



T.C.

**BATMAN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**AKUT İNMEDE SEGMENTASYON VE
HACİM HESABI**

Muhammed Fatih AKIL

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

**Haziran-2020
BATMAN
Her Hakkı Saklıdır**

TEZ KABUL VE ONAYI

Muhammed Fatih AKIL tarafından hazırlanan “Akut inmede segmentasyon ve hacim hesabı” adlı tez çalışması .../.../... tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği / oy çokluğu ile Batman Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı’nda YÜKSEK LİSANS/DOKTÖRA-TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

İmza

Başkan

Dr. Öğr. Üyesi Yılmaz KAYA

.....

Danışman

Doç. Dr. Ömer Faruk ERTUĞRUL

.....

Üye

Dr. Öğr. Üyesi Emrullah ACAR

.....

Yukarıdaki sonucu onaylarım.

Prof. Dr. Şahnaz TİĞREK
FBE Müdürü

TEZ BİLDİRİMİ

Bu tezdeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edildiğini ve tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

DECLARATION PAGE

I hereby declare that all information in this document has been obtained and presented in accordance with academic rules and ethical conduct. I also declare that, as required by these rules and conduct, I have fully cited and referenced all material and results that are not original to this work.

İmza

Muhammed Fatih AKIL

Tarih:

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

AKUT İNMEDE SEGMENTASYON VE HACİM HESABI

Muhammed Fatih AKIL

**Batman Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı**

Danışman: Doc. Dr. Ömer Faruk ERTUĞRUL

2020, 46 Sayfa

Jüri

Danışman Doç. Dr. Ömer Faruk ERTUĞRUL

Diğer Üye: Dr Öğr Üyesi Yılmaz KAYA

Diğer Üye: Dr Öğr Üyesi Emrullah ACAR

İnme önemli bir sağlık sorunudur ve inme tedavisinde en yaygın görüntüleme yöntemi manyetik rezonanstır (MR). Difüzyon ağırlıklı görüntüleme (DWI) ve perfüzyon ağırlıklı görüntüleme (PWI) hızla akut inme tedavisinin ana parçaları haline gelmektedir. Bu çalışmada, akut inme hastalarının beyin hasarlı hacmi ve hasar görmesi muhtemel hacmi MR görüntüleri üzerinden matematiksel yöntemle ve doku yöntemleri ile hesaplanmıştır. Bu çalışmada, öznelik çıkarma için Gri Seviye Eş-oluşum Matrisi (GLCM), Gabor ve Laws Doku Enerji Ölçüsü (LTEM) doku yöntemleri kullanılmıştır. Çıkarılan öznelikler, sırasıyla beyin ne kadar hasar gördüğünü ve beyin ne kadar zarar görebileceğini bilgisini veren DWI ve PWI hacimlerini tahmin etmek için kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar matematiksel model ve literatür ile karşılaştırıldı.

Anahtar Kelimeler: : Difüzyon Ağırlıklı Görüntüleme (DWI); Perfüzyon Ağırlıklı Görüntüleme (PWI); Doku; Gri Seviye Eşoluşum Matrisi (GLCM), Gabor ve Laws Doku Enerji Ölçümü (LTEM)

ABSTRACT

MS THESIS

SEGMENTATION AND VOLUME CALCULATION IN ACUTE STROKE

Muhammed Fatih AKIL

**THE GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCE OF
BATMAN UNIVERSITY**

**THE DEGREE OF MASTER OF SCIENCE
IN ELECTRICAL ELECTRONICS ENGINEERING**

Advisor: Assoc. Prof. Dr. Ömer Faruk ERTUĞRUL

2020, 46 Pages

Jury

Advisor Assoc. Prof. Dr. Ömer Faruk ERTUĞRUL

Other Member: Asst.Prof.Dr. Yılmaz KAYA

Other Member: Asst.Prof.Dr. Emrullah ACAR

Stroke is a major health problem and the most common imaging method in stroke therapy is magnetic resonance (MR). The diffusion weighted imaging (DWI) and perfusion-weighted imaging (PWI) are quickly becoming the main parts of acute stroke therapy. In this study, the MR images of acute stroke patients, which gives the damaged volume of the brain and the potential volume to be damaged, were calculated by a mathematical method and estimated by texture methods. In this study, the texture methods, which are Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM), Gabor, and Laws Texture Energy Measure (LTEM) have been used for feature extraction. Extracted features were employed to estimate DWI and PWI volumes that give how much brain was damaged, and how much brain could be damaged, respectively. Obtained results were compared with the mathematical model and the literature.

