

Maksillofasiyal Bölge Ultrasonografi Uygulamalarında Yapay Zekâ

Artificial Intelligence in Maxillofacial Ultrasonography Applications

Oğuzhan BAYDAR

<https://orcid.org/0000-0002-8353-5347>

Ali Canberk ULUSOY

<https://orcid.org/0000-0003-0899-9368>

Esin ALPÖZ

<https://orcid.org/0000-0001-6654-9715>

Ege Üniversitesi, Diş Hekimliği Fakültesi, Ağız, Diş ve Çene Radyolojisi Anabilim Dalı, İzmir

Atıf/Citation: Baydar, O., Ulusoy A.C., Alpöz, E., (2022). Maksillofasiyal Bölge Ultrasonografi Uygulamalarında Yapay Zekâ. Ege Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesi Dergisi, 2022; DİJİTAL DİŞ HEKİMLİĞİ ÖZEL SAYI, 11-17.

ÖZ

Yapay zekâ kavramı, sağlık sektöründe özellikle radyoloji alanında güncelliği ve popülaritesi artan bir konudur. Günümüzde tıp ve diş hekimliğinde, hastalıkların hızlı ve doğru tanısına yönelik görüntü işleme ve yapay zekâ teknolojileri çalışmaları yapılmaktadır. Klinik uygulamalarda bir dizi basit görevi, insanlara göre daha yüksek hassasiyet, daha az personel ve daha az hata ile gerçekleştirebilen yapay zekâ sistemlerinin, klinik uygulamalarda hekimlere yardımcı olarak tetkiklerin verimliliğini arttıracığı düşünülmektedir. Baş ve boyun bölgesinin görüntülemesinde sıklıkla kullanılan, konik ışınlı bilgisayarlı tomografi, ultrasonografi (USG) ve manyetik rezonans gibi görüntüleme sistemlerinden elde edilen veriler, yapay zekâ uygulamalarına entegre edilerek çalışmalar yapılmaktadır. Dental ultrasonografide yapay zekâ uygulamaları temel olarak tükürük bezi patolojilerinin teşhisinde, temporomandibular eklem düzensizliklerinin ayırıcı tanısında; masseter kası hipertrofinde, periodontal dokuların değerlendirilmesinde ve malignite gösteren lezyonlarda lenf nodlarındaki erken dönem değişikliklerinin saptanmasında kullanılmaktadır. Diş hekimliğinde ultrasonografi uygulamalarının tıp alanına kıyasla daha kısıtlı olması nedeniyle, USG görüntüleri üzerinde yapılan yapay zekâ çalışmaları da sınırlıdır. Bu derlemenin amacı dental ultrasonografide yapay zekâ uygulamaları hakkında güncel literatürü değerlendirerek bilgiler vermektir.

Anahtar Kelimeler: Diş hekimliği, ultrasonografi, yapay zekâ

ABSTRACT

Artificial intelligence (AI) is an increasing topic in the field of health, especially in radiological applications. Today, studies on image processing and artificial intelligence technologies are used for rapid and accurate diagnosis of diseases in medicine and dentistry. It is thought that artificial intelligence systems, which can perform simple tasks in clinical applications with higher precision, will increase the efficiency of examinations by helping physicians in clinical applications. Data obtained from imaging systems such as cone-beam computed tomography, ultrasound (USG) and magnetic resonance imaging, which are frequently used in imaging of the head and neck region, are integrated into artificial intelligence applications. Artificial intelligence applications in dental ultrasonography are mainly used in the differential diagnosis of salivary gland pathologies and temporomandibular joint disorders. It is also used to detect early changes of lymph nodes in malignant lesions, evaluate masseter muscle hypertrophy, and examine periodontal tissues. There is limited number of artificial intelligence studies on USG images, in parallel with the limited use of ultrasonography in the field of dentistry. The aim of this review is to evaluate the current literature about artificial intelligence applications in dental ultrasonography.

Keywords: Dentistry, ultrasonography, artificial intelligence

Sorumlu yazar/Corresponding author*: oguzhan_baydar_94@hotmail.com

Başvuru Tarihi/Received Date: 04.10.2022

Kabul Tarihi/Accepted Date: 10.11.2022

Ultrasonografi (USG), ses dalgalarını kullanarak vücut içerisindeki organların görünümünü değerlendirmeye yarayan ucuz, non-invaziv, iyonize radyasyon içermeyen bir görüntüleme yöntemidir. 1880'de Curie kardeşler tarafından keşfedilen ultrasonografi yönteminin medikal alandaki kullanımı 1937 yılına dayanmaktadır.¹ Günümüzde USG medikal alanda, göğüs kanserlerinin, gastrointestinal sistemi etkileyen kanserlerin², kardiyovasküler hastalıkların³, omurga kurvatürlerinin⁴, kas^{5,6} ve tiroid hastalıklarının teşhisinde sıklıkla kullanılmaktadır.

