning for periapical lesion detection on panoramic radiographs. *Dentomaxillofacial Radiology*, *52*(8), 20230118.

Demir, K., Sokmen, O., Karabey Aksakalli, I., & Torenek-Agirman, K. (2024). Comprehensive insights into artificial intelligence for dental lesion detection: a systematic review. *Diagnostics*, *14*(23), 2768.

Furquim, C. P., Caruth, L., Chandrasekaran, G., Cucchiara, A., Kallan, M. J., Martin, L., Feres, M., Bittinger, K., Divaris, K., & Glessner, J. (2025). Developing predictive models for periodontitis progression using artificial intelligence: a longitudinal cohort study. *Journal of clinical periodontology*, *52*(10), 1478-1490.

Gumussoy, I., Haylaz, E., Duman, S. B., Kalabalık, F., Eren, M. C., Say, S., Celik, O., & Bayrakdar, I. S. (2025). Automatic segmentation of the infraorbital Canal in CBCT images: anatomical structure recognition using artificial intelligence. *Diagnostics*, *15*(13), 1713.

Hartoonian, S., Hosseini, M., Yousefi, I., Mahdian, M., & Ahsaie, M. G. (2024). Applications of artificial intelligence in

dentomaxillofacial imaging: a systematic review. *Oral Surgery, Oral Medicine, Oral Pathology and Oral Radiology*, *138*(5), 641-655.

Hendrickx, J., Gracea, R. S., Vanheers, M., Winderickx, N., Preda, F., Shujaat, S., & Jacobs, R. (2024). Can artificial intelligence-driven cephalometric analysis replace manual tracing? A systematic review and meta-analysis. *European journal of orthodontics*, *46*(4), cjae029.

Iacob, A. M., Verdecchia, A., García-Mesa, Y., Spinas, E., & Cobo, T. (2026). Effectiveness of automated segmentation of maxillofacial structures in cone-beam computed tomography images using artificial intelligence: A systematic review. *International Orthodontics*, *24*(1), 101081.

Junaid, N., Khan, N., Ahmed, N., Abbasi, M., Das, G., Maqsood, A., Ahmed, A., Marya, A., Alam, M., & Heboyan, A. Development, application, and performance of artificial intelligence in cephalometric landmark identification and diagnosis: a systematic review. Healthcare (Basel) 2022; 10: 2454.

Khubrani, Y. H., Thomas, D., Slator, P. J., White, R. D., & Farnell, D. J. (2025). Detection of periodontal bone loss and periodontitis from 2D dental radiographs via machine learning and deep learning: systematic review employing APPRAISE-AI and meta-analysis. *Dentomaxillofacial Radiology*, *54*(2), 89-108.

Maganur, P. C., Vishwanathaiah, S., Mashyakhy, M., Abumelha, A. S., Robaian, A., Almohareb, T., Almutairi, B., Alzahrani, K. M., Binalrimal, S., & Marwah, N. (2024). Development of artificial intelligence models for tooth numbering and detection: a systematic review. *International dental journal*, *74*(5), 917-929.

Math, S. Y., Ameli, N., Stefani, C. M., Kung, J. Y., Punithakumar, K., Amin, M., & Pacheco-Pereira, C. (2025). Augmented intelligence in oral and maxillofacial radiology: a systematic review.

Oral Surgery, Oral Medicine, Oral Pathology and Oral Radiology, *140*(2), 237-250.

Mehta, V., Mathur, A., Bhadania, M., Galletti, C., & Flores-Fraile, J. (2026). Explainability, bias and generalizability of AI models in dentistry: A systematic review of model interpretability and equity. *Clinical and Experimental Dental Research*, *12*(3), e70375.

Mohammad-Rahimi, H., Motamedian, S. R., Rohban, M. H., Krois, J., Uribe, S. E., Mahmoudinia, E., Rokhshad, R., Nadimi, M., & Schwendicke, F. (2022). Deep learning for caries detection: a systematic review. *Journal of dentistry*, *122*, 104115.

Mörch, C. M., Atsu, S., Cai, W., Li, X., Madathil, S. A., Liu, X., Mai, V., Tamimi, F., Dilhac, M.-A., & Ducret, M. (2021). Artificial intelligence and ethics in dentistry: a scoping review. *Journal of dental research*, *100*(13), 1452-1460.

Öksüzoğlu, H., Topuz, Ö., Bilgir, E., Çelik, Ö., & Bayrakdar, I. Ş. (2026). Fully automated 3D segmentation of periapical lesions on CBCT images using nnU-Net v2. *BMC medical imaging*.

Polizzi, A., & Leonardi, R. (2024). Automatic cephalometric landmark identification with artificial intelligence: An umbrella review of systematic reviews. *Journal of dentistry*, *146*, 105056.

Pul, U., & Schwendicke, F. (2024). Artificial intelligence for detecting periapical radiolucencies: A systematic review and meta-analysis. *Journal of dentistry*, *147*, 105104.

Rana, S. S., Nath, B., Chaudhari, P. K., & Vichare, S. (2023). Cervical Vertebral Maturation Assessment using various Machine Learning techniques on Lateral cephalogram: A systematic literature review. *Journal of Oral Biology and Craniofacial Research*, *13*(5), 642-651.

Rauniyar, S., Jena, S., Sahoo, N., Mohanty, P., Dash, B. P., & Dash, B. (2023). Artificial intelligence and machine learning for automated cephalometric landmark identification: A meta-analysis previewed by a systematic review. *Cureus*, *15*(6).

Salehizeinabadi, M., Math, S. Y., Ameli, N., Demirturk, H., & Pacheco-Pereira, C. (2026). Effectiveness of Human-Artificial Intelligence Collaboration for Interproximal Caries Detection Using Bitewing Radiographs: A Systematic Review. *Oral Surgery, Oral Medicine, Oral Pathology and Oral Radiology*.

Sandim, A. L., de Andrade, L. S., de Carvalho, R. L. A., de Carvalho, M. F., & Leite, F. P. P. (2026). Artificial Intelligence in the Imaging-Based Analysis of Third Molars: A Systematic Review. *Journal of Oral and Maxillofacial Surgery*.

