

Bilgisayarlı Tomografi ile Akciğer Kanseri Tanısında Yapay Sinir Ağları Uygulaması

Özet

Akciğer kanseri CT tanılarında, iyi huylu ve kötü huylu pulmoner nodüllerin ayırt edilmesinde radyologlara yardımcı olmak üzere Yapay sinir ağlarına (YSA) dayalı bilgisayar destekli tanı düzeni geliştirmesidir. Pulmoner nodüller 117 CT görüntüsü (58 iyi huylu ve 59 kötü huylu) ile analiz edilmiştir. Her durumda 21 CT radyolojik özellik özenle seçilip, üç deneyimli radyolog tarafından ölçülmüştür. 21 özellik ve 5 klinik parametre YSA giriş verileri olarak kullanılmıştır. YSA sonucu ROC eğrisi analizi ile lojistik regresyon sonuçları ile karşılaştırılmıştır. YSA, eğitim grubu ve test grubunun tüm örnekleri arasında lojistik regresyon tanısal doğruluğu % 96.6 ve % 84.6 olarak belirlenmiştir. YSA, tanısal doğruluk ve CT görüntüleri üzerinde iyi huylu ve kötü huylu pulmoner nodülleri ayırt etmek için radyologlara yardımcı olma potansiyeline sahiptir.

1. Giriş

Akciğer kanseri en yaygın kanserlerden birisidir. Dünyada, her yıl bir milyondan fazla insan akciğer kanseri nedeniyle ölmektedir. Çin’de, özellikle kentsel nüfusta, kanserler arasında ilk sıraya yükselmiştir. Akciğer kanserinin seyri kötüdür ve diğer organlara sıçraması hızlı gerçekleşir. Beş yıllık genel yaşama oranı %5-%10 arasındadır. Erken teşhis ve erken tanı yaşama oranını önemli ölçüde artırmaktadır. Şimdilik, akciğer kanseri tanısında üç ana yöntem vardır: biyokimyasal tanı (seroloji ve immünoloji), görüntüleme tanı ve sitoloji histoloji tanı. Görüntüleme tanı; X-ray görüntüleme, CT (veya BT, bilgisayarlı tomografi), MRI (manyetik rezonans görüntüleme), anjiyografi ve girişimsel radyoloji içerir. CT; akciğer kanseri tanısı için en yaygın olarak kullanılan önemli bir tıbbi görüntüleme yöntemidir. Dijital görüntü işleme; alınan iki boyutlu X-ray görüntüleri serisinin tek bir eksen çevresinde döndürülmesiyle, bir nesne içinde üç boyutlu bir görüntü oluşturmak için kullanılır. Akciğer kanseri tanısında, akciğer grafisi muayenede en önemli kontrollerden biridir. CT, konvansiyonel röntgenden büyük ölçüde üstündür. Akciğer kanseri ana tanı yöntemlerinden, minyatür floroskopi veya konvansiyonel akciğer grafisi birkaç küçük kanseri gösterdiği için önerilmekteydi. CT, akciğer kanseri için kitle taramasında daha doğru ve erken teşhis sağladı ve gelecekteki sağlık planlarına dikkat çekti. CT görüntülerinde belirtilerin karmaşıklığı azaltmasına rağmen, çapı 3 cm’den küçük pulmoner nodül tanısında radyologlar için doğru bir tanı koymak kolay değildir. CT görüntülerinde iyi huylu veya kötü huylu pulmoner nodülleri ayırt etmek radyologların bilgi ve deneyimine bağlıdır. Bazen öznellik ve rastgelelik, teşhislerin sınıflara ayrılması ve tanının koyulmasında kritik bir sorun oluşturmaktadır. Yapay zeka bilgisayar destekli bir tanı sistemi oluşturmak mümkün olduğunda, radyologlara yardımcı olarak yanlış tanıları önlenabilir ve akciğer CT tanısal değerleri artırılabilir. Böyle bir sistem kurmak bir problem çözme anahtarıdır.