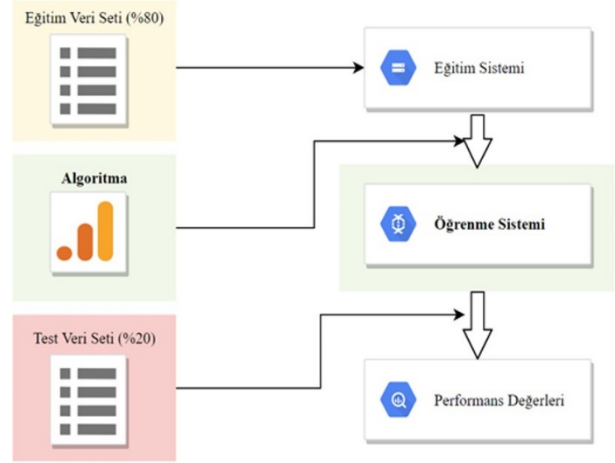
1963 yılında Baum ve ark. tarafından diş hekimliğinde ultrasonografik görüntülemenin birçok farklı ve yeni kullanımları bildirilmiştir.⁷ Diş hekimliğinde ultrasonografi maksillofasiyal travmalar⁸, servikal lenfadenopatiler⁹, çeşitli derin yumuşak doku patolojileri¹⁰; çiğneme ve boyun kasları^{11,12}, temporomandibular eklem (TME)¹³, periapikal lezyonlar^{14,15} ve tükürük bezleri gibi pek çok alanda kullanılmaktadır. Ultrasonografi, iyonize radyasyon içermemesi nedeniyle rutin olarak oral ve maksillofasiyal patolojilerin teşhisinde kullanılabilen yararlı bir yöntem olarak kabul edilmektedir. Ancak duyarlılık seviyesinin düşük olması ve uygulayıcı deneyimine bağlı görüntülerin değişiklik göstermesi gibi dezavantajlara sahip olması nedeniyle, baş-boyun bölgesindeki hastalıkların rutin değerlendirilmesinde tek başına kullanılamamaktadır.¹⁶

Günümüzde yazılımsal analizlerin ve prob tasarımlarının geliştirilmesiyle, USG'nin diş hekimliğinde kullanımı yaygınlaşmaktadır. Bu kapsamda tıpta ve diş hekimliğinde yapay zekâ destekli yardımcı tanı sistemlerinin kullanımı, USG gibi kullanımı ve değerlendirmesi deneyim gerektiren görüntüleme yöntemlerinde standardizasyonunun sağlanması yönünden umut vaat etmektedir.

1. YAPAY ZEKÂ TANIMI VE ÖZELLİKLERİ

Yapay zekâ (Artificial Intelligence=AI), insanlar tarafından gerçekleştirilen uygulamaların, makine ve teknoloji yardımıyla yerine getirmesini ifade eden genel bir terimdir. Barr ve Feigenbaum'a göre ise yapay zekâ, "bilgisayar biliminin, insan davranışında, dili anlama, öğrenme, akıl yürütme, problem çözme ve daha pek çok konuda zekâ ile ilişkilendirdiğimiz özellikleri sergileyen akıllı bir bilgisayar sistemi tasarlamakla ilgilenen bölümü"¹⁷ olarak tanımlanmaktadır.

Yapay zekâ bilgisayar bilimlerinin bir dalı olarak; makine öğrenimi, derin öğrenim ve evrişimsel sinir ağları gibi çalışma alanlarını bir araya toplar. Makine öğreniminde, açıkça kodlanmamış algoritmaların oluşturulması hedeflenmektedir. İlgili algoritmalar giriş ve çıkış verisi arasındaki haritalandırılma kısmında yer almaktadır. Bu amaçla genellikle kullanılan yöntem eğitim, test ve validasyon verilerini içermektedir. (Şekil 1)^{18,19}



Şekil 1. İş Akış Şeması

Makine öğrenimi başlıca üç ana öğrenim yönteminden oluşmaktadır. Bu yöntemler kullanılacak verilerin sistem tarafından nasıl öğrenildiğine göre gruplandırılmaktadır:

- En sık kullanılan, öğrenmenin bir ilgili veri uzmanı tarafından denetlendiği denetimli makine öğrenimi.
- Verinin herhangi bir insan tarafından denetlenmediği denetlenmeyen makine öğrenimi.
- Algoritmanın örnek veriler kullanılarak öğrenilmediği, deneme-yanılma ve ödül sistemi ile öğretildiği destekli makine öğrenimi.