Keywords: Diffusion Weight Imaging (DWI); Perfusion-Weighted Imaging (PWI); Texture; Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM), Gabor, And Laws Texture Energy Measure (LTEM)

ÖNSÖZ

Bu çalışma da akut inme hastalarının MR görüntüleri üzerinden hasar görmüş bölge hacmini ve hasta tedavi edilmezse muhtemel hasar görebilecek bölge hacminin tahminlemesi yapılmıştır.

Tez çalışmamda planlanmasında, araştırılmasında, yürütülmesinde ve oluşumunda ilgi ve desteğini esirgemeyen, engin bilgi ve tecrübelerinden yararlandığım, yönlendirme ve bilgilendirmeleriyle çalışmamı bilimsel temeller ışığında şekillendiren sayın hocam Doç. Dr. Ömer Faruk ERTUĞRUL'a, inme hastaları ile ilgili değerli bilgilerini paylaştığı ve hastalara ait verileri sağladığı için sayın ağabeyim Doç. Dr. Eşref AKIL'a, bu zorlu tez sürecinde benden desteğini bir an için bile esirgemeyen sevgili eşime, tüm eğitim hayatım boyunca benden maddi ve manevi desteklerini esirgemeyen her zaman yanımda olan sevgili aileme ve özellikle ilmi çalışmaları sürekli teşvik eden babama teşekkürlerimi bir borç bilirim.

Muhammed Fatih AKIL
BATMAN-2020

İÇİNDEKİLER

ÖZET	iv
ABSTRACT.....	v
ÖNSÖZ	vi
İÇİNDEKİLER.....	vii
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	ix
1. GİRİŞ VE KAYNAK ARAŞTIRMASI	1
2. MATERYAL VE YÖNTEM.....	4
2.1. Materyal.....	4
2.2. Yöntem.....	4
2.2.1 Matematiksel hesaplama yöntemi.....	4
2.2.2 Doku yöntemleri ile öz nitelikleri çıkarma	13
2.2.3 Gabor ile doku öz nitelik çıkarma.....	14
2.2.4 GLCM ile doku öz nitelik çıkarma	16
2.2.5 LTEM tabanlı öz nitelik çıkarma.....	18
2.2.5 Yapay sinir ağları ile tahminleme yapılması	19
3. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA.....	22
3.1. Matematiksel Yaklaşım ile Elde Edilen Sonuçlar	22
3.2. LTEM Metodu ile Elde Edilen Sonuçlar	23
3.3. Gabor Metodu ile Elde Edilen Sonuçlar	24
3.4. GLCM Metodu ile Elde Edilen Sonuçlar	26
3.5. Sonuçların Karşılaştırılması.....	28
4. SONUÇLAR VE ÖNERİLER.....	30
4.1 Sonuçlar	30
4.2 Öneriler	31
KAYNAKLAR	32
ÖZGEÇMİŞ	35



SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

λ	:	Gabor fonksiyonunun kosinüsün dalga faktörü
ϕ	:	Gabor fonksiyonunun açısal yönelimi
ψ	:	Gabor fonksiyonunun fazın ofset değeri
γ	:	Gabor fonksiyonunun uzamsal görüş açısı
V	:	Frustum modelinde hacim
h	:	Frustum modelinde iki dilim arasındaki mesafe
e_i	:	Tahmin edilen ve gerçek değer arasındaki hata farkı

Kısaltmalar

ADC	:	Görünür Difüzyon Katsayısı (Apparent Diffusion Coefficient)
DWI	:	Difüzyon Ağırlıklı Görüntüleme (Diffusion Weighted Imaging)
GLCM	:	Gri Seviye Eşoluşum Matrisi (Gray-Level Co-Occurrence Matrix)
LTEM	:	Laws Doku Enerji Ölçümü (Laws Texture Energy Measure)
MRI / MR Imaging)	:	Manyetik Resonans Görüntüleme (Magnetic Resonance Imaging)
MSE	:	Karelerin Ortalaması Hatası (Mean Square Error)
PWI	:	Perfüzyon Ağırlıklı Görüntüleme (Perfusion Weighted Imaging)
RMSE	:	Kare Ortalamalarının Karekökü Hatası (Root Mean Square Error)



1. GİRİŞ VE KAYNAK ARAŞTIRMASI

İnme büyük bir toplumsal sağlık sorunu olmakla birlikte gelişmiş ülkelerde maliyeti en yüksek üçüncü hastalık olduğu düşünülmektedir. Yılda ABD’de 200,000’e yaklaşan ölümün 16 da 1’i inme kaynaklı olduğu ve yetişkinlerde engelli olmanın en yaygın sebebinin inme olduğu belirtilmektedir. (Asadi vd., 2014). Sadece Amerika Birleşik Devletleri’nde yılda yaklaşık 800,000 inme vakası olduğu ve inme nedenli uzun süreli pahalı rehabilitasyonun sadece ABD’deki maliyetinin 60 milyon dolar olduğu belirtilmektedir.(Asadi vd., 2014).