Yapay sinir ağları (YSA); insan beyninin anlama ve akıl kullanma mekanizmasını temel alan, doğrusal olmayan (nonlinear) bir yapısal bilgi işleme sistemidir. Bilgi bilimi ve bilgisayar bilimlerinin çaprazlanmasıyla oluşan bu sinir bilim entegrasyonu son yıllarda hızlı bir gelişme içerisinde. Bu, biyolojik sinir ağı yapısı fonksiyonu olarak bilgi işlem sistemlerinin simülasyonu ve basitleştirilmesidir. Yapay sinir ağları; paralel işleme, dağıtılmış bilgi depolama kapasitesi, iyi

uyum yeteneđi, güçlü kendi kendini organize etmeyi öğrenme ve hata tolerans fonksiyonuna sahiptir. Günümüzde yapay sinir ađları yaygın olarak, finans, ticaret, bilgi, sađlık ve diđer alanlarda kullanılmaktadır. YSA; X-ray, CT, MRI ve ultrasonda da kullanılarak tanı koymaya yardımcı olmaktadır. Hensehke, iyi ve kötü huylu nodülleri ayırt etmekte YSA'nın yararlıđını görmek için, çapı 3 cm'den küçük 28 pulmoner nodül (14 benign -iyi huylu- ve 14 malign -kötü huylu-) ile uygulama yapmıştır. Nodüller, radyologlar tarafından, birbirine çok benzer şekilde tespit edilmiştir. İstatiksel-birden fazla nesne algılama ve konumlandırma sistemiyle geliştirilen YSA tekniđiyle, otomatik hedef tanıma 3 iyi huylu nodülü dođru şekilde tespit etmiştir. CT görüntüleri için özel teknik ek optimizasyonlarla performans arttırılabilir. Matsuki Y; 3 cm'den küçük nodüller ve yedi klinik parametre ve on altı radyolojik bulgu temelinde iyi ve kötü huylu nodülleri ayırt etmek için yapay sinir ađları kullanarak 155 durum seçmiştir. Yapay sinir ađları, yüksek çözünürlüklü CT'lerde iyi ve kötü huylu pulmoner nodülleri ayırt eden radyologların tanısal dođruluđunu arttırabilir. Bu uygulama akciđer grafisi için de tanısal dođruluđun artmasını sađlayabilir. Yapar sinir ađları, yurtdışında göđüs CT'si için başarıyla tanı uygulamıştır. Akciđer kanseri CT tanısı için yapılan yapay sinir ađları uygulamaları da, akciđer kanserinin tanısal dođruluđunu geliştirmek için potansiyele sahiptir. Bu yazıda, yirmi bir CT radyolojik özelliđi ve beş klinik parametre dikkatli bir şekilde seçilmiş ve akciđer kanseri teşhisinde YSA modeli destekli tanı düzeni geliştirilmiştir.

2. Materyaller ve Metotlar

2.1. Materyaller

Bu çalışmada kullanılan 117 CT görüntüsü (58 iyi huylu ve 59 kötü huylu nodül), Mart 2005-Haziran 2006 tarihleri arasında First Affiliated Hospital of Zhengzhou University'den seçilmiştir. Son tanılar patolojik inceleme ile belirlenmiştir. Benign akciđer lezyonu olan 58 hasta 37 erkek (yaş aralıđı: 13-84) ve 21 kadın (yaş aralıđı: 51.9, 20.1), tüberküloz (n=24), iltihabi lezyonlar (n=25) ve dahil diđer durumlarda (n=9) verileri elde edilmiştir. Malign akciđer lezyonu olan 59 hasta 44 erkek (yaş aralıđı: 30-81) ve 15 kadın (yaş aralıđı: 60.1,12.7), küçük hücreli akciđer kanseri (n=11) ve küçük hücreli dışı akciđer dahil kanseri (19 adenokarsinom, 25 skuamöz hücreli karsinom ve 4 diđer durumlarda) verileri elde edilmiştir.