Makine öğrenimi içerisinde yer alan derin öğrenim, beynin yapısal sinir ağı özelliklerinden esinlenerek tasarlanmış, "yapay sinir ağları" üzerinde çalışan algoritmalar ve modeller kümesidir. "Derin" kelimesi, oluşturulan yapay sinir ağındaki birden fazla saklı katman mevcudiyetini ifade eder. Evrişimsel sinir ağları ise özel bir yapay sinir ağı türüdür. Görsel verilerin analizinde sıklıkla kullanılan evrişimsel sinir ağları²⁰, bu özelliği sebebiyle tıp alanında görsel (radyolojik) verilerin işlenmesinde en çok tercih edilen yöntemlerden biridir.

2. TIP ALANINDA ULTRASONOGRAFİ VE YAPAY ZEKÂ

Ultrasonografi görüntüleri ile yapay zekâ kullanımı maksillofasiyal bölgeye kıyasla tıp alanında sıklıkla araştırılan ve popüler bir konudur. Özellikle erken tanının hastanın sağkalımını ve yaşam kalitesini önemli oranda etkilediği tiroid ve meme kanserinde, karaciğer ve böbrek hastalıklarında, iskemik kalp hastalıkları gibi pek çok hastalığın tanısında ve değerlendirilmesinde yapay zekâ algoritmaları ve sinir ağlarının kullanımı geniş yer bulmaktadır (Tablo-1).

Tablo 1. Tıp Alanında Ultrason Kullanılarak Yapılan Yapay Zekâ Çalışmaları

Yazar	Amaç	Veri Seti	Kullanılan Ultrason tipi/ Algoritma	Sonuç
S. Han ve ark. ²¹	Benign ve malign meme hücresi ayırımı	7498	Konvansiyonel USG / GoogleNet	Doğruluk:0.9 Sensitivite:0.86 Spesifite:0.96
Q. Zhang ve ark. ²²	Benign ve malign meme hücresi ayırımı	227	“Shear-Wave” Elastografi / Point-Wise Gated Boltzmann Machine(PGBM)	Doğruluk:0.93 Sensitivite:0.88 Spesifite:0.97
Meng ve ark. ²³	Karaciğer fibrozunun saptanması	279	Konvansiyonel USG / VGGNet, FCNet	Doğruluk:0.93
Liu ve ark. ²⁴	Siroz teşhisi	91	Konvansiyonel USG / CNN, SVM	Doğruluk:0.96
Chi ve ark. ²⁵	Malign/ benign tiroid nodüllerinin ayırt edilmesi	428	Konvansiyonel USG / GoogleNet	Doğruluk:0.98 Sensitivite:0.99 Spesifite:0.93
Menchon-Lara ve ark. ²⁶	Karotid arterdeki aterosklerozun tespiti	67	Konvansiyonel USG / AutoEncoder	Sensitivite:0.99 Spesifite:0.97

Literatürde USG görüntüleri kullanılarak yapay zekânın yüksek doğruluk oranıyla meme kanserinin sınıflandırılabilirliği pek çok çalışma ile ortaya konmuştur.^{21,22} Meng ve ark.’nın²³ yaptıkları çalışmada yapay sinir ağları kullanılarak %93,9 doğruluk oranıyla karaciğer fibrozunun evrelendirilebileceği, Liu ve ark.’nın²⁴ araştırmasında ise derin öğrenme algoritmalarıyla %96,8 gibi oldukça yüksek oranda sağlıklı ve sirotik karaciğer ayırımının yapılabilirliği ifade edilmektedir. Chi ve ark.’nın *GoogleNet* mimarisini kullanarak oluşturdukları yapay zekâ modelinde, %99,13’e varan doğruluk oranıyla tiroid nodülleri teşhis edilmiş ve malign veya benign şeklinde sınıflandırılmıştır.²⁵ Tiroid nodül teşhisinde kullanılan bu yöntem ne kadar başarılı olsa da algoritmanın veri seti büyüklüğü nedeniyle çalışma süresinin çok uzun olması önemli bir dezavantaj olarak ortaya çıkmaktadır.