İnme tedavisinde en yaygın kullanılan görüntüleme yöntemi manyetik rezonanstır (MR). Difüzyon ağırlıklı görüntüleme (DWI) ve perfüzyon ağırlıklı görüntüleme (PWI) olan MR teknikleri hızlı bir şekilde akut inme tedavisinin temel parçaları haline gelmektedir. İnmeden saatler sonra DWI ile beyindeki iskemi bölgelerini ayırtmak mümkündür. DWI anomalileri tipik olarak insandaki infarksiyonda gelişir ve DWI anomalileri iskemi alanı (core) ile ilişkili olduğu düşünülmektedir. Öte yandan PWI ise, dokunun hemodinamik durumu ile ilgili bilgi verir ve hem iskemideki hem de etrafındaki beyin bölgelerinin bozulan perfüzyonunu gösterir ve DWI da edinilen bilgileri tamamlamaktadır (Neumann-Haefelin vd., 1999). Bunun yanı sıra DWI ve PWI kurtarılabılır olan dokuyu bulmada kullanılmaktadır. DWI erken doku zedelenmesini gösterirken, PWI serebral perfüzyondaki yarı ölçülebilir bilgileri sağlamaktadır. PWI lezyonlarının hacmi DWI lezyon hacimlerinden daha büyükse (mismatch olarak adlandırılır) genellikle inme gelişmekte ve büyümektedir (Coutts vd., 2003).

Yakın zamanda yapılan çalışmalar difüzyon ve perfüzyon lezyon hacimleri çok olan inme hastalarının reperfüzyon terapisinden daha çok fayda sağladığını göstermektedir. Bunun yanı sıra çok az mismatch (uyumsuz) olan veya mismatch olmayan hastalar reperfüzyon sonrası fayda göremeyebilecekleri ama zarar görebileceklerini görmüştür (beyin hemorahı veya reperfüzyon yaraları). Bu nedenle doğru ve güvenilir difüzyon-perfüzyon mismatch haritası akut inme hastalarını tedavi eden doktorlara önemli faydalar sağlayacaktır (Butcher vd., 2008).

Mismatch’in göz ile çıkarılması mümkün olsa da hesaplayanlar arasında hata farkı çok yüksek olabildiğinden güvenilir değildir. Örneğin bir uzmanın %10 olarak tahmin ettiği mismatch oranını bir başka uzman %40 olarak tahmin edebilmiştir (Straka vd., 2010). Difüzyon ve perfüzyon haritalarını ayrı ayrı çıkarabilecek yazılımlar olmasına rağmen çok az yazılım difüzyon-perfüzyon mismatch haritasını

çıkarabilmektedir (Butcher vd., 2008). Bunun yanı sıra bugün kullanılan mismatch yazılımları bir operatöre ihtiyaç duymaktadır; bu da zaman kaybına neden olmaktadır. Bu operatör hatalarına imkan tanıyan karmaşık yazılımlar genellikle tedavi edenler ve operatörler için yoğun eğitim gerektirmektedir. Sonuç olarak hızlı tedavinin önemli olduğu inme hastaları için zaman kaybı önemli bir dezavantaj oluşturmaktadır (Copen vd., 2009). Bu nedenle etkin bir klinik tedavi için DWI ve PWI arasındaki mismatch'ı otomatik olarak hesaplayacak tedavi ekipmanı gerekmektedir (Coutts vd., 2003; Lövblad vd., 1998).

Yapılan çalışmalar hastaların hızlıca tedavi sürecine alınmasını gerektiği göstermektedir. “Zaman beyindir” ifadesi inme ilerledikçe insan sinir dokusunun hızlı ve geri dönüşü olmayan bir şekilde kaybolduğunu ve terapötik müdahalelerin acil olarak takip edilmesi gerektiğini vurgulamaktadır (Saver 2006). Büyük bir damar iskemik inmenin tedavi edilmediği her dakika, ortalama bir hasta 1,9 milyon nöron, 13,8 milyar sinaps ve 12 km aksonal lif kaybetmektedir. Tedavinin gerçekleşmediği her saatte, beyin neredeyse 3,6 yıl normal yaşlanmada olduğu kadar nöron kaybetmektedir (Saver 2006). İlk yapılan çalışmalar hastaların 3 saat içerisinde tedavi edilmesi gerektiğini göstermiştir (Gomez, 2018). Daha sonra bu süre belirli hastalar için 4,5 saat içerisinde de tedavi olabