



16. BÖLÜM

KONJENİTAL DİYAFRAGMA HERNİSİNDE GÖRÜNTÜ İŞLEME YÖNTEMLERİ İLE FETAL AKCİĞER KARAKTERİZASYONU

Emrah AYDIN ¹
Cihan Bilge KAYASANDIK ²
Aslıgül AKSAN ³
Mustafa Ekrem ERAKIN ⁴

GİRİŞ

Akciğer gelişimi yapısal ve fonksiyonel olmak üzere iki ana bölümde incelenebilir. Yapısal büyüme daha çok fiziksel faktörler aracılığı ile olurken fonksiyonel büyüme ağırlıklı olarak hormonlar tarafından kontrol edilen biyokimyasal bir süreçtir (1). Yapısal büyüme tüm gebelik boyunca devam etmektedir. Havayollarının dallanması sürekli devam etmekte ve gebeliğin son trimesterinde hava değişiminin gerçekleştiği alveollerin oluşumu meydana gelmektedir. Ancak, akciğer gelişimi doğumu takiben de alveollerin sayısının artması şeklinde devam etmektedir. Gelişim sürecinin sonunda yüzey alanı 50—100m² genişliğinde olan ve oksijen ile karbondioksit değişimini gerçekleştirdiği yapı meydana gelmektedir.

Akciğerin yapısal ve fonksiyonel gelişimi akciğerin fiziksel ve biyokimyasal gelişimini başarılı bir şekilde tamamlaması ile mümkün olmaktadır (2). Fiziksel gelişim süreci sonunda akciğer yapısal olarak bütünlüğünü sağlarken surfaktan oluşumunun biyokimyasal süreçler sonrasında gerçekleşmesi ile geniş yüzey alanına sahip bu yapı stabil bir hale gelmektedir. Bu iki süreç birbirleri ile koordineli bir şekilde tamamlanmaktadır. Bu iki süreçten herhangi birinde

¹ Doç. Dr., Namık Kemal Üniversitesi Tıp Fakültesi Çocuk Cerrahisi AD, emrahaydin@nku.edu.tr

² Dr. Öğr. Üyesi, Medipol Üniversitesi Doğa Bilimleri ve Mühendislik Fakültesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, cbkayasandik@medipol.edu.tr

³ BSc. İstanbul Medipol Üniversitesi Biyomedikal Mühendisliği, İstanbul Medipol Üniversitesi Elektrik Elektronik Mühendisliği, asligulaksan@gmail.com

⁴ BSc. İstanbul Medipol Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği, İstanbul Medipol Üniversitesi Elektrik ve Elektronik Mühendisliği, ekremerak@gmail.com

meydana gelen aksaklık yenidoğanın akciğer kapasitesinin veya solunum sisteminin yetersizliği ile neticelenmektedir.

Akciğer gelişimi beş evrede meydana gelmektedir (Tablo 1). Bu evrelerin zamanları fetüsler arasında değişkenlikler gösterebildiği gibi evreler arasında da geçişkenlikler vardır. Belirtilen haftalar hakkında henüz ortak bir fikir birliğine varılamamasının nedeni de aslında bundan kaynaklanmaktadır.

Tablo 1: Akciğerin gelişim evreleri

Embriyonik	3-7. haftalar	Akciğer tomurcuklanması meydana gelir. Trakea ve bronş farklılaşması görülür.
Psödoglandüler	7-17. haftalar	Havayollarının dallanması devam eder ve terminal bronşioler oluşur. Henüz respiratuar bronşioler ve alveoller mevcut değildir.
Kanaliküler	17-27. haftalar	Terminal bronşioler iki veya daha fazla respiratuar bronşiole ayrılır. Bunlar da üç ile altı alveoler kanala bölünür.
Sakküler	27-36. haftalar	Terminal keseler (alveol öncülleri) oluşmaya başlar ve etrafında kapiller damarlar belirir.
Alveolar	36. hafta – 10 yaş	Olgunlaşmış alveoller kapiller damarlar ile epitelyal – endotelyal bağlantıları oluşturur.

Gebeliğin üçüncü haftasında ön barsaktan akciğer tomurcuğu köken almaktadır. Bu dönemde her iki akciğerin tomurcukları da gelişmektedir. Beşinci hafta itibari ile her iki primer akciğer tomurcuğu tanınabilir seviyededir. Bu evreden sonra ise ikinci dallanmalar meydana gelmektedir. Sağ tarafta üç sol tarafta iki adet lobar tomurcuklar belirmeye başlar. Bu tomurcuklardan ilerleyen süreçte akciğerlerin lobları meydana gelmektedir. Sekizinci hafta itibari ile lobar tomurcuklar bölünmeye devam ederler ve bronkopulmoner segmentler meydana gelir. Psödoglandüler evrede iletimden sorumlu havayolları meydana gelir. Bu evrenin sonuna doğru 16-25 jenerasyondan oluşan ilkel havayolları meydana gelir. Onaltıncı hafta itibari ile bronşlar oluşumlarını tamamlarlar ve bu hafta itibari ile ağaç yapısı uzar ve genişler. Kanaliküler evrede ise akciğerlerin gaz değişiminden sorumlu yapıları meydana gelmektedir.

Konjenital Diyafragma Hernisi (KDH) ortalama 2500 canlı doğumda görülmektedir (3). Sebebi bilinmemekle birlikte fetüsün gelişimi esnasında diyafram kasının bütünlüğünü sağlayamaması ile meydana gelmektedir. Hastalığın etiyojisini araştırmaya yönelik çalışmalar devam etmektedir. Teknolojide meydana gelen yeniliklere rağmen günümüzdeki sağ kalım ve hayat kalitesi halen beklentilerin altındadır.

Pulmoner hipertansiyon KDH hastalarının sağ kalımını ve genel durumunu etkileyen en önemli faktördür (4). Postnatal dönemden farklı olarak intrauterin dönemdeki kan dolaşımı akciğer içi kan akımı miktarının az olmasına, dolayısı ile de basıncın düşük olmasına neden olmaktadır. Her ne kadar arteriyel damar duvar kalınlığı artmış olsa da kan miktarının az olması damar duvar çeperine yapılan basıncın daha düşük olmasına sebep olmaktadır. Doğum esnasında ve sonraki süreçte meydana gelen fizyolojik olaylar silsilesi ile akciğerden geçen kan akımı artmakta, böylece akciğer içi tansiyon değerleri normalin üstüne çıkmaktadır. Günümüzde bir çok araştırmacı akciğer damar ağacının radyolojik yöntemler ile ortaya konulması için yoğun çaba harcamaktadır (5–7). Bu incelemelerin yapay zeka algoritmaları ile insan hatasından arındırılarak en doğru şekilde anlatılabilmesi uzun yıllardır üzerine çalışılan bir konudur.

GÖRÜNTÜ İŞLEME

Görüntü insanın doğayı anlaması ve anlamlandırması için en etkin kullandığı iletişim aracıdır. Gelişen teknoloji ve bilgisayar kapasiteleri ile görüntü işlemeye duyulan ihtiyaç günden güne artmaktadır. Görüntü olarak ifade edilen kavram resim, fotoğraf, grafik, video, film, bilgisayarlı tomografi (BT), manyetik rezonans (MR) ve hatta iki ve üç boyutlu verileri de içerir (8,9).

Yapay zeka yöntemlerinin uygulanması göreceli olarak yeni bir bilim alanıdır. 1950’li yılları takiben doğan bu bilim dalında daha çok teknoloji üzerine çalışılmakta ve elde edilen bilgi birikimi teknolojiye bağlı akıllı ürün gelişiminde kullanılmaktadır. Yapay zeka teknolojisi matematik, tıp, mühendislik gibi bilim dallarını kapsayacak multidisipliner bir yaklaşımı gerektirmektedir. Yapay zeka sistemlerinin gelişimi belirli bir sistematik içinde gerçekleşmiştir. İlk önce uzman sistemlerin araştırma ve uygulaması gerçekleştirilmiştir. Bu aslında yapay zeka teknolojileri açısından kırılma noktası olmuştur. Daha sonra patern tanıma sistemlerinin uygulanması aşamasına geçilmiştir. Burada amaç belli bir cisim veya hedef görüldüğünde o cisim ile ilişkili tüm nesneleri o cisimden ayırmak hedeflenmiştir. Üçüncü aşamada ise Yapay Sinir Ağlarının uygulamaya başlanmıştır (10–13). Son aşamada elde edilen tüm bu deneyimin robotlara aktarımı gerçekleştirilmeye çalışılmaktadır (14).

GELENEKSEL GÖRÜNTÜ İŞLEME YÖNTEMLERİ

Geleneksel görüntü işleme yaklaşımı birbiri ile bağlantılı segmentasyon, özellik çıkarsama ve sınıflama gibi basamakları içermektedir. Görüntünün farklı karakteristik özelliklere göre bölümlere ayrılarak incelenmesi görüntü

segmentasyonu olarak kabul edilmektedir. Segmentasyon işleminde en sık kullanılan yöntemler ise eşikleme, morfolojik işlemler, bölge büyütme ve grafik kesme gibi geleneksel görüntü işleme tekniklerine dayanmaktadır.

Eşikleme piksel yoğunluklarını sınıflandırarak ikili görüntü oluşturan bir görüntü işleme yöntemidir. Akciğer yapılarının incelenmesinde sıklıkla kullanılmaktadır (15). Düşük hasta sayısı ve düşük biyolojik çeşitlilikle bir eşik değeri seçilerek daha iyi sonuçlar verebilir. Ters durumlar da yani yüksek biyolojik çeşitlilik varlığında ise otomatik eşikleme ile segmentasyon yapmak mümkün olamamakta, manuel müdahale ihtiyacı duyulmaktadır. Mevcut görüntü verilerinde var olan kusurları düzeltmek amacı ile morfolojik işlemler kullanılır. Akciğer damar yapısını ortaya çıkarmak için matematiksel morfoloji ve ayırık geometri kullanılabilir (16). Ancak kullanılan bu yöntemler trakea ve ana bronşları tespit ederken manuel müdahale gerektirir. Ayrıca görüntülerde biyolojik çeşitliliğin yüksek olması durumunda morfolojik işlemler yanlış sonuç verebilir.

Bölge büyütme benzer pikselleri bir arada gruplandırarak bölgeler oluşturabilen bir görüntü segmentasyon yöntemidir. Algoritma ilk olarak görüntü üzerinde rastgele bir çekirdek noktası tanımlar ve bu çekirdek noktayı kullanarak komşu pikselleri kontrol eder. Komşu piksel benzer olduğunda bölgeye eklenir. Bu işlem görüntüde ziyaret edilmemiş piksel kalmayana kadar devam edecektir. Bölge büyütmesi hava yolu ve akciğer segmentasyonu için yaygın olarak kullanılmaktadır. Hava yolu ağaç yapıları olmadan vasküler ağaç segmentasyonu gerektiren çalışmalarda eşikleme ve morfolojik işlemler ile akciğer maskeleri ve hava yollarını tespit etmek için büyüyen bölgeyi segmentlere ayrılır (17). Ancak bu yöntemle en önemli düşüş çekirdek noktalarının eşikleme yöntemi kullanılarak korunduğu ve bu yöntemin sisteme manuel girdiler gerektirmesi nedeniyle sistemin pulmoner vasküler ağacı otomatik olarak oluşturamamasıdır.

Sisteme manuel girdileri azaltmak için çekirdek seçim sürecine rastgele yürüyüş metodunu uygulanır (18). Rastgele yürüme yöntemi ile görüntüdeki her pikselin bir bölgeye ait olma olasılığı vardır. Bu yöntemle en yüksek olasılıklı pikseller kullanarak her bölge için çekirdek noktalar elde edilebilir. Veri kümesindeki BT taramalarının yüksek biyolojik varyansları nedeniyle olasılıklar farklı olabilir ve yanlış sonuçlara neden olabilir.

Grafik kesimi piksel yoğunluklarına ve görüntüdeki karşılık gelen konumlarına sahip bir grafik oluşturan bir görüntü segmentasyon yöntemidir. Daha sonra bu grafik iç piksel benzerlikleriyle farklı bölümlere ayrılır. Literatürde

grafik kesimi kullanan farklı yöntemler bildirilmiştir (19). Görüntü iyileştirme ile grafik kesimi beraber kullanıldığında elde edilen sonuçlar eşikleme ile karşılaştırılabilir. Ayrıca daha verimli çalışmak için bölge numarasının tanınması gerekir ve bu da manuel müdahale gerektirmektedir.

SINIFLANDIRMA TABANLI YÖNTEMLER

Sınıflandırma tabanlı yöntemler uyarlanabilir k-ortalama kümeleme yöntemi (Adaptive k-means clustering) gibi gözetimsiz makine öğrenme yöntemlerinden ve Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machine) gibi gözetimli makine öğrenme yöntemlerinden oluşur. Gözetimsiz öğrenme için öncül eğitim yoktur. Gözetimsiz öğrenme algoritmaları girdi örneklerinden özellik vektörlerini çıkarır ve bunlar arasındaki korelasyonları bulmaya çalışır. Uyarlanabilir k-ortalama görüntüleri bölümlere ayırmak için gözetimsiz öğrenme yöntemlerinden biridir (20). Piksel yoğunluklarıyla kümeler oluşturur ve ardından küme değişmezliğini en aza indiren bölgeleri bulmaya çalışır. Uyarlanabilir k-ortalama yönteminin avantajı toplam bölgeler değişkenini tanımlamadan bölgeleri bulmak olsa da aynı zamanda bir dezavantajdır. Uyarlanabilir k-ortalama yöntemleri ile elde edilen bölgelerin kullanıcı tarafından seçilmesi gerekir çünkü algoritma, KDH hastalarında yüksek biyolojik çeşitlilik nedeniyle akciğerleri veya damarları seçemeyebilir.

Gözetimsiz yöntemlerin dışında bazı gözetimli makine öğrenimi yöntemleri de vardır. Gözetimli öğrenme için algoritma bir eğitim veri kümesi kullanılarak eğitilir ve ona bir girdi örneği verildiğinde algoritma girdiyi önceki bilgilere göre sınıflandırır. En popüler denetimli makine öğrenimi algoritmalarından biri Destek Vektör Makineleridir (21). Destek Vektör Makineleridir eğitim veri kümesindeki ön plan piksellerinden arka plan piksellerini sınıflandırmak için en uygun çizgiyi bulmaya çalışır. Öğrenme tamamlandığında algoritma önceki bilgilerini kullanarak çıktıyı tahmin edecektir. Bu yöntemin dezavantajı doğrudur. Mevcut derin öğrenme yöntemleri Destek Vektör Makinelerinden daha üstün performans göstermektedir.

KONJENİTAL DİYAFRAGMA HERNİSİ OLGULARINDA AKCİĞER YAPISININ GÖSTERİLMESİ

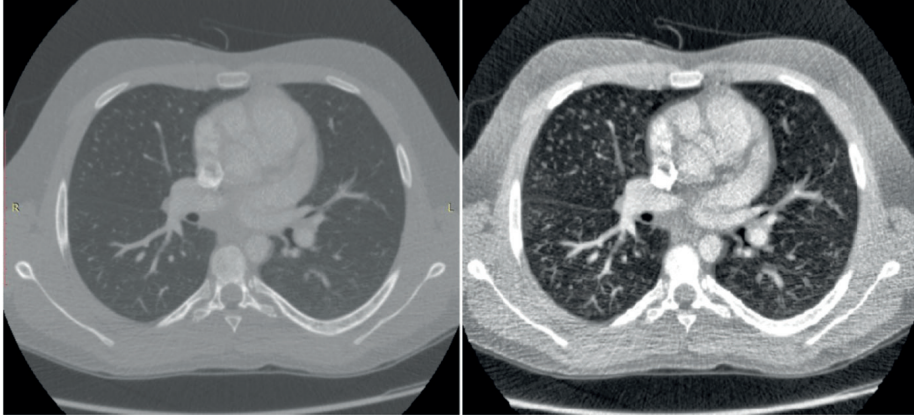
Konjenital diyafragma hernisi olgularında görüntü işleme yöntemleri ile akciğer yapısını belirlemek için ön işleme ve derin ağ performansı tekniklerini takiben karakterizasyon gerçekleştirilebilir. Ön işleme derin öğrenme modellerinin iyi performans göstermesi için en önemli adımlardan biridir. Bu adım olmadan derin öğrenme modelleri verilen verileri doğru bir şekilde anlayamaz

ve öğrenemez. KDH olgularında postnatal dönemde elde edilmiş BT görüntüleri sisteme birincil girdi olarak kullanılır. Eğitim öncesinde ön işleme adımı uygulanır. İlk olarak BT görüntüleri DICOM dosya formatı ile sisteme girdi olarak verilir. DICOM dosyaları BT, ultrason ve MR gibi medikal görüntülerin standartlaştırılmış bir şekilde aktarılmasına ve incelenmesine olanak sağlamaktadır. DICOM dosyalarını kullanmanın en büyük avantajı piksel verilerinin dışında hasta yaşı, görüntü dilim kalınlıkları, piksel aralığı ve çekilme tarihi gibi ek meta veriler içermesidir. Ancak DICOM dosyalarından elde edilen piksel değerlerinin doğrudan kullanılması tercih edilmez çünkü her BT cihazı ham piksel verilerini oluşturmak için farklı parametreler ve teknikler kullanır. Piksel değerlerindeki bu varyantı azaltmak ve BT görüntülerini standart bir hale getirmek için Hounsfield birimi geliştirilmiştir. Hounsfield birimi (HU) ham piksel verilerini daha kullanışlı ve standartlaştırılmış bir formata dönüştürmek için kullanılır. HU dokunun enerji ışınlarını ne kadar zayıflattığını tanımlar ve radyologlar tarafından yaygın olarak kullanılır. Örneğin, havanın radyodensitesi -1000 HU, su 0 HU ve yoğun kemikler 2000 HU olarak temsil edilir. DICOM dosyaları içindeki ham piksel verilerinden HU değerlerini elde etmek için “Hounsfield birimi = Ham piksel verileri * Ölçeklendirme eğimi + Ölçeklendirme kesişimi” denklemi kullanılabilir (22).

Ham piksel verileri Hounsfield birimlerine dönüştükten sonra pencereleme uygulanır. Pencereleme BT görüntülerinde belirli dokuların kontrastını vurgulamak ve geliştirmek için bir eşleme tekniğidir (23). Pencereyi tanımlamak için pencere seviyesi (Window Level - WL) ve pencere genişliği (Window Width - WW) olmak üzere iki parametre vardır. Pencere seviyesi pencerenin merkezini temsil eder ve pencere genişliği pencerenin aralığını belirler. Pencere “Pencere = (WL-WW/2, WL+WW/2)” denklemiyle hesaplanır.

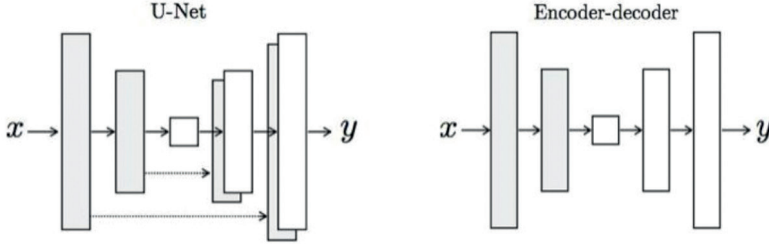
Akciğer bölgesi içinde bulunan pulmoner vasküler yapılar uygun bir pencere ile ön plana çıkarılabilir. Akciğer pencereleme parametreleri radyologlar tarafından WL = -400 HU ve WW = 1500 HU olarak tanımlanır; bunlar akciğer dokularını, yumuşak dokuları, yağları ve kanı içerir, ancak kemikleri içermez. Aynı görüntü üzerinde farklı pencereler uygulandığında uygulanabilir. Pencerelemeden sonraki adım yeniden örneklemedir. BT taraması sırasında x-ışını dalgalarından gelen uzamsal bilgiler BT görüntülerine piksel verileri olarak kodlanır. Kodlama teknikleri BT cihazları arasında değiştiği için piksel aralıkları da değişmektedir. Yeniden örnekleme, ara değer hesabı kullanarak piksel aralığını veri setindeki tüm görüntüler için sabit bir değere standardize etmek için kullanılır. Yeniden örneklemeden sonraki son ön işleme adımı görüntü geliştirme adımıdır. Görüntünün kontrastını artırmak için histogram eşitleme

(CLACHE) uygulanır (24,25). Standart histogram eşitleme görüntünün global kontrastını kullanırken, CLACHE küçük bloklar kullanır ve tüm bloklar için ayrı ayrı histogram eşitleme uygular. CLACHE, BT görüntülerinin renk dağılım seviyesini iyileştirir ve test sırasında derin öğrenme modelinin doğruluğunu artırır. Gerçekleştirilen ön işleme aşamaları öncesine ve sonrasına ait örnek görüntüler Resim 1’de gösterilmektedir.



Resim 1: Önişleme öncesinde ve sonrasında akciğerlerin görünümü

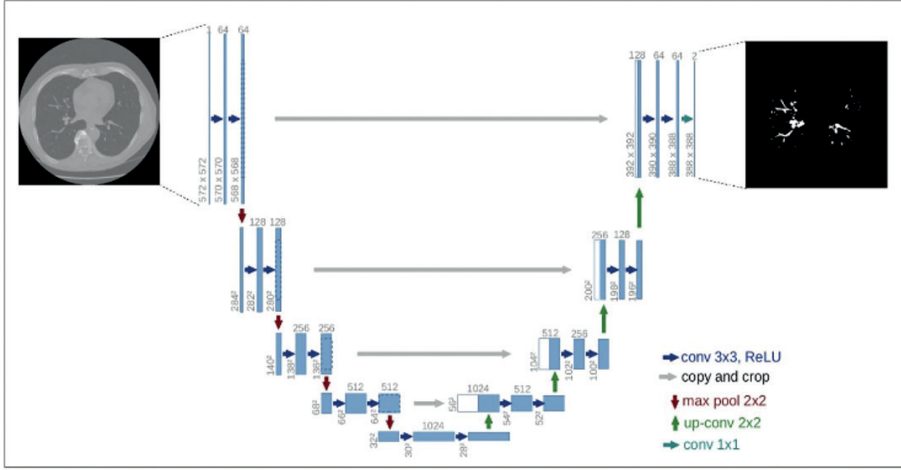
Ön işleme adımları tamamlandıktan sonra önceden işlenmiş BT görüntüleri pulmoner damarların anlamsal bölümlenmesi için kullanılmaya hazırdır. Derin öğrenme mimarisi aşamasında U-Net evrişimli ağları seçilebilir. U-Net tıbbi görüntü bölütlemesi için küçük veri kümeleriyle iyi performans göstermek üzere tasarlanmış evrişimli bir ağıdır. U-Net mimarisi kodlayıcı-kod çözücü ağlarından esinlenerek tasarlanmıştır. U-Net ve saf kodlayıcı-kod çözücüler evrişim, maksimum örnekleme ve ters evrişim katmanlarına sahip olsa da U-Net standart katmanlara ek olarak atlama bağlantılarına sahiptir. Atlama bağlantıları olmadan kodlayıcı ve kod çözücü iki ayrı ağ olarak ifade edilebilir. Kodlayıcı giriş örneklerini alır ve bunları daha küçük ancak verilerin yoğun olduğu bir sürümle başka bir uzayda tanımlar. Kod çözücü bu uzaydan gelen girdileri kabul eder ve bunları istenen görüntü boyutuna eşler. Çıkış uzayları aynı olmadığından dolayı kodlayıcı ve kod çözücü ayrı ayrı kullanılabilirler (26). Bununla birlikte U-Net’in çıktısı atlama bağlantılarıyla bir ara uzaya değil, doğrudan girdi kümesiyle ilişkilidir. Böylece kodlama işlemi sırasında veri kaybolmaz ve kod çözücüye taşınır. Bu da damarların yerlerinin saptanmasını geliştirir. U-Net mimarisi ve kodlayıcı-kod çözücü mimarisi Şekil 1’de belirtilmiştir.



Şekil 1: U-Net mimarisi ve kodlayıcı-kod çözücü mimarisi

U-Net'in uygulanması kodlayıcı ile başlar. Kodlayıcının ilk katmanı giriş katmanıdır ve herhangi bir yükseklik ve genişliğe sahip tek kanallı gri ölçekli görüntüleri kabul eder. Veri kümesi sabit 512x512 görüntülerle oluşturulmuş olsa da sabit olmayan bir girdi boyutu gelecekteki çalışmalar için derin ağıın ölçeğini küçültmeye veya büyütmeye yardımcı olur. Giriş katmanını 3x3 filtre boyutuna ve 1 adım kaydırmaya sahip iki ardışık evrişimli katman izler. Tek bir 5x5 katman kullanmak yerine iki ardışık evrişimli katman kullanılması-nın nedeni, iki ardışık 3x3 evrişimli katmanın tek bir 5x5 katmanla neredeyse aynı şekilde davranmasıdır ve daha küçük filtre boyutları nedeniyle daha hızlı çalışırlar. Bu nedenlerden dolayı, ağıın geri kalanı için 3x3 çekirdekli evrişimli katmanlar kullanılır.

Kodlayıcı özellik haritalarını oluşturduktan sonra kod çözücü tarafından orijinal görüntü boyutuna eşitlenirler. Kod çözücünün üç tür katmanı vardır: devrik evrişim, evrişim ve bağlama katmanlarıdır. Özellik haritalarını istenen görüntü boyutuna yükseltmek için kod çözücü sırasında devrik evrişim katmanları kullanılır. Devrik evrişim katmanları, geleneksel sık örnekleme yöntemlerinin sahip olmadığı durumlarda yukarı örnekleme için eğitilebilir parametreler içerir. Devrik evrişim katmanlarını birleştirme katmanları takip eder. Birleştirme katmanları, sıraları değiştirilmiş katmanların çıktı özellik haritalarını birleştirir ve bağlantıları atlar. Bu işlem, ağıın alt örneklemeden önce hem çıkarılan özellikleri hem de uzamsal bilgileri öğrenmesine yardımcı olur. Devrik evrişim ve birleştirme katmanlarını kodlayıcı bölümünde tartışıldığı gibi evrişim katmanları izler fakat tek istisna son çıktı katmanıdır. Çıktı katmanında, bir pikselin bir damarın parçası olma olasılıklarını sağlamak için sigmoid aktivasyon fonksiyonuyla birlikte 1x1 filtreye sahip bir evrişimli katman kullanılır. Uygulanan U-Net mimarisi 31.031.685 ağırlık parametresini içermektedir (Şekil2).



Şekil 2: U-Net minarisi

U-Net kullanılarak 3 boyutlu pulmoner vasküler yapı elde edilebilir. Ancak, veriler iskelet olarak değil hacimler olarak saklandığından KDH'nin sınıflandırılması için 3D vasküler yapı tek başına yeterli değildir. Sınıflandırmayı gerçekleştirmek için üç adım uygulanabilir. Üç boyutlu vasküler yapıların iskeletleştirilmesi ilk adımdır. İskeletleştirme, bölge bazlı verileri içeren uzayda 3D yapıları çizgilere dönüştüren bir tekniktir. Öngörülen yapıda dallar veri toplama uygun olmayan bölgeler olarak kaydedilir. Ancak iskeletleştirilmiş yapıda dallar grafik olarak ifade edilebilmekte ve grafiklerden dal uzunlukları, toplam dal miktarları ve maksimum dal seviyeleri gibi morfolojik bilgiler elde edilebilmektedir. Verilen üç boyutlu bir görüntünün iskeletleştirilmesi için inceltme işlemi kullanılır. İnceltme tüm üç boyutlu görüntü boyunca birçok kez geçer ve her üç boyutlu nesnenin merkezini bulur. İkinci adım ise iskeleti analiz etmektir. Her ne kadar iskeletleştirilmiş üç boyutlu görüntüler, uzayda çizge olarak ifade edilebilse de bu çizgeler bağlantılı çizgeler değildir. Bu da tüm düğümlerinin bağlı olmadığı ve bazı bölünmüş alt-çizgeler olabileceği anlamına gelir. İnsan vücudu iki akciğerden oluştuğu ve birbirlerine bağlı olmadıkları için iki alt çizge alınmaktadır ve sınıflandırma için özelliklerinin ayrı ayrı incelenmesi gerekmektedir. Alt çizgeleri oluşturmak ve temel bilgileri sağlamak için Skan kütüphanesi kullanılabilir. Skan kütüphanesi önce tüm alt çizgeleri bulur ve ardından ağırlıksız çizgenin kenarlarını kaydeder. Üçüncü adım, KDH'nin karakterizasyonudur. İkinci adımdan itibaren kenarlar elde edildikten sonra Genişlik Öncelikli Arama ve Derinlik Öncelikli Arama gibi algoritmalar ile çizgeleri kenarları kullanılarak toplam düğüm miktarları, dal mesafeleri, dal

seviyeleri, koordinatlar ve öklid mesafeleri hesaplanır. Daha sonra bu parametreler Random Forest gibi sınıflandırıcılar ile KDH sınıflandırması üzerindeki etkilerini analiz etmek için karar ağaçları ile birlikte kullanılır.

SONUÇ

Görüntü işleme teknolojilerinde meydana gelen ilerlemelerin ışığında yapay zeka uygulamaları tıbbın farklı alanlarında kendine yer bulmuştur. Prenatal hastalıklar doğum öncesinde tanı konulabilirliğinin artması ile iki farklı disiplin bir arada etkin bir sorumluluk üstlenmektedir.

KAYNAKLAR

1. Schittny JC. Development of the lung. Cell and Tissue Research. 2017.
2. Harding R, Hooper SB. Regulation of lung expansion and lung growth before birth. Journal of Applied Physiology. 1996.
3. Aydin E, Lim F-Y, Kingma P, Haberman B, Rymeski B, Burns P, et al. Congenital diaphragmatic hernia: the good, the bad, and the tough. Pediatr Surg Int. 2019;
4. Ameis D, Khoshgoo N, Keijzer R. Abnormal lung development in congenital diaphragmatic hernia. Semin Pediatr Surg. 2017;
5. Degenhardt K, Wright AC, Horng D, Padmanabhan A, Epstein JA. Rapid 3D phenotyping of cardiovascular development in mouse embryos by micro-CT with iodine staining. Circ Cardiovasc Imaging. 2010 May;3(3):314–22.
6. Aydin E, Levy B, Oria M, Nachabe H, Lim F-Y, Peiro JL. Optimization of Pulmonary Vascularity Tridimensional Phenotyping in The Rat Fetus. Sci Rep. 2019;
7. Zhang C, Sun M, Wei Y, Zhang H, Xie S, Liu T. Automatic segmentation of arterial tree from 3D computed tomographic pulmonary angiography (CTPA) scans. Comput Assist Surg. 2019;
8. Chen LC, Papandreou G, Kokkinos I, Murphy K, Yuille AL. DeepLab: Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets, Atrous Convolution, and Fully Connected CRFs. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell. 2018;
9. Krishna R, Zhu Y, Groth O, Johnson J, Hata K, Kravitz J, et al. Visual Genome: Connecting Language and Vision Using Crowdsourced Dense Image Annotations. Int J Comput Vis. 2017;
10. Carleo G, Troyer M. Solving the quantum many-body problem with artificial neural networks. Science (80-). 2017;
11. Saied A, Overill RE, Radzik T. Detection of known and unknown DDoS attacks using Artificial Neural Networks. Neurocomputing. 2016;
12. Last G, Ziesche S. On the Ornstein-Zernike equation for stationary cluster processes and the random connection model. Adv Appl Probab. 2017;
13. Larrère C. Responsibility in a Global Context: Climate Change, Complexity, and the “Social Connection Model of Responsibility.” J Soc Philos. 2018;
14. Sullivan A, Bers MU. Robotics in the early childhood classroom: learning outcomes from an 8-week robotics curriculum in pre-kindergarten through second grade. Int J Technol Des Educ. 2016;
15. Memon NA, Mirza AM, Gilani S a M. Segmentation of Lungs from CT Scan Images for Early Diagnosis of Lung Cancer. World Acad Sci Eng Technol. 2008;20(January):1050–5.
16. Fetita C, Brillet P-Y, Prêteux FJ. Morpho-geometrical approach for 3D segmentation of pulmonary vascular tree in multi-slice CT. In: Medical Imaging 2009: Image Processing. 2009.

17. Orkisz M, Hernández Hoyos M, Pérez Romanello V, Pérez Romanello C, Prieto JC, Revol-Muller C. Segmentation of the pulmonary vascular trees in 3D CT images using variational region-growing. IRBM. 2014;
18. Fabijańska A. Segmentation of pulmonary vascular tree from 3D CT thorax scans. Biocybern Biomed Eng. 2015;
19. Zhai Z, Staring M, Stoel BC. Lung vessel segmentation in CT images using graph-cuts. In: Medical Imaging 2016: Image Processing. 2016.
20. Khanna A, Londhe ND, Gupta S. Detection of pulmonary vessels in 3D lung CT using improved Graph Cut. In: 2018 5th International Conference on Signal Processing and Integrated Networks, SPIN 2018. 2018.
21. Moccia S, De Momi E, El Hadji S, Mattos LS. Blood vessel segmentation algorithms — Review of methods, datasets and evaluation metrics. Computer Methods and Programs in Biomedicine. 2018.
22. Phan AC, Nguyen TMN, Phan TC. Detection and classification of brain hemorrhage based on hounsfield values and convolution neural network technique. In: RIVF 2019 - Proceedings: 2019 IEEE-RIVF International Conference on Computing and Communication Technologies. 2019.
23. Xue Z, Antani S, Long LR, Demner-Fushman D, Thoma GR. Window classification of brain CT images in biomedical articles. AMIA Annu Symp Proc. 2012;
24. Pizer SM, Johnston RE, Erickson JP, Yankaskas BC, Muller KE. Contrast-limited adaptive histogram equalization: Speed and effectiveness. In: Proceedings of the First Conference on Visualization in Biomedical Computing. 1990.
25. Valente IRS, Cortez PC, Neto EC, Soares JM, de Albuquerque VHC, Tavares JMRS. Automatic 3D pulmonary nodule detection in CT images: A survey. Computer Methods and Programs in Biomedicine. 2016.
26. Schlegl T, Seeböck P, Waldstein SM, Langs G, Schmidt-Erfurth U. f-AnoGAN: Fast unsupervised anomaly detection with generative adversarial networks. Med Image Anal. 2019;