CT, GE Hispeed Advantage RP22 Helix (America) tarafından yapılmıştır. İlk olarak, tüm akciđer (120kV, 160mA) rutin taraması 10 mm/saniye tablo hızı ve 5-10 mm kolimasyon ile sarmal mod kullanılarak gerçekleştirildi. Görüntülerin sabit ayarları (akciđer pencere merkezi: -650 ile -700 H; akciđer pencere genişliđi: 1.500-1.600 H; mediasten pencere merkezi: 35-50 H; mediasten pencere genişliđi, 300-360 H) yazdırıldı. Tüm hastaların taramaları yatay pozisyonda yapıldı.

Beş klinik parametre; hastanın yaşı, cinsiyeti, sigara kullanma durumu, ailesindeki malignite geçmişı ve kilo kaybı olarak belirlendi. WHO'a (World Health Organization, DSÖ) göre sigara içicisi; bir yıldan fazla süredir sigara içen kimse olarak tanımlanır. 0; sigara içmeyen kişı için giriş parametresi olarak tanımlandı. Maruz kalınan sigara miktarına (bir gündeki sigara dumanı miktarı x içilen günler) göre giriş parametreleri tanımlandı. Ebeveynlerde kötü huylu timör hastalığının olması aile geçmişinde kanser olarak tanımlandı. Tarih kayıtlarındaki vakalara göre önemli ölçüde kilo kaybı yaşanmadı.

Pulmoner nodüllerin yirmi bir öznel radyolojik özelliđi nicelik olarak kaydedildi. Bunlar; nodülün boyutu (uzunluk x genişlik cm), yoğunluđu (0-10 puan arasında), sigara içiştteki marjinal

düzensizlik oranı (0-10 puan arasında), nodüllerdeki hyal-değişim yüzdesi, nodüllerdeki hava boşluğu yüzdesi, değişen spiküle uzanımlar (0-10 arasında), damar çentiği, lobülasyon, spinöz işleme, plevra içbükeylik, plevra işgali, mediastinal kayma, mediastina işgali, mediastinal lenf nodu değişimi, amfizem, metastaz, kalsifikasyona sahip olma (0-1), trakea stenozu (0-2 arasında değişim), üçe eşit veya üçten fazla uydusu olması (0-3 arasında), akciğerdeki pulmoner atelektazi (0-3 puan arasında) ve plevral efüzyon olup/olmaması. Her görüntü kontrastı skorlandığında kaynak olarak CT görüntüleri için 0,5,10 değerleri seçilmiştir.

Üç radyolog, rastgele seçilen 73 CT görüntüsünün her birine puanlar verdi. Bu görüntüleme sonucu 35 iyi huylu, 38 kötü huylu timör belirlendi. Diğer 44 görüntü, test seti olmak üzere tasarlandı. Test seti için tanılar, 3 radyolog tarafından konuldu. Giriş verilerinin yapay sinir ağı Sigmoid fonksiyonuyla tutarlı olması için, aşağıdaki formül kullanılarak giriş parametrelerine doğrusal dönüşüm ve normalizasyon uygulandı:

$$y=(x-\text{MinValue})/(\text{MaxValue}-\text{MinValue})$$

x önceki dönüşüm değeri, y sonraki dönüşüm değeri, MinValue minimum değer ve MaxValue maksimum değerdir. Dönüşüm sonrası giriş parametrelerinin dağıtımı [0,1] arasındadır.

2.2. Yapay Sinir Ağı

Back-propagation (geriye yayılım) algoritması ile üç katmanlı, ileri besleme yapay sinir ağı kullanılmıştır. Temel yapı olarak; 26 giriş, 6 gizli ve 1 çıkış katmanı içermektedir. Giriş verileri; 5 giriş parametresi ve 21 radyolojik özellik olarak belirlenirken, gizli katman sayısı deneysel olarak kabul edilmiştir. YSA eğitimi ve testi Sigmoid dönüşüm fonksiyonu kullanılarak yapılmıştır. Öğrenme katsayısı 0.7, momentum katsayısı 0.95, beklenen hata 0.00001 ve 10 defada maksimum round robin (eşit süreli kullanım algoritması) 1000 olarak görüntülenmiştir. Çıkış değeri için, hastanın akciğer kanseri veya iyi huylu timöre sahip olması 0 ve 1 aralığında skorlandırılmıştır. 0.5'ten büyük ve eşit olması akciğer kanseri, 0.5'ten küçük olması ise benign olduğu anlamına gelir.