Schwendicke, F. A., Samek, W., & Krois, J. (2020). Artificial intelligence in dentistry: chances and challenges. *Journal of dental research*, *99*(7), 769-774.

Suganya, P., Dupada, P., Sruthi, K., Panda, P., & Mohanty, J. R. (2026). Bias, fairness, and equity in artificial intelligence systems used in dental imaging: A systematic review. *International Journal of Medical Informatics*, 106433.

Tariq, A., Nakhi, F. B., Salah, F., Eltayeb, G., Abdulla, G. J., Najim, N., Khedr, S. A., Elkerdasy, S., Al-Rawi, N., & Alkawas, S. (2023). Efficiency and accuracy of artificial intelligence in the radiographic detection of periodontal bone loss: a systematic review. *Imaging science in dentistry*, *53*(3), 193.

Tonetti, M. S., Greenwell, H., & Kornman, K. S. (2018). Staging and grading of periodontitis: Framework and proposal of a new classification and case definition. *Journal of periodontology*, *89*, S159-S172.

Xiang, B., Lu, J., & Yu, J. (2024). Evaluating tooth segmentation accuracy and time efficiency in CBCT images using artificial intelligence: a systematic review and meta-analysis. *Journal of dentistry*, *146*, 105064.

Xue, T., Chen, L., & Sun, Q. (2024). Deep learning method to automatically diagnose periodontal bone loss and periodontitis stage in dental panoramic radiograph. *Journal of dentistry*, *150*, 105373.

Zhang, L., Li, W., Lv, J., Xu, J., Zhou, H., Li, G., & Ai, K. (2023). Advancements in oral and maxillofacial surgery medical images segmentation techniques: an overview. *Journal of dentistry*, *138*, 104727.

BÖLÜM 3

Ağız, Diş ve Çene Radyolojisinde Tanısal Doğruluk Çalışmaları İçin İstatistiksel Yaklaşımlar

Zarif Ece HAMMUDİOĞLU[1]

Giriş

Ağız, Diş ve Çene Radyolojisinde yapılan araştırmaların önemli bir bölümü, bir görüntüleme yönteminin belirli bir hastalık ya da lezyonu ne kadar doğru gösterdiğini değerlendirmeye yöneliktir. Bir radyografik yöntemin bir hastalığı saptamadaki başarısının belirlenmesi, iki farklı görüntüleme yönteminin tanısal performanslarının karşılaştırılması veya farklı gözlemcilerin aynı radyografik bulguya ilişkin değerlendirmelerinin uyumunun incelenmesi bu tür araştırmalara örnek olarak verilebilir. Tanısal doğruluk çalışmalarında araştırma sorusunun doğru tanımlanması kadar, indeks testin ve referans standardın uygun şekilde belirlenmesi de çalışmanın geçerliliği açısından önem taşır (Bossuyt et al., 2015; Cohen et al., 2016).

[1] Dr. Öğr. Üyesi. Hatay Mustafa Kemal Diş Hekimliği Fakültesi, Ağız, Diş ve Çene Radyolojisi Anabilim Dalı, Hatay, Türkiye. ORCID: 0000-0003-1271-9234

Tanısal doğruluk çalışmalarında istatistiksel analiz, araştırmanın sonunda yalnızca elde edilen verilere uygulanacak bir işlem olarak düşünülmemelidir. Araştırmanın planlama aşamasından itibaren analiz yaklaşımının belirlenmesi; analiz biriminin, örneklem büyüklüğünün, referans standardın ve temel sonlanım ölçütünün önceden tanımlanması gerekir. STARD 2015 rehberi de tanısal doğruluk çalışmalarında çalışma tasarımı, katılımcıların seçimi, indeks test, referans standart, körleme ve istatistiksel yöntemlerin açık ve şeffaf biçimde raporlanmasını önermektedir (Bossuyt et al., 2015; Cohen et al., 2016).

Ağız, Diş ve Çene Radyolojisi araştırmalarında istatistiksel açıdan dikkat edilmesi gereken özel durumlar bulunmaktadır. Örneğin aynı hastadan birden fazla diş veya yüzeyin değerlendirilmesi, bu gözlemlerin birbirinden tamamen bağımsız olduğu anlamına gelmez. Aynı hastaya ait gözlemler arasındaki bu bağımlılık göz ardı edildiğinde standart hatalar olduğundan daha küçük hesaplanabilir ve istatistiksel olarak anlamlı görünen sonuçların gerçekte olduğundan daha güçlü yorumlanmasına neden olabilir. Bu nedenle hasta, diş ve yüzey düzeyindeki verilerin yapısı araştırmanın başlangıcında değerlendirilmelidir (Hardin & Hilbe, 2013).

Benzer şekilde, radyografik değerlendirmelerde gözlemciler arasında farklılık bulunması oldukça doğaldır. Bu nedenle bir tanısal yöntemin performansı değerlendirilmeden önce, yapılan değerlendirmelerin ne kadar tekrarlanabilir ve güvenilir olduğunun ortaya konulması önemlidir. Kategorik değişkenlerde kappa katsayıları, sürekli ölçümlerde ise uygun intraclass correlation coefficient (ICC) modelleri kullanılabilir. Kullanılacak katsayının veri tipine ve araştırma tasarımına uygun olması gerekir (McHugh, 2012; McGraw & Wong, 1996).

Tanısal doğruluk çalışmalarında kullanılan referans standardın niteliği de sonuçların yorumlanmasında önemli bir yere

sahiptir. Histopatolojik inceleme bazı durumlarda ideal bir referans standart oluşturabilse de, radyolojik araştırmaların tamamında histopatolojik doğrulama mümkün değildir. Bu nedenle klinik takip, başka bir görüntüleme yöntemi veya uzman değerlendirmesi gibi alternatif referans standartlar kullanılabilir. Ancak referans standardın kendisinin hatalı sınıflandırma içermesi durumunda tanısal doğruluk ölçütlerinin de bundan etkilenebileceği unutulmamalıdır (Bossuyt et al., 2015; Whiting et al., 2011).