Eksternal karotid arterin intima-media kalınlığı (IMT) ölçümleri, kardiyovasküler hastalıkların etiyolojisinde yer alan aterosklerozun erken teşhisinde önemli bir parametre olarak kabul edilmektedir ve klinik pra-

tiğinde bu yapının ölçümü ultrasonografi ile gerçekleştirilebilmektedir. Literatürdeki pek çok araştırma ultrason görüntüleri kullanarak IMT kalınlığını otomatik ölçen yapay zekâ algoritmaları üstüne kurgulanmıştır. Menchon-Lara ve ark, *AutoEncoder* yapay sinir ağı mimarisi kullanarak yaptıkları çalışmada, IMT kalınlığını konvansiyonel yollardan daha başarılı şekilde hesapla-yabildiklerini ifade etmişlerdir.²⁶ Yanı sıra aterosklerotik plak tiplerinin (yağlı/fibröz/kalsifiye) ayırt edilmesinde de evrimsel sinir ağı algoritmaları kullanılmaktadır.

3. Baş-Boyun Ultrasonografisi ve Yapay Zekâ Uygulamaları

Yapay zekâ, tıp alanına benzer şekilde, diş hekimliği pratiğinde de ilgi odağı haline gelmektedir (Tablo 2). Klinik uygulamalarda bir dizi basit görevi, insanlara göre daha yüksek hassasiyet, daha az personel ve daha az hata ile gerçekleştirebilen yapay zekâ uygulamaları; randevu takibi ve koordinasyonundan, klinik tanı ve tedavi planlamasına kadar pek çok alanda yer alabilmektedir.²⁷

Tablo 2. Diş Hekimliği Alanında Ultrasonografi Kullanılarak Yapılan Yapay Zekâ Çalışmaları

Yazar	Amaç	Veri Seti	Kullanılan Ultrason tipi / Algoritma	Sonuç
Belikova ve ark. ³¹	Temporomandibular eklem takibi	10 adet video	Konvansiyonel USG / U-Net, 3D U-Net, LSTM	Ortalama 2.14 mm hata payı
Kise ve ark. ³⁷	Obstüriktif sialoadenit (OSA), Sjögren sendromlu (SjS) ve sağlıklı submandibular bez yapısının ayırımı	150	Konvansiyonel USG / VGG16	Sensitivite: (0,55-0,83)
Ariji ve ark. ⁴²	Servikal lenf nodu metastazının ayırt edilmesi	134	Doppler USG / AlexNet	Doğruluk:0.85 Sensitivite:0.84 Spesifite:0.87
Nguyen ve ark. ⁴³	Semento-enamel birleşiminin tespiti	1400	Konvansiyonel USG	Manuel etiketleme ile iyi uyum (- 0,68 ve + 0,57 mm fark)
Orhan ve ark. ³⁴	Masseter kasının ayırt edilmesi	195	Konvansiyonel USG / U-Net,PSPNet, FPN	Doğruluk: 0,94-0,96

3.1. Temporomandibular Eklem Bölgesi

Temporomandibular eklem, temel olarak temporal ve mandibular kemikler arasında çift taraflı, diğer eklemlerden farklı olarak disk, ligamentler, kapsül ve kaslardan oluşan kompleks bir yapıya sahiptir.^{28,29} Aynı

kemik üzerinde hem sağ hem sol tarafta iki eklem sahip TME, çene hareketlerinin uygun şekilde gerçekleşmesi için çok yönlü ve birbirine uyumlu şekilde hareket etmektedir. Kendine özgü kompleks anatomik yapısı ve biartiküler doğası nedeniyle klinik ve radyolojik değerlendirilmesi oldukça zor olan TME'nin

görüntülenmesinde alternatif bir yaklaşım olarak ultrasonografi kullanılmaktadır. USG, eklem hareketlerini gerçek zamanlı kaydetmekle birlikte, kullanıcıya eklem-içi çevre dokuların düzensizliği hakkında da bilgiler verebilmektedir.³⁰

Belikova ve ark. 2021 yılında yayınladıkları çalışmada, ultrason görüntülerinde TME takibi yapabilecek bir yapay zekâ geliştirmeyi hedeflemiştir.³¹ 100 USG sekansının kaydedilen videolarının kullanıldığı çalışmada, yapay zekâ algoritmasını geliştirmek için *U-Net* ve *3D U-Net* mimarisinden yararlanılmış, sekanslar arasında devamlılığın geliştirilmesi için de *Uzun/Kısa Süreli Bellek (Long/Short Term Memory=LSTM)* modülü kullanılmıştır. En iyi sonucun *U-Net* ve *LSTM* modüllerinin birlikte kullanılarak alındığı çalışmada ortalama 2.14 mm'lik hata payı ile TME'nin hareketleri izlenmiştir. Farklı modüllerin bir arada kullanımının avantajını ortaya çıkaran çalışmada, veri setindeki video sayısının 10 ile sınırlanmış olması çalışmanın en büyük dezavantajıdır. TME takibi için yeni bir metot sunan ilgili çalışma, kısıtlı verilerle kabul edilebilir sonuçlar almıştır ve çalışmanın sonucunda veri havuzunun büyütülmesiyle daha etkili sonuçlar alınabileceği vurgulanmıştır.

3.2. Masseter kasının değerlendirilmesi

Ağız kapatan majör çiğneme kaslarından biri olan masseter kası, bu özelliği sebebiyle diş sıkma (bruksizm) alışkanlığı olan hastalarda en çok etkilenen kaslardan biridir. Yetişkin popülasyonun %8-31'i^{32,33} arasında görülme sıklığı olan bruksizm, rutin klinik pratiğinde karşımıza sıklıkla çıkan hastalıklardan biridir. Çeşitli tedavi protokolleri belirlenen bruksizm hastalığının, özellikle etiyojisinin çok sayıda farklı faktöre (morfolojik, psikolojik, parafonksiyonel) bağlı olabilmesi, kesin bir tedavi yönteminin öne sürülememesine sebep olmuştur. Bu sebeple tedavisine başlanmış olan hastanın takibi ve hastanın geri dönüşleri tedavi seyrini etkilemektedir.

Bruksizm ile yakın ilişkilendirilen masseter hipertrofisini nicel olarak değerlendirmek amacıyla, masseter kalınlığının ölçümü klinikte ultrasonografik incelemelerle yapılabilmektedir. Orhan ve ark.'nın 2021 yılında 195 ultrason görüntüsü ile yaptığı çalışmada; *U-Net*, *Pyramid Scene Parsing Network (PSPNet)*, *Fuzzy Petri Net (FPN)* derin öğrenim mimarileri kullanarak masseter kasının segmentasyonu yapılmış ve doğruluk oranları birbiri ile karşılaştırılmıştır.³⁴ FPN, PSPNet ve U-Net için sırasıyla 0.985, 0.947, 0.969 doğruluk oranı elde edilmiştir. Üç yöntem de kabul edilebilir oranda başarılı bulunmuş ve klinisyenlerin ultrasonografi ile masseter kası segmentasyonu ve kalınlık ölçümünde büyük ölçüde yarar sağlayabileceği öne sürülmüştür.

3.3. Tükürük Bezi Hastalıkları

Tükürük bezinin enflamasyonu olarak tanımlanan ve diş hekimliği pratiğinde sıkça karşılaşılan sialoadenit

tablosunun etiyojisinde, kanal obstrüksiyonu, viral ve bakteriyel enfeksiyonlar ile Sjögren sendromu yer almaktadır.³⁵ Mevcut durumların çoğunda tükürük bezi parankiminde değişiklikler meydana gelmekte ve oluşan morfolojik değişiklikler USG ile kolaylıkla görüntülenebilmektedir.³⁶

Kise ve ark.'nın 2021 yılında yayınladıkları çalışmada, kullandıkları yapay zekâ algoritmasıyla sialolith obstrüksiyonu sebebiyle ortaya çıkan sialoadenitli, Sjögren sendromlu ve sağlıklı submandibular tükürük bezlerini ayırt edilmesi amaçlanmıştır. Bu kapsamda tanısı doğrulanmış, elliser adet obstrüktif sialoadenit, Sjögren Sendromu ve sağlıklı submandibular beze ait USG görüntüleri, *Visual Geometry Group 16 (VGG16)* mimarili bir yapay zekâ algoritması kullanılarak işlenmiştir.³⁷ Yapay zekâ algoritmasının sensitivitesi obstrüktif sialoadenit, sjögren sendromu ve sağlıklı submandibular bezlerinde sırasıyla %55, %83 ve %73 olarak bulunmuştur. Aynı veri grubundaki iki radyoloğun saptanan sensitivitesi ise sırasıyla %64, %72 ve %86 olarak belirlenmiştir. Grupların sensitivite ortalamaları (yapay zekâ %70,3; radyoloji uzmanı %74) göz önüne alındığında, Sjögren sendromlu submandibular tükürük bezlerinin yapay zekâ tarafından daha hassas olarak belirlendiği, yanı sıra radyoloji uzmanlarının obstrüktif sialoadenit ve sağlıklı olguların tespitinde daha yüksek oranda başarı olduğu gösterilmiştir. Çalışmada ultrasonografi görüntülerinin kronik enflamatuvar durumlarda daha başarılı olduğu düşünülen elastografi görüntüleri yerine B modunda alınan USG görüntülerinin kullanılması önemli bir limitasyon olarak öne sürülse de^{38,39} çalışmanın sonuçları yapay zekânın sialoadenitis olgularında da kullanılabileceğini destekler niteliktedir.

3.4. Servikal Lenf Nodları

Maksillofasiyal bölgenin muayenesinde, servikal lenf nodu metastazı gibi malignitelerin ve malignite şüpheli lezyonların değerlendirilmesinde lenf nodlarının ultrason ile radyolojik incelemesi önemli yer tutmaktadır. Baş boyun bölgesinde sıkça gözlenen dil kanseri vakalarında, prognozu etkileyen en önemli faktörlerden biri kabul edilen servikal lenf nodu metastazlarının klinik olarak belirti göstermeden var olduğu ve %20-42 insidansına sahip olduğu bildirilmiştir.^{40,41} Bu durum malignite şüphesi gösteren lezyonlarda lenf nodlarındaki erken dönemdeki değişikliklerin saptanmasının kritik bir öneme sahip olduğunu ortaya koymaktadır.

Ariji ve ark.'nın 2019 yılında yaptığı çalışmada; erken yaşta dil kanseri tanısı alan, daha önceden kemoterapi/radyoterapi öyküsü bulunmayan ve tümör boyutu en geniş yerde 4 cm'yi geçmeyen, geç dönem servikal lenf nodu metastazına sahip 12 hasta ile metastaz bulgusu bulunmayan 21 hastadan toplam 134 adet intra-operatif ağız-içi doppler USG görüntüsü kullanılmıştır. *AlexNet* mimarisi kullanılarak yapay zekâ çalışma

havuzuna eklenen görüntülerden oluşturulan yapay zekâ sisteminin sensitivitesi %84, spesifitesi ise %87,1 olarak bulunmuştur.⁴² İlgili çalışmada metastaz tahminlemesi için sadece invazyon sahasından yararlanılması ve kısıtlı bir data setiyle çalışmanın tamamlanması araştırmannın limitasyonları olarak öne sürülmüştür.

3.5. Periodontal dokuların değerlendirilmesi

Periodontal dokularda gelişen hastalıkların değerlendirilmesinde cep derinliğinin ölçümü, kemik kaybının değerlendirilmesi gibi klinik ve radyolojik pek çok yöntem kullanılmaktadır. Periodontal hastalık şiddetinin belirlenmesinde ise alveoler kemik kaybının değerlendirmede referans nokta olarak kabul edilen sementoenamel birleşimin (CEJ) konumunun doğru belirlenmesi oldukça önemlidir.⁴³ Ancak klinik yöntemlerin uygulama şekline ve hastalığın derecesine göre ölçümlerin değişkenlik göstermesi, 2-boyutlu radyolojik tekniklerin sınırlı bilgi vermesi ve tomografik tekniklerin yüksek dozda iyonize radyasyona sahip olması gibi limitasyonlar; araştırmacıları ultrasonografi gibi ucuz, kolay uygulanabilir ve tekrarlanabilir, iyonize radyasyon içermeyen tekniklerin kullanımına yönlendirmektedir.⁴³

Nguyen ve ark.'nın toplam 1400 USG görüntüsü üzerinde yaptıkları çalışmada, 3 farklı evrimsel sinir ağı mimarisi kullanarak CEJ konumları belirlenmiş ve makine öğrenimi ile ölçülen CEJ-alveolar kemik tepe mesafesi hesaplanmıştır.⁴³ Çalışmanın sonuçları ise makine öğrenimi ile ölçülen CEJ-alveolar kemik tepe mesafeleri, manuel klinik etiketleme ile güçlü bir şekilde ($R=0.933$, $p<0.001$) korelasyon gösterdiğini belirtilmekte ve beraberinde makine öğreniminin görüntülerin yorumlanmasında ve tanısal kapasiteyi artırmada hekimlerine rehberlik edebileceği ifade edilmektedir.