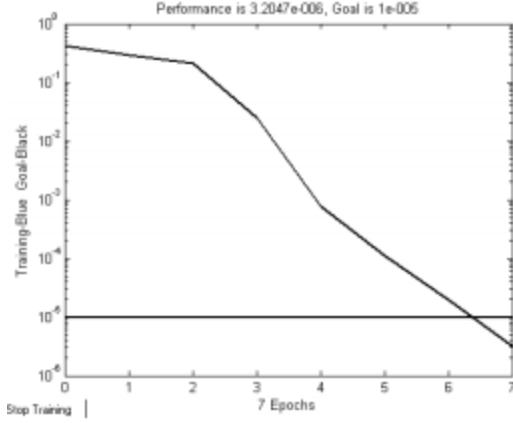
2.3. Veri Analizi

Sonuç olarak; SAS 9.13'e göre, çok faktörlü lojistik regresyon analizi sonuçları ile BP ağı kullanan test seti ve eğitim seti karşılaştırıldı. Receiver operating characteristic (ROC) eğrisi kullanan radyologların kör teşhisi ile beklenti seti sonuçları karşılaştırıldı. Test düzeyi 0.05 oldu.

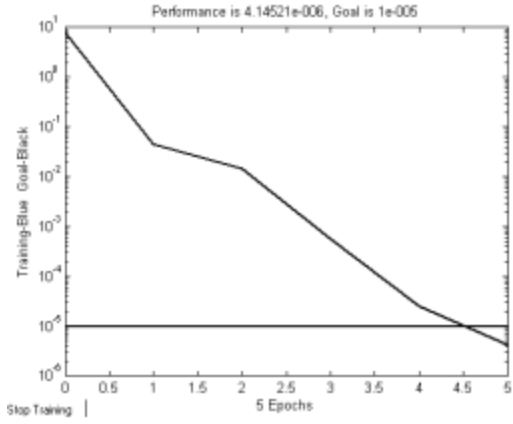
3. Sonuçlar

3.1. YSA Eğitim ve Simulasyon Sonuçları

Birçok eğitimde, gizli katman sayısı deneysel olarak 5 veya 6 tane seçildi. 5 ve 6 arasındaki hata değerleri çok farklı değildi. Gizli katman sayısı 5 olarak seçildiğinde hata oranı azalmış olmasına rağmen 7 epoch yapılması gerekti. 6 olarak seçildiğinde ise, sadece 5 epoch yapılması yeterli oldu. Resim 1 ve Resim 2'de eğitim verileri için eğriler gösterilmektedir.



Resim 1: 5 gizli katmanlı eğitim verisi eğrisi

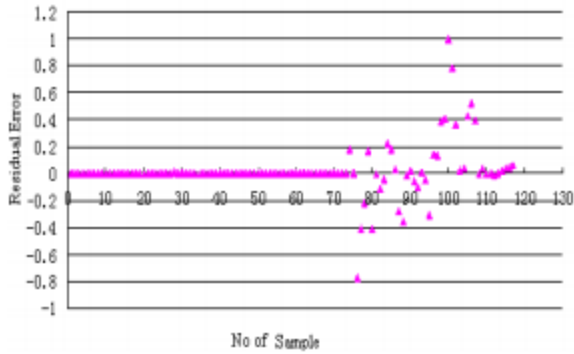


Resim 2: 6 gizli katmanlı eğitim verisi eğrisi

3.2. Eğitim Seti ve Test Seti Sonuçları

6 gizli katmanlı, 5 epoch'luk eğitim ve test seti için hatalar aşağıda gösterilmektedir.

0.5'ten büyük veya eşit değer akciğer kanseri, 0.5'ten küçük değer ise iyi huylu hastalık olarak tanımlandı. Eğitim setinde back propagation sinir ağının tanısıl doğruluğu %100 (73/73); test setinde tahmini hassasiyeti %85.7 (18/21), belirlilik %95.7 (22/23) ve doğruluk %90.9 (40/44); eğitim ve beklenti setindeki tüm örneklerin tanısıl tahmin doğruluğu %96.6 (113/117); ROC eğrisi altında kalan alan 0.986 (%95 CI: 0.944-0.998) oldu. Tahmini rezidü hatası Resim 3'te gösterilmektedir.



Resim 3: Tahmini rezidü hatası

3.3. Lojistik Regresyon Modeli ve Tahmini Sonuçlar

İlk olarak, her eğitim seti değişkeni için tek faktörlü regresyon gerçekleştirildi. Daha sonra değişkenler saklanarak, yapılan istatistiklerle çoklu faktör aşamalı regresyona taşındı. Çoklu-faktör (multi-factor) aşamalı regresyon sonuçları aşağıdaki gibidir.

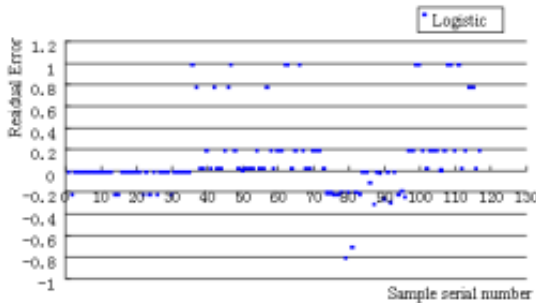
Tablo 1: Multi-factor aşamalı regresyon sonuçları

Variables	β	S.E.	Wald	P	Exp(β)
Smoking history	0.685	0.247	7.691	0.019	1.984
Marginal situation	1.453	0.460	9.984	0.002	4.276
Incisura vasorum	3.845	1.066	12.997	0.000	46.759
Spinous process	4.635	1.113	17.329	0.000	103.028
Pleura concavity	2.587	0.629	16.924	0.000	13.286
Emphysema	-1.968	0.628	9.819	0.002	0.140
Tracheal stenosis	1.580	0.526	9.043	0.003	4.855

Filtrelenen anlamlı değişkenler ve yukarıdaki değerlerle yazılan regresyon denklemi aşağıdaki şekildedir:

$$P = \frac{\exp(8.914 + 0.685x_1 + 1.453x_2 + 3.845x_3 + 4.635x_4 + 2.587x_5 - 1.968x_6 + 1.580x_7)}{1 + \exp(8.914 + 0.685x_1 + 1.453x_2 + 3.845x_3 + 4.635x_4 + 2.587x_5 - 1.968x_6 + 1.580x_7)}$$

Eğitim ve beklenti setlerindeki tüm örnekler için regresyon denklemi kullanıldı. Eğitim seti örnekleri için Lojistik regresyonun tahmini duyarlılığı %76.3 (29/38), belirlilik %100 (35/35), doğruluk %87.7 (64/73); beklenti seti için tahmini duyarlılık %66.7 (14/21), belirlilik %91.3 (21/23), doğruluk %79.5 (35/44); eğitim ve beklenti setindeki tüm örnekler için tahmini doğruluk %84.6 (99/117), ROC eğrisinin altında kalan alan 0.909 (%95 CI: 0.842-0.954) oldu. Tahmini kalan (rezidü) hata ve tanı ROC eğrisi Resim 4'te gösterilmektedir.

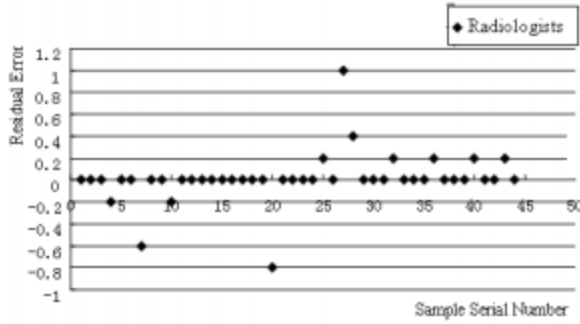


Resim 4: Lojistik regresyon için tüm örneklerin rezidü hataları

3.4. Beklenti Seti için Radyologların Tanı Sonuçları

Radyologların görünmeyen teşhislerdeki beklenti seti tanıları için; duyarlılık %95.2 (20/21), belirlilik %91.3 (21/23), doğruluk % 93.2 (41/44) ve ROC eğrisinin altında kalan alan 0.960 (%95

CI: 0.850-0.995) oldu. Tahmini kalan (rezidü) hata ve tanı ROC eğrisi Resim 5'te gösterilmektedir.



Resim 5: Beklenti seti için radyologların görünmeyen teşhislerinden kalan hatalar

3.5. Lojistik Regresyonların Karşılaştırılması: Radyologlar ve YSA

BP yapay sinir ağında beklenen hedef için 5 iterasyon yapıldı ve sonra eğitim durduruldu. Regresyon denklemini kurmak için yedi değişken seçildi: sigara geçmişi, sınır çizgisi, incisura vasorum (damar ağı), spinöz proses, plevra konkavlık, amfizem ve trakeal stenoz. Bu değişkenlere çok faktörlü lojistik regresyon uygulanarak eğitim seti görüntüleri tarandı. Kullanılan yedi değişken ve lojistik regresyon denklemi ile; eğitim ve beklenti setindeki tüm görüntüler için tahmini değerler elde edildi.

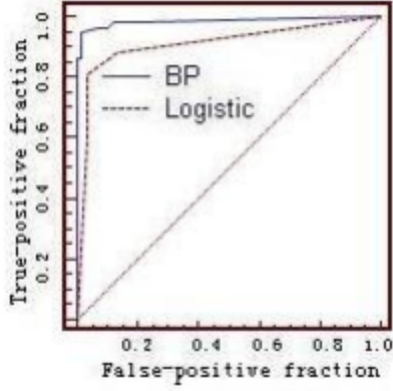
BP yapay sinir ağı ve lojistik regresyon denkleminin tahmini sonuçları Tablo 2'dedir. Resim 6'dan ROC eğrileri gösterilmektedir. Tablo 3, BP için YSA ve radyologların tahmin sonuçlarını göstermektedir. Bu tablo için ROC eğrileri Resim 7'dedir.

Tablo 2: BP ve lojistik için test seti sonuçlarının karşılaştırması

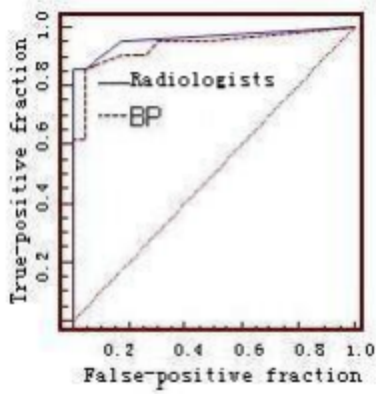
	Final result	BP results		Logistic results	
		malignant	benign	malignant	benign
Training set	malignant	38	0	29	9
	benign	0	35	0	35
Test set	malignant	18	3	14	7
	benign	1	22	2	21
Sensitivity(%)		94.9(56/59)		72.9(43/59)	
Specificity(%)		98.3(57/58)		96.6(56/58)	
Accuracyrating(%)		96.6(113/117)		84.6(99/117)	
A_z		0.986(0.944-0.998)		0.909(0.842-0.954)	

Tablo 3: BP ve radyologlar için test seti sonuçlarının karşılaştırılması

Final result	BP results		Radiologists results	
	Malignant	Benign	Malignant	Benign
Malignant	18	3	20	1
Benign	1	22	2	21
Sensitivity(%)		85.7(18/21)	95.2(20/21)	
Specificity(%)		95.7(22/23)	91.3(21/23)	
Accuracyrating(%)		90.9(40/44)	93.3(41/44)	
A_z		0.933(0.810-0.986)	0.960(0.830-0.995)	



Resim 6: BP ve Lojistik için ROC eğrileri



Resim 7: BP ve Radyologlar için ROC eğrileri

BP-YSA ve Lojistik regresyon denklemi için tüm örneklerin doğruluk oranı %96.6 (113/117) ve %84.6 (99/117); ilgili ROC eğrisinin altında kalan alan $A=0.986$ (%95 CI: 0.944-0.998) ve 0.909 (%95 CI: 0.842-0.954). BP-YSA ve radyologlar için tüm örneklerin doğruluk oranı %90.9 (40/44) ve %93.2 (41/44); ilgili alan $A=0.932$ (%95 CI: 0.810-0.986) ve 0.960 (%95 CI: 0.850-0.995).

4. Tartışma

4.1. Giriş Parametrelerinin Belirlenmesi ve YSA Ayarları

Topolojik yapıdaki veri kodlaması BP ağındaki nöronların giriş-çıkış determinasyonlarıyla ilişkilidir. Giriş katmanı; giriş veri modelinin sınıflandırılma numaralarıyla belirlenir. Çıkış katmanı; giriş verilerini, sonuçta beklenen tanımlanmış ve sınıflandırılmış sayılarla dönüştürerek belirler. Gizli katman; giriş ve çıkış katmanı arasındaki karmaşıklığa bağlıdır, bu yüzden belirlenmesi daha karmaşıktır. Bu çalışmada, gizli katmandaki sinir düğümü sayısı birden fazla yaklaşımla kabul edildi. Düğüm sayısı 5 veya 6 altı olduğunda; 5 düğüm için 6 düğüme göre yakınsama eğrisinin sonuçları daha yavaş ve hatalıydı. Bu sebeple gizli katmanda 6 düğüm olması belirlendi.

Her eğitim devresi tamamlandığında oluşturulan ağırlık öğrenme katsayılarını belirledi. Öğrenme katsayılarındaki büyük değişiklik sistemin dengesizliğine neden olabilirken; değişikliğin küçük olması eğitim süresinin uzamasına ve yakınsama hızının yavaşlamasına yol açabilir. Bu durumda küçük hata değerlerinin, hata yüzeyinin dışına atlamasına ve hata eğilimin küçülmesine

garanti verilemez. Yani normal şartlar altında çalışmalar, sistemin istikrarını sağlamak adına küçük değerler seçme eğilimindedir. Bu çalışmada öğrenme katsayısı 0.7 olarak seçilmiştir.

BP algoritmasında çözüm için ağ ağırlıkları yakınsaması yapılabilir. Ancak bu durum hatanın genel olarak minimum olacağını garanti etmez, en iyi ihtimalle yerel minimum için bir çözüm olacağını gösterir. Bu bağlamda, BP algoritmasını geliştirmek için momentum katsayısının 0.95 civarında olması kabul edilmiştir. Çalışma için $mc=0.95$ değerinin seçilmesi tahmini olarak iyi bir performans göstermiştir.

YSA'nın öğretim seti için kullandığı giriş parametreleri giriş verileriyle yakın ilişkili olmasaydı, YSA modeli sonucu bulmakta zorlanacaktı. Bu modelde, 3 radyolog tarafından seçilen 26 giriş parametresi iyi veya kötü huylu nodüllerle ilişkiliydi.

4.2. Lojistik Regresyon Modeli Kurulması

Yaş, sigara kullanımı gibi sürekli değişkenlerin lojistik regresyonda direkt olarak kullanılması bu modeli kolaylaştırmıştır. 152 bilginin bu şekilde bütün olarak korunması çoğu durumda regresyonu daha ideal yapacaktır. Bununla birlikte bu yöntemde bir takım eksiklikler vardır, parametrelerin pratik anlamı bazen yetince açık değildir. Örneğin; hastanın yaşının oluşturduğu riski tahmin etmek nispi bir değerdir. Sigara içme faktörü baz alındığında, yaş riskinin pratikte pek önemi yoktur. Sürekli değişkenleri dağıtmak ve yapay değişkenleri sınıflandırarak değiştirmek için yaygın olarak kullanılan yöntemde; sürekli değişkenlerle ilerlenir, 1,2...k'ye kadar bağımsız değişken için her aşamada ayrıştırma gerçekleştirilir. Yapay değişkenleri değiştirerek sınıflandırma işlemi paket temelinde yapılabilir. k-tane değişkene uygun olarak k-1 tane paket tanımlanır. Yapay değişken yöntemi için teorik ve makul bir açıklama yapmak mümkündür. Bu yöntem düzenli gruplamaların yanısıra düzensiz grup değişkenleri için de kullanılabilir. Ancak yapay değişkenler çok fazla olduğunda, bazı değişken örneklerinin aşamalarındaki kombinasyonlar artacaktır. Bu, hesaplamada zorluklara (patolojik matris) ve yanlış sonuçlara neden olabilir. Söz konusu özellikler dikkate alındığında Tablo 4'deki durum görülmektedir.

Tablo 4: Ayrık değişkenler ve yollar

Variable names	Discrete ways
Age(year)	1: <40; 2: 40-50K (including 50); 3: 50-60K (including 60); 4: > 60.
Smoking index (the amount smoked in one year)	0: Non-smokers; 1: < 500; 2: 500-1000 (including 500 and 1000); 3: > 1000
Marginal situation	1: ?3; 2: 3-7; 3: ?7
Spinous process	1: ?3; 2: 3-7; 3: ?7
Density	1: ?3; 2: 3-7; 3: ?7
Size(length × width cm)	1: ?7; 2: 7-30; 3: ?20
Airspace	0: No; 1: ?3; 2: 3-7; 3: ?7
Hyal-change	0: No; 1: ?3; 2: 3-7; 3: ?7

Ayrıştırma sonrası her bir parametre için açıklama yapmak mümkündür. Örneğin yaş faktörüne bağlı risk için; yaş ortalaması arttıkça risk artmaktadır.

Bu çalışmada; bağımsız değişkenler dağıtılmazken, ayrıştırma ve bağlantı kurma etkileri temelde aynıydı.

4.3. Lojistik Regresyon Modeli ve YSA Karşılaştırılması

Lojistik regresyon, kullanılan bir istatistiksel yöntem olduğundan model ve parametreleri açıklamak kolaydır. Ancak lineer kombinasyon kullanılan parametreleri işlemek yerine lineer olmayan ağı yapılar için bu modeli kullanmak uygun değildir. YSA'nın öğrenme ve hafızaya sahip

olması, ilişkilendirme ve diğer fonksiyonlarının Lojistik regresyona göre daha güçlü olması; onu biyomedikal analizler için fenomen konumuna getirdi. Bazı bilim adamları tıp dışındaki konular için de YSA ve Lojistik regresyonu karşılaştırdıklarında, YSA'nın daha iyi olduğunu doğruladı. Song JH, süt bezlerinde ultason kullanarak yaptığı medikal görüntüleme tanılarında iyi ve kötü huylu nodülleri bulmak için YSA ve Lojistik regresyon kullandı. YSA'nın belirliliği ve doğruluğu Lojistik regresyondan %95 daha yüksekti. BP için yapılan tüm karşılaştırmalar, YSA'nın Lojistik regresyona göre daha iyi olduğunu ortaya koymuştur. Benzer şekilde, CT için de YSA'nın daha güvenilir olduğu doğrulanmıştır.

4.4. Beklenti Seti için YSA ve Radyologların Tanısal Karşılaştırılması

Akciğer kanserinde CT destekli araçlardan biri olarak, YSA'nın potansiyel uygulama değeri vardır. Bazı araştırmalar radyologların teşhislerinin önemli ölçüde YSA yardımıyla iyileştirildiğini göstermektedir.

Günümüzde YSA doktorların yerini almasa da, tanılarda yardımcı olduğu genel olarak kabul edilmiştir. Pek çok araştırma, radyologların tanılarını YSA yardımı ile doğruladığını belirtmektedir. Bu sebeple bilgisayar destekli tasarımda YSA kullanımı oldukça olumlu bulunmuştur. Sonuçlarımız; BP için kullanılan YSA'da beklenti setinin, radyologların beklentisine göre daha düşük olduğunu gösterdi. Ancak ROC eğrisinin altında kalan alan ($A = 0,568$) istatistiksel olarak anlamlı olmadığından, YSA'nın radyologlardan daha kötü olduğunu söylemek yetersizlik olur. Bazı bilim adamlarının göğüs tanısındaki beklentilerinin bilinmediği düşünüldüğünde, YSA'nın radyologlara tanılar için yardımcı olma potansiyeli vardır.