Örneklem büyüklüğünün uygun şekilde belirlenmesi de çalışmanın metodolojik gücünün temel unsurlarından biridir. Duyarlılık ve özgüllük üzerine kurulan çalışmalarda beklenen duyarlılık veya özgüllük, hedeflenen güven aralığı genişliği ve hastalık prevalansı örneklem hesabının temel bileşenlerindendir (Buderer, 1996). ROC (Receiver Operating Characteristic; Alıcı İşlem Karakteristiği) analizi ve AUC (Area Under the Curve; Eğri Altında Kalan Alan) karşılaştırmalarına dayanan çalışmalarda ise beklenen AUC, anlamlılık düzeyi, istatistiksel güç ve karşılaştırılan testlerin bağımlı veya bağımsız olması gibi faktörler dikkate alınmalıdır (Obuchowski, 2000; DeLong et al., 1988).

Bu bölümde, ağız, diş ve çene radyolojisi alanında tanısal doğruluk çalışması planlayan veya makale hazırlayan araştırmacıların karşılaşabileceği temel istatistiksel konular ele alınacaktır. Amaç, genel bir istatistik kitabındaki tüm yöntemleri ayrıntılı biçimde aktarmak değil; radyolojik araştırmalarda sık karşılaşılan problemlerde hangi istatistiksel yaklaşımın neden tercih edildiğini anlaşılır biçimde ortaya koymaktır.

Bu doğrultuda araştırma tasarımından örneklem büyüklüğüne, 2×2 tablodan duyarlılık ve özgüllüğe, ROC/AUC analizinden gözlemci güvenilirliğine ve kümelenmiş verilerin analizine kadar temel konular örneklerle birlikte değerlendirilecektir. Ayrıca araştırmaların bilimsel olarak daha güçlü ve şeffaf biçimde raporlanabilmesi için STARD 2015 ve ilgili diğer

raporlama yaklaşımlarına da yer verilecektir (Bossuyt et al., 2015; Cohen et al., 2016).

Temel yaklaşımımız, istatistiksel yöntemin araştırma sorusundan bağımsız olarak seçilemeyeceğidir. Başka bir ifadeyle, araştırmacının öncelikle "hangi istatistiksel testi kullanmalıyım?" sorusundan çok, "araştırma sorum nedir, verim nasıl bir yapıya sahip ve bu soruyu yanıtlamak için hangi analiz uygun?" sorularını yanıtlaması gerekir. Bu yaklaşım, yalnızca istatistiksel olarak doğru sonuçlara ulaşılmasına değil, elde edilen bulguların klinik ve bilimsel açıdan doğru yorumlanmasına da katkı sağlayacaktır.

Araştırma Tasarımının İstatistikle Birlikte Planlanması

İstatistiksel analiz, veri toplama tamamlandıktan sonra seçilecek bir 'son aşama' olarak görülmemelidir. Araştırma sorusunun tanımlanmasıyla birlikte birincil sonlanım ölçütü, analiz birimi, referans standardın niteliği, beklenen hastalık prevalansı, gözlemci sayısı ve örneklem büyüklüğü belirlenmelidir. STARD yaklaşımı da tanısal doğruluk çalışmalarında çalışma tasarımı ve raporlamanın birbirinden ayrılmaz olduğunu vurgular (Bossuyt et al., 2015; Cohen et al., 2016).

Araştırma Sorusunun Tanısal Doğruluk Çerçevesinde Tanımlanması

Tanısal doğruluk çalışmalarında araştırma sorusu mümkün olduğunca açık biçimde; hedef popülasyon, indeks test, referans standart ve hedef durum bileşenleriyle tanımlanmalıdır. Örneğin 'CBCT'de periapikal lezyonların saptanmasında yöntem X ne kadar başarılıdır?' sorusu, hedef popülasyonun, indeks testin ve referans standardın belirtilmesiyle metodolojik olarak daha güçlü hale gelir.

STARD 2015 ve şeffaf raporlama

STARD 2015, tanısal doğruluk araştırmalarının raporlanması için 30 temel madde önermektedir. Katılımcıların nasıl seçildiği,

indeks testin nasıl uygulandığı, referans standardın nasıl belirlendiği, değerlendiricilerin körlenip körlenmediği, katılımcı akışı ve kullanılan istatistiksel yöntemlerin ayrıntılı biçimde raporlanması; çalışmanın yeniden üretilebilirliği ve yanlılık riskinin değerlendirilmesi açısından önemlidir (Bossuyt et al., 2015; Cohen et al., 2016).

Analiz birimi: hasta, diş, yüzey veya görüntü

Radyolojik araştırmalarda en kritik metodolojik kararlardan biri analiz biriminin belirlenmesidir. Örneğin 80 hastadan 200 proksimal yüzey elde edilmişse örneklem büyüklüğü 200 gözlem olarak ifade edilebilir; ancak bu 200 gözlemin 80 hastanın içinde kümelendiği ve bağımsız olmadığı ayrıca belirtilmelidir. Hasta, diş ve yüzey sayılarının ayrı ayrı raporlanması ve hangi düzeyin birincil analiz birimi olduğunun Yöntem bölümünde açıkça yazılması gerekir.

Bir hastaya ait çok sayıda dişi bağımsız gözlem kabul ederek standart ki-kare testi veya klasik lojistik regresyon uygulamak, standart hataların küçülmesine ve Tip I hata oranının yükselmesine neden olabilir. Bu nedenle kümelenmiş yapı GEE, karma-etkili modeller veya uygun küme-robust standart hatalarla ele alınmalıdır (Hardin & Hilbe, 2013).

Örneklem büyüklüğü

Tanısal doğruluk çalışmalarında örneklem büyüklüğü, araştırmanın temel sonlanım ölçütüne göre belirlenmelidir. Duyarlılık ve özgüllük için örneklem hesabında beklenen doğruluk düzeyi, kabul edilebilir kesinlik ve hastalık prevalansı temel parametrelerdir. Prevalansa dayalı örneklem büyüklüğü hesaplama yaklaşımları, duyarlılık ve özgüllük için gerekli hasta sayısının prevalans ve hedeflenen kesinlik dikkate alınarak hesaplanmasını sağlar (Bujang & Adnan, 2016).

ROC/AUC temelli araştırmalarda ise beklenen AUC, sıfır hipotezindeki AUC, alfa düzeyi, güç, vaka/kontrol oranı ve gerektiğinde gözlemci değişkenliği dikkate alınmalıdır. Özellikle iki görüntüleme yönteminin tanısal performansını karşılaştıran çok gözlemcili çalışmalar için Obuchowski'nin örneklem büyüklüğü yaklaşımı kullanılabilir (Obuchowski, 2000).

Örneklem büyüklüğü raporunda yalnızca 'G*Power ile hesaplandı' veya 'benzer çalışmaya göre n=...' gibi ifadeler yeterli değildir. Kullanılan yazılımın adı ve sürümü, testin yönü, alfa, güç, beklenen etki büyüklüğü/AUC/duyarlılık/özgüllük, kabul edilen prevalans ve olası kayıp oranı açıkça belirtilmelidir.

Veri Tipleri ve Uygun İstatistiksel Yöntemin Seçimi

İstatistiksel test seçiminin ilk basamağı değişkenin ölçüm düzeyinin doğru tanımlanmasıdır. Radyolojik araştırmalarda nominal, ordinal, sürekli ve ikili değişkenler sıklıkla aynı veri setinde birlikte bulunur.

Tablo 1 Radyolojik Araştırmalarda Veri Tiplerine Göre Uygun Özetleme ve İstatistiksel Yöntemler

Veri tipi	Radyolojik örnek	Uygun özetleme	Sık kullanılan yöntemler
Nominal	Lezyon lokalizasyonu, cinsiyet	n (%)	Ki-kare, Fisher kesin testi
Ordinal	Şüphe skoru 0–3, evre	Medyan (IQR)	Mann–Whitney U, Kruskal–Wallis, ağırlıklı kappa
Sürekli	Lezyon çapı, gri değer, ΔE	Ortalama±SS veya medyan (IQR)	t-testi, ANOVA, Mann–Whitney, korelasyon, ICC

İkili	Lezyon var/yok	n (%)	Lojistik regresyon, duyarlılık/özgüllük

Parametrik ve non-parametrik yöntemler

Sürekli değişkenlerde parametrik testlerin kullanımı dağılım ve varyans varsayımlarının değerlendirilmesini gerektirir. Küçük örneklemlerde Shapiro–Wilk testi ve Q–Q grafikleri yardımcı olabilir; ancak normallik kararı yalnızca tek bir p değerine dayandırılmamalı, grafiksel inceleme ve örneklem büyüklüğü ile birlikte değerlendirilmelidir. Varsayımlar ciddi biçimde karşılanmıyorsa Mann–Whitney U, Wilcoxon veya Kruskal–Wallis gibi non-parametrik yöntemler düşünülebilir.

Etki büyüklüğü ve güven aralıkları

İstatistiksel anlamlılık klinik önemle eşdeğer değildir. Bu nedenle p değerinin yanında mümkün olduğunda etki büyüklüğü ve %95 güven aralığı verilmelidir. Sürekli değişkenler için ortalama farkı veya Cohen's d; ikili sonuçlar için odds ratio veya risk farkı; tanısal doğruluk için duyarlılık, özgüllük, PPV, NPV ve bunların güven aralıkları uygun örneklerdir.

Çoklu karşılaştırmalar

Bir araştırmada çok sayıda eşik, alt grup veya görüntüleme parametresi test edildiğinde tesadüfen anlamlı sonuç elde etme olasılığı artar. Önceden tanımlanmış birincil analizler ile keşifsel analizler birbirinden ayrılmalı; gerektiğinde Bonferroni veya Benjamini–Hochberg gibi çoklu karşılaştırma yöntemleri kullanılmalıdır. Düzeltmenin hangi analiz ailesine uygulandığı açıkça belirtilmelidir.

Eksik veriler

Eksik verilerin oranı, nedeni ve dağılımı raporlanmalıdır. Eksikliklerin tamamen rastgele olmadığı düşünüldüğünde yalnızca

tam vaka (complete-case) analizine güvenmek yanlılığa neden olabilir. Eksik verinin mekanizmasına göre duyarlılık analizi veya çoklu imputasyon değerlendirilebilir.

Tanısal Test Performansı: 2×2 Tablo

İndeks test ikili bir sonuç veriyorsa tanısal doğruluk genellikle 2×2 tablo üzerinden değerlendirilir. Referans standarda göre gerçek pozitif (GP), yanlış pozitif (YP), yanlış negatif (YN) ve gerçek negatif (GN) değerleri belirlenir.

Tablo 2 Tanısal Doğruluk İçin 2×2 Tablo Yapısı

	Referans standart (+)	Referans standart (−)
İndeks test (+)	Gerçek pozitif (GP)	Yanlış pozitif (YP)
İndeks test (−)	Yanlış negatif (YN)	Gerçek negatif (GN)

Temel tanısal doğruluk ölçütleri

Duyarlılık = GP / (GP + YN). Özgüllük = GN / (GN + YP). Pozitif prediktif değer (PPV) = GP / (GP + YP). Negatif prediktif değer (NPV) = GN / (GN + YN). Pozitif olabilirlik oranı LR+ = Duyarlılık / (1 − Özgüllük); negatif olabilirlik oranı LR− = (1 − Duyarlılık) / Özgüllük.

Duyarlılık ve özgüllük indeks testinin referans standarda göre ayırt ediciliğini tanımlarken, PPV ve NPV çalışma popülasyonundaki hastalık prevalansından belirgin biçimde etkilenir. Bu nedenle PPV ve NPV farklı prevalanslara sahip popülasyonlara doğrudan genellenmemelidir (Bossuyt et al., 2015; Bujang & Adnan, 2016). Örneğin, aynı testin duyarlılık ve özgüllüğü sabit kalsa bile, prevalansın düşük olduğu bir popülasyonda NPV genellikle yüksektir (test negatif çıktığında hastalığın gerçekten olmama olasılığı yüksektir) ancak PPV düşük kalabilir; prevalansın yüksek olduğu bir popülasyonda ise bu durum tam tersine dönebilir.

Referans standardın seçimi

Tanısal doğruluk araştırmalarında referans standardın niteliği sonuçların geçerliliğini belirleyen temel unsurlardan biridir. Histopatoloji ideal bir referans olabilir; ancak her radyolojik araştırmada etik veya pratik olarak uygulanabilir değildir. CBCT, klinik takip veya uzman konsensüsü gibi alternatif referanslar kullanılabilir; ancak bunların kusurlu referans standard olabileceği ve yanlış sınıflandırmanın doğruluk tahminlerini etkileyebileceği Tartışma bölümünde açıkça ele alınmalıdır (Bossuyt et al., 2015; Cohen et al., 2016; Whiting et al., 2011).

ROC Analizi ve AUC

İndeks test sürekli veya ordinal bir skor üretiyorsa, tek bir eşikte duyarlılık ve özgüllük hesaplamak testin ayırt ediciliğine ilişkin bilginin bir bölümünü kaybettirebilir. ROC analizi, farklı eşiklerde duyarlılık ile 1−özgüllük arasındaki ilişkiyi değerlendirerek testin genel ayırt ediciliğini özetler. AUC, testin rastgele seçilen bir hasta ile hasta olmayan bireyi doğru sıralama olasılığını özetleyen bir ölçüt olarak yorumlanabilir.

Tablo 3 AUC Değerlerine Göre Genel Yorum Kategorileri

AUC	Genel yorum*
0.50	Ayrım gücü yok / rastgele düzey
0.50–0.70	Zayıf veya sınırlı ayrım
0.70–0.80	Kabul edilebilir
0.80–0.90	İyi
0.90–1.00	Çok iyi / mükemmele yakın

Youden indeksi

Youden indeksi J = duyarlılık + özgüllük − 1 olarak tanımlanır. En yüksek J değerini veren eşik, istatistiksel olarak dengeli bir eşik seçeneği sağlayabilir. Bununla birlikte klinik karar vermede yanlış negatif ve yanlış pozitif sonuçların sonuçları eşit

olmayabileceğinden, yalnızca Youden indeksine dayanarak eşik belirlemek uygun değildir.

AUC'lerin karşılaştırılması

Aynı bireylerde uygulanan iki indeks testin ROC eğrileri korelasyonludur. Bu durumda AUC'lerin karşılaştırılmasında DeLong yöntemi gibi korelasyonu dikkate alan yöntemler kullanılabilir. Bağımsız örneklemlerde farklı yöntemler gerekir (DeLong et al., 1988). Bu nedenle 'AUC 0.84, diğer yöntem 0.79; dolayısıyla birinci yöntem daha iyidir' şeklindeki yalnızca sayısal karşılaştırma yeterli değildir; farkın istatistiksel belirsizliği test edilmelidir.

Gözlemciler Arası ve Gözlemci İçi Güvenilirlik

Radyolojik yorumlama, özellikle sınırda veya düşük kontrastlı bulgularda gözlemciye bağlı değişkenlik içerebilir. Bu nedenle tanısal doğruluk analizinden önce veya onunla birlikte ölçümün tekrarlanabilirliğinin değerlendirilmesi gerekir.

Tablo 4 Veri Yapısına Göre Önerilen Güvenilirlik Ölçütleri

Veri yapısı	Önerilen ölçüt	Örnek
İkili kategorik	Cohen kappa	Lezyon var/yok
Ordinal kategorik	Ağırlıklı kappa	Şüphe skoru 0–3
Sürekli	ICC	Lezyon çapı, gri değer
>2 değerlendirici, kategorik	Fleiss kappa veya uygun çok değerlendiricili yöntem	3 radyoloğun sınıflaması

Kappa, gözlenen uyumu şansa bağlı beklenen uyumdan ayırarak değerlendirir. Ancak prevalansın çok düşük veya çok

yüksek olduğu veri setlerinde kappa, yüksek ham uyuma rağmen beklenenden düşük çıkabilir. Bu nedenle özellikle dengesiz sınıflarda ham yüzde uyum ve mümkünse güven aralıkları da raporlanmalıdır (McHugh, 2012).

ICC'nin doğru modelle raporlanması

Sürekli ölçümlerde ICC kullanılırken yalnızca 'ICC hesaplandı' demek yeterli değildir. Değerlendiricilerin sabit veya rastgele kabul edilmesi, tek ölçüm veya ortalama ölçüm kullanılması ve mutlak uyum/tutarlılık yaklaşımı belirtilmelidir. ICC'nin farklı modellerinin farklı sorulara yanıt verdiği unutulmamalıdır (McGraw & Wong, 1996).

Güvenilirlik katsayılarının yorumlanması

Kappa ve ICC için literatürde çeşitli sınıflandırmalar bulunmakla birlikte, katsayıların 'zayıf/orta/iyi/mükemmel' şeklinde mekanik olarak etiketlenmesi yerine ölçümün klinik bağlamı, güven aralığı ve gözlemci sayısı birlikte değerlendirilmelidir.

Kümelenmiş Veri ve Bağımsızlık Varsayımı

Aynı hastadan birden fazla diş, yüzey veya görüntü elde edildiğinde gözlemler arasında korelasyon oluşur. Bu durum özellikle ağız, diş ve çene radyolojisinde önemli bir metodolojik sorundur. Örneğin aynı hastaya ait farklı dişlerin çürük riski veya görüntü özellikleri; ağız hijyeni, beslenme, yaş, sistemik durum ve diğer ortak faktörler nedeniyle birbirine benzer olabilir.

Kümelenme dikkate alınmadan standart lojistik regresyon veya ki-kare testi uygulanması, standart hataların küçülmesine ve p değerlerinin gerçekte olduğundan daha küçük hesaplanmasına yol açabilir. Bu nedenle veri yapısına uygun yöntem seçilmelidir (Hardin & Hilbe, 2013).

Genelleştirilmiş Tahmin Denklemleri (GEE)

GEE, aynı küme içindeki tekrarlı veya ilişkili gözlemler arasındaki korelasyonu dikkate alarak popülasyon-ortalaması etkilerini tahmin etmek için geliştirilmiştir. Hasta düzeyinde kümelenme söz konusu olduğunda çalışma sorusuna uygun korelasyon yapısı tanımlanabilir. GEE yaklaşımı ilk olarak Liang ve Zeger tarafından tanımlanmış olup, yöntemin güncel kavramsal ve uygulamalı temelleri ayrıntılı biçimde ele alınmaktadır (Hardin & Hilbe, 2013).

Karma-etkili modeller

Karma-etkili modeller, hasta düzeyinde rastgele kesişim veya gerektiğinde rastgele eğimler tanımlayarak hem sabit etkileri hem de kümeler arasındaki değişkenliği modelleyebilir. Yüzey → diş → hasta gibi hiyerarşik veri yapılarında çok düzeyli modeller özellikle yararlıdır.

Hangi yöntemin seçileceği

GEE ile karma-etkili model arasında seçim, araştırma sorusunun popülasyon-ortalaması mı yoksa özneye/hastaya özgü etkiyi mi hedeflediğine ve veri yapısına bağlıdır. Makalede yalnızca yöntemin adı değil, neden seçildiği, kümelenme düzeyi ve korelasyon yapısının nasıl ele alındığı belirtilmelidir.

Çok Değişkenli Analiz

Lojistik regresyon

Bağımlı değişken ikili ise lojistik regresyon uygun bir modelleme yaklaşımıdır. Ancak modelde yer alacak değişken sayısı, olay sayısı, değişkenler arası korelasyon, klinik öncelik ve olası aşırı uyum birlikte değerlendirilmelidir. 'Olay başına 10 değişken' kuralı pratik bir tarihsel yaklaşım olmakla birlikte güncel modelleme literatüründe tek başına yeterli bir güvence olarak görülmemektedir; örneklem büyüklüğü ve model karmaşıklığı birlikte değerlendirilmelidir.

Ordinal lojistik regresyon

Sonuç değişkeni doğal bir sıralamaya sahip kategorilerden oluşuyorsa, örneğin 0–3 şüphe skoru veya evreleme sistemi, bu bilgiyi gereksiz yere ikili hale getirmek bilgi kaybına yol açabilir. Orantılı odds varsayımı değerlendirilmeli; varsayım karşılanmıyorsa alternatif ordinal veya çok kategorili modeller düşünülmelidir.

Model performansının raporlanması

Bir tahmin modelinin yalnızca odds ratio ve p değerleriyle değerlendirilmesi yetersizdir. Ayırt edicilik için AUC, kalibrasyon için uygun kalibrasyon ölçütleri/grafikleri ve mümkünse iç doğrulama yöntemleri raporlanmalıdır. Prediktif model geliştirme veya doğrulama çalışmalarında TRIPOD raporlama yaklaşımı dikkate alınmalıdır (Collins et al., 2015).

Yanlılık Kaynakları

Tablo 5 Tanısal Doğruluk Çalışmalarında Sık Görülen Yanlılık Kaynakları

Yanlılık	Radyolojik araştırmadaki tipik görünüm	Olası sonuç
Spektrum yanlılığı	Sadece belirgin pozitif ve negatif vakaların seçilmesi	Doğruluğun olduğundan yüksek görünmesi
Doğrulama yanlılığı	Referans standardın yalnızca indeks test pozitiflerinde uygulanması	Duyarlılık/özgüllük tahminlerinin bozulması
İnceleme (review) yanlılığı	Değerlendiricinin diğer test/reference standard sonucunu bilmesi	Yorumun sistematik etkilenmesi
Kusurlu referans standard	Referans testin kendisinin hatalı olması	Yanlış sınıflandırma

Seçim yanlılığı	Tek merkez veya belirli klinik yakınma grubunun aşırı temsil edilmesi	Genellenebilirliğin azalması

Tanısal doğruluk çalışmalarında yanlılık yalnızca Tartışma bölümünde isim olarak listelenmemeli; her yanlılığın mevcut çalışmanın sonuçlarını hangi yönde ve ne ölçüde etkileyebileceği tartışılmalıdır. STARD 2015, çalışma tasarımının ve raporlamanın bu riskleri değerlendirmeye izin verecek ayrıntıda olmasını amaçlamaktadır (Bossuyt et al., 2015; Cohen et al., 2016).

QUADAS-2

QUADAS-2, tanısal doğruluk çalışmalarında yanlılık riskini ve uygulanabilirlik endişelerini dört temel alanda değerlendirir: hasta seçimi, indeks test, referans standart ve akış/zamanlama. Araç özellikle sistematik derlemelerde kullanılmak üzere geliştirilmiş olsa da, birincil tanısal doğruluk çalışmasının tasarımındaki olası zayıflıkları önceden düşünmek için yararlı bir metodolojik çerçeve sunar (Whiting et al., 2011).

Yapay Zekâ ve Derin Öğrenme Tabanlı Çalışmalarda Ek Hususlar

Yapay zekâ ve derin öğrenme çalışmalarında klasik tanısal doğruluk ölçütlerine ek olarak veri bölme, veri sızıntısı, sınıf dengesizliği, harici doğrulama ve model kalibrasyonu gibi sorunlar önem kazanır. Aynı hastaya ait görüntülerin hem eğitim hem test setinde bulunması, bağımsızlık varsayımını ve gerçek dış doğrulama performansını bozabilir. Bu nedenle veri bölme mümkün olduğunca hasta düzeyinde yapılmalıdır.

Segmentasyon çalışmalarında Dice benzerlik katsayısı ve Intersection-over-Union gibi örtüşme ölçütleri kullanılabilir. Prediktif modellerde TRIPOD yaklaşımı; tıbbi görüntüleme ve

yapay zekâ çalışmalarında ise uygun güncel yapay zekâ raporlama rehberleri dikkate alınmalıdır (Collins et al., 2015).

Raporlama Rehberleri

Tablo 6 Tanısal Doğruluk Çalışmalarında Kullanılan Başlıca Raporlama Rehberleri

Rehber	Temel kullanım alanı	Öne çıkan unsurlar
STARD 2015	Tanısal doğruluk çalışmaları	Katılımcı akışı, indeks test, referans standart, körleme, istatistik
TRIPOD	Prediktif model geliştirme/doğrulama	Model geliştirme, doğrulama, kalibrasyon ve performans
QUADAS-2	Tanısal doğruluk çalışmalarında yanlılık değerlendirmesi	Hasta seçimi, indeks test, referans standart, akış/zamanlama

STARD 2015, tanısal doğruluk makalelerinde kullanılacak temel raporlama standardıdır. TRIPOD ise çok değişkenli prediktif modeller için daha uygundur. QUADAS-2 ise özellikle metodolojik kalite ve yanlılık değerlendirmesi için kullanılmalıdır (Bossuyt et al., 2015; Whiting et al., 2011; Collins et al., 2015).

İstatistiksel Yazılım Seçimi

Tablo 7 Tanısal Doğruluk Analizlerinde Sık Kullanılan İstatistiksel Yazılımlar

Yazılım	Güçlü yönler	Dikkat edilmesi gerekenler
IBM SPSS Statistics	Tanımlayıcı analiz, kappa, ICC, regresyon	İleri ROC, GEE ve karma modellerde modül/syntax gerekebilir

R	ROC/AUC, karma modeller, GEE, esnek grafik ve raporlama	Kodlama ve paket yönetimi gerektirir
MedCalc	ROC, DeLong, tanısal doğruluk hesaplamaları	İleri çok düzeyli modelleme daha sınırlı
Stata	GEE, küme-robust SE, regresyon ve panel veri	Lisans gerektirir
Python	Makine öğrenmesi ve model değerlendirmesi	Klasik biyostatistik için ek kütüphaneler gerekebilir

Makalenin Yöntem bölümünde kullanılan yazılımın adı ve sürümü belirtilmelidir. Örneğin 'R version 4.x.x, pROC paketi v...' veya 'IBM SPSS Statistics v.28' gibi bir ifade analizlerin tekrarlanabilirliğini artırır.

İstatistiksel Analiz Bölümünün Yazımı

İstatistiksel analiz bölümü, başka bir araştırmacının aynı veri seti üzerinde mümkün olduğunca aynı analizleri yeniden uygulayabilmesine izin verecek ayrıntıda yazılmalıdır. 'Veriler SPSS ile analiz edildi' ifadesi yetersizdir. Bunun yerine hangi yazılımın hangi sürümünün kullanıldığı, sürekli değişkenlerin nasıl özetlendiği, normallik değerlendirmesinin nasıl yapıldığı, hangi karşılaştırma testlerinin seçildiği, güvenilirlik katsayısının modeli ve güven aralığı yaklaşımı, çoklu karşılaştırma düzeltmeleri ve anlamlılık eşiği açıklanmalıdır.

Örnek bir yöntem paragrafı şu şekilde kurulabilir: 'İstatistiksel analizler IBM SPSS Statistics v.28.0 ve R yazılımı kullanılarak gerçekleştirildi. Sürekli değişkenlerin dağılımı histogram, Q–Q grafiği ve Shapiro–Wilk testi ile değerlendirildi. Normal dağılan değişkenler ortalama±standart sapma, normal dağılmayan değişkenler medyan (IQR) olarak sunuldu. Kategorik değişkenler sayı ve yüzde ile ifade edildi. Gözlemciler arası ordinal

uyum ağırlıklı kappa, sürekli ölçümlerin tekrarlanabilirliği ise uygun ICC modeli ile değerlendirildi. Tanısal performans duyarlılık, özgüllük, PPV, NPV ve %95 güven aralıkları ile raporlandı; sürekli/ordinal skorlar için ROC analizi ve AUC hesaplandı. Korelasyonlu ROC eğrilerinin AUC'leri DeLong testi ile karşılaştırıldı. Aynı hastadan birden fazla diş/yüzey değerlendirilmesi nedeniyle oluşan kümelenme GEE veya uygun karma-etkili model ile dikkate alındı. İstatistiksel anlamlılık iki yönlü $p<0.05$ olarak kabul edildi.'

Uygulamalı Örnek

Senaryo: 80 hastadan 200 proksimal yüzey değerlendirilmiş ve ağız içi fotoğraflar 'yüksek şüpheli' veya 'düşük şüpheli' olarak sınıflandırılmıştır. Referans standart olarak bitewing radyografisi kullanılmış ve D1 eşiğinde çürük durumu belirlenmiştir. Örnek 2×2 tablo sonuçları: GP=50, YP=10, YN=15, GN=125.

Bu durumda duyarlılık 50/(50+15)=0.769, yani yaklaşık %76.9; özgüllük 125/(125+10)=0.926, yani yaklaşık %92.6'dır. Ancak 200 yüzeyin 80 hastaya ait olması nedeniyle bu değerlerin güven aralıkları ve hipotez testleri hesaplanırken hasta içi kümelenme dikkate alınmalıdır.

Şüphe skoru 0–3 arasında ordinal bir değişken olarak kullanılıyorsa ROC analiziyle AUC hesaplanabilir. Örneğin AUC=0.81 elde edilmesi, genel olarak iyi ayırt ediciliğe işaret edebilir; ancak klinik karar açısından seçilen eşikte duyarlılık ve özgüllüğün ayrıca raporlanması gerekir.

İki değerlendirici arasındaki 0–3 şüphe skorunun uyumu ordinal olduğundan ağırlıklı kappa ile değerlendirilebilir. Böylece aynı çalışmada 2×2 tanısal doğruluk ölçütleri, kümelenme düzeltmesi, ROC/AUC ve gözlemci güvenilirliği birlikte ve metodolojik olarak tutarlı biçimde raporlanmış olur.

Makale Gönderimi Öncesi İstatistiksel Öz-Denetim Listesi

- Analiz birimi (hasta/diş/yüzey/görüntü) Yöntem bölümünde açıkça tanımlandı mı?
- Örneklem büyüklüğü hesabında kullanılan yöntem, varsayımlar ve yazılım belirtildi mi?
- Referans standardın tanımı ve olası sınırlılıkları açıklandı mı?
- Duyarlılık ve özgüllüğün yanında uygun olduğunda PPV/NPV ve güven aralıkları raporlandı mı?
- Ordinal veya sürekli test sonuçları için ROC/AUC analizi ve eşik seçiminin gerekçesi açıklandı mı?
- Korelasyonlu AUC'ler uygun yöntemle karşılaştırıldı mı?
- Gözlemci güvenilirliği veri tipine uygun kappa/ICC modeliyle değerlendirildi mi?
- Aynı hastadan birden fazla gözlem varsa kümelenme etkisi uygun yöntemle kontrol edildi mi?
- Çok değişkenli modelde model karmaşıklığı, kollinearite ve doğrulama yaklaşımı değerlendirildi mi?
- Eksik verilerin oranı ve yönetimi açıklandı mı?
- Yanlılık kaynakları çalışmaya özgü olarak Tartışma bölümünde değerlendirildi mi?
- STARD veya çalışmanın niteliğine uygun diğer raporlama rehberi kontrol listesi gözden geçirildi mi?

Sonuç

Ağız, diş ve çene radyolojisinde tanısal doğruluk araştırmalarının güvenilirliği, yalnızca yüksek duyarlılık veya yüksek AUC elde edilmesine değil, araştırma sorusu ile istatistiksel

yöntemin uyumuna bağlıdır. Analiz biriminin doğru belirlenmesi, referans standardın açık biçimde tanımlanması, örneklem büyüklüğünün bilimsel gerekçeyle planlanması, gözlemci güvenilirliğinin uygun katsayılarla değerlendirilmesi ve kümelenmiş verinin bağımsızlık varsayımı dikkate alınarak analiz edilmesi temel metodolojik gerekliliklerdir.

Ayrıca p değerlerinin tek başına sunulması yerine etki büyüklükleri ve güven aralıklarıyla birlikte yorumlanması; ROC analizlerinde AUC'nin klinik bağlam içinde değerlendirilmesi; çoklu karşılaştırmaların kontrol edilmesi ve yanlılık kaynaklarının açıkça tartışılması, güncel bilimsel raporlama anlayışıyla daha uyumludur. STARD 2015 gibi raporlama standartlarının araştırmanın sonunda bir kontrol listesi olarak değil, çalışma tasarımının başlangıcından itibaren kullanılması önerilir (Bossuyt et al., 2015; Cohen et al., 2016).

Kaynakça/References

Bossuyt, P. M., Reitsma, J. B., Bruns, D. E., et al. (2003). Towards complete and accurate reporting of studies of diagnostic accuracy: the STARD initiative. BMJ, 326, 41–44. https://doi.org/10.1136/bmj.326.7379.41

Bossuyt, P. M., Reitsma, J. B., Bruns, D. E., et al. (2015). STARD 2015: an updated list of essential items for reporting diagnostic accuracy studies. BMJ, 351, h5527. https://doi.org/10.1136/bmj.h5527

Bujang, M. A., & Adnan, T. H. (2016). Requirements for minimum sample size for sensitivity and specificity analysis. Journal of Clinical and Diagnostic Research, 10(10), YE01–YE06. https://doi.org/10.7860/JCDR/2016/18129.8744

Cohen, J. F., Korevaar, D. A., Altman, D. G., et al. (2016). STARD 2015 guidelines for reporting diagnostic accuracy studies: explanation and elaboration. BMJ Open, 6, e012799. https://doi.org/10.1136/bmjopen-2016-012799

Collins, G. S., Reitsma, J. B., Altman, D. G., & Moons, K. G. M. (2015). Transparent reporting of a multivariable prediction model for individual prognosis or diagnosis: the TRIPOD statement. BMJ, 350, g7594. https://doi.org/10.1136/bmj.g7594

DeLong, E. R., DeLong, D. M., & Clarke-Pearson, D. L. (1988). Comparing the areas under two or more correlated receiver operating characteristic curves: a nonparametric approach. Biometrics, 44(3), 837–845. https://doi.org/10.2307/2531595

Hardin, J. W., & Hilbe, J. M. (2013). Generalized estimating equations (2nd ed.). Chapman and Hall/CRC. https://doi.org/10.1201/b13880

Kottner, J., Audigé, L., Brorson, S., et al. (2011). Guidelines for Reporting Reliability and Agreement Studies (GRRAS) were

proposed. Journal of Clinical Epidemiology, 64(1), 96–106. https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2010.03.002

McGraw, K. O., & Wong, S. P. (1996). Forming inferences about some intraclass correlation coefficients. Psychological Methods, 1(1), 30–46. https://doi.org/10.1037/1082-989X.1.1.30

McHugh, M. L. (2012). Interrater reliability: The kappa statistic. Biochemia Medica, 22(3), 276–282. https://doi.org/10.11613/BM.2012.031

Obuchowski, N. A. (2000). Sample size tables for receiver operating characteristic studies. AJR American Journal of Roentgenology, 175(3), 603–608. https://doi.org/10.2214/ajr.175.3.1750603

Whiting, P. F., Rutjes, A. W. S., Westwood, M. E., et al.; QUADAS-2 Group. (2011). QUADAS-2: a revised tool for the quality assessment of diagnostic accuracy studies. Annals of Internal Medicine, 155(8), 529–536. https://doi.org/10.7326/0003-4819-155-8-201110180-00009


BİDGE