Diş hekimliğinde diğer radyolojik görüntüleme yön-

KAYNAKLAR

1. Newman PG, Rozycki GS. The history of ultrasound. Surg. Clin. North Am. 1998; 78: 179-195.
2. Wang X, Seetohul V, Chen R, et al. Development of a mechanical scanning device with high-frequency ultrasound transducer for ultrasonic capsule endoscopy. IEEE Transactions on Medical Imaging 2017; 36:1922-29.
3. Qiu W, Wang X, Chen Y, et al. Modulated Excitation Imaging System for Intravascular Ultrasound. IEEE Transactions on Biomedical Engineering 2017; 64:1935-42.
4. Zhou GQ, Jiang WW, Lai KL, Zheng YP. Automatic Measurement of Spine Curvature on 3-D Ultrasound Volume Projection Image with Phase Features. IEEE Transactions on Medical Imaging 2017; 36:1250-62.
5. Zhou GQ, Zheng YP. Automatic Fascicle Length Estimation on Muscle Ultrasound Images With an Orientation Sensitive Segmentation. IEEE Transactions on Biomedical Engineering 2015; 62: 2828-36.
6. Zhou GQ, Chan P, Zheng YP. Automatic measurement of pennation angle and fascicle length of gastrocnemius muscles using real-time ultrasound imaging, Ultrasonics 2015; 57: 72-83.
7. Shah N, Bansal N, Logani A. Recent advances in imaging technologies in dentistry. World J Radiol 2014; 6: 794-807.
8. Akizuki H, Yoshida H, Michi K. Ultrasonographic evaluation during reduction of zygomatic arch fractures. J Craniomaxillofac Surg 1990;18: 263-66.

9. Ahuja AT, Ying M, Ho SY, et al. Ultrasound of malignant cervical lymph nodes. *Cancer Imaging* 2008; 8: 48-56.
10. Benson BW, Flint DJ, Liang H, Opatowsky MJ. Advances in diagnostic imaging for pathologic conditions of the jaws. *Head Neck Pathol* 2014; 8: 383-91.
11. Uchida Y, Motoyoshi M, Shigeeda T et al. Relationship between masseter muscle size and maxillary morphology. *Eur J Orthod* 2011; 33: 654-59.
12. Naser-ud-Din S, Thoires K, Sampson WJ. Ultrasonography, lateral cephalometry and 3D imaging of the human masseter muscle. *Orthod Craniofac Res* 2011; 14: 33-43.
13. Bas B, Yilmaz N, Gokce E, Akan H. Diagnostic value of ultrasonography in temporomandibular disorders. *J Oral Maxillofac Surg* 2011; 69: 1304-10.
14. Raghav N, Reddy SS, Giridhar AG, et al. Comparison of the efficacy of conventional radiography, digital radiography, and ultrasound in diagnosing periapical lesions. *Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol Endod* 2010; 110: 379-85
15. Tikku AP, Kumar S, Loomba K, Chandra A, Verma P, Aggarwal R. Use of ultrasound, color Doppler imaging and radiography to monitor periapical healing after endodontic surgery. *J Oral Sci* 2010; 52: 411.
16. Piette E, Lenoir JL, Reychler H. The diagnostic limitations of ultrasonography in maxillofacial surgery. *J Craniomaxillofac Surg* 1987;15:297-305.
17. Barr A, Feigenbaum EA, Cohen PR. *The Handbook of Artificial Intelligence*. 1-3. Los Altos, CA: William Kaufmann Inc.; 1981.
18. Deo RC. Machine learning in medicine. *Circulation*, 2015; 132:1920-1930.
19. Choy G, Khalilzadeh O, Michalski M et. al. Current applications and future impact of machine learning in radiology. *Radiology* 2018; 288: 318-328.
20. Valueva MV, Nagornov NN, Lyakhov PA, Valuev GV, Chervyakov NI. Application of the residue number system to reduce hardware costs of the convolutional neural network implementation. *Mathematics and Computers in Simulation Elsevier BV*. 2020; 177: 232-43.
21. Han S, Kang HK, Jeong JY, et al. A deep learning framework for supporting the classification of breast lesions in ultrasound images. *Phys Med Biol*. 2017; 62: 7714-7728.
22. Zhang Q, Xiao Y, Dai W, et al. Deep learning based classification of breast tumors with shear-wave elastography. *Ultrasonics* 2016; 72:150-157.
23. Meng D, Zhang L, Cao G, Cao W, Zhang G, Hu B. Liver Fibrosis Classification Based on Transfer Learning and FCNet for Ultrasound Images. *IEEE Access* 2017; 5: 5804-5810.
24. Liu X, Song J, HongWang S, Zhao J, Chen Y. Learning to diagnose cirrhosis with liver capsule guided ultrasound image classification. *Sensors* 2017; 17: 149.
25. Chi J, Walia E, Babyn P, Wang J, Groot G, Eramian M. Thyroid Nodule Classification in Ultrasound Images by FineTuning Deep Convolutional Neural Network. *Journal of Digital Imaging* 2017; 30: 477-486.
26. Menchon-Lara RM, Sancho-Gómez JL. Bueno-Crespo A., Early-stage atherosclerosis detection using deep learning over carotid ultrasound images. *Applied Sof Computing* 2016; 49: 616-628.
27. Chen YW, Stanley K, Att W. Artificial intelligence in dentistry: current applications and future perspectives. *Quintessence International* 2020; 51: 248-257.
28. Koolstra J. Dynamics of the human masticatory system. *Crit. Rev. Oral Biol. Med.*, 2002; 13:366-376.
29. Wadhwa S, Kapila S. Tmj disorders: Future innovations in diagnostics and therapeutics. *Journal of Dental Education* 2008; 72: 930-947.
30. Friedman S, Grushka M, Beituni H, Rehman M, Bressler H, Friedman L. Advanced ultrasound screening for temporomandibular joint (tmj) internal derangement. *Radiol Res Pract*. 2020;1809690.
31. Belikova K, Zailer A, Tekucheva SV, Ermoljev SN, Dylov DV. Deep Learning for Spatio-Temporal Localization of Temporomandibular Joint in Ultrasound Videos. *IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)* 2021; 1257-1261.
32. Castrillon EE, Ou KL, Wang K, Zhang J, Zhou X, Svensson P. Sleep bruxism: An updated review of an old problem. *Acta Odontol Scand* 2016; 74: 328-334.
33. Smardz J, Martynowicz H, Wojakowska A, Michalek-Zrabkowska M, Mazur G, Wieckiewicz M. Correlation between sleep bruxism, stress, and depression: Apolysomnographic study. *J Clin Med* 2019; 8: 1344.
34. Orhan K, Yazici G, Kolsuz ME, Kafa N, Bayrakdar IS, Çelik Ö. An Artificial Intelligence Hypothetical Approach for Masseter Muscle Segmentation on Ultrasonography in Patients With Bruxism. *Journal of Advanced Oral Research* 2021;12:206-213.
35. Krishnamurthy S, Vasudeva SB, Vijayasarathy S. Salivary gland disorders: A comprehensive review. *World J. Stomatol* 2015; 4: 56-71.
36. Bialek EJ, Jakubowski W, Zajkowski P, Szopinski KT, Osmolski A. US of the major salivary glands: Anatomy and spa-tial relationships, pathologic conditions, and pitfalls. *Radiographics* 2006; 26: 745-763.
37. Kise Y, Kuwada C, Ariji Y, Naitoh M, Ariji E. Preliminary Study on the Diagnostic Performance of

- a Deep Learning System for Submandibular Gland Inflammation Using Ultrasonography Images. *J Clin Med* 2021;10: 4508.
38. Elbeblawy YM, Eshaq Amer Mohamed M. Strain and shear wave ultrasound elastography in evaluation of chronic inflammatory disorders of major salivary glands. *Dentomaxillofac. Radiol* 2020; 49: 20190225.
39. Szyfter W, Wierzbicka M, Kałuzny J, Ruchała M, Stajgis M, Kopeć T. Sonoelastography—A Useful Adjunct for Parotid Gland Ultrasound Assessment in Patients Suffering from Chronic Inflammation. *Med Sci. Monit* 2014; 20: 2311–2317.
40. Pimenta Amaral TM, Da Silva Freire AR, Carvalho AL, Pinto CA, Kowalski LP. Predictive factors of occult metastasis and prognosis of clinical stages I and II squamous cell carcinoma of the tongue and floor of the mouth. *Oral Oncol* 2004; 40: 780–6.
41. Okamoto M, Nishimine M, Kishi M, et al. Prediction of delayed neck metastasis in patients with stage I/II squamous cell carcinoma of the tongue. *J Oral Pathol Med* 2002; 31: 227–33.
42. Ariji Y, Fukuda M, Kise Y, et al. A preliminary application of intraoral Doppler ultrasound images to deep learning techniques for predicting late cervical lymph node metastasis in early tongue cancers. *Oral Science International* 2020; 17: 59–66
43. Nguyen KCT, Le BM, Li M, et al. Localization of cemento-enamel junction in intraoral ultrasonographs with machine learning. *Journal of Dentistry* 2021; 112: 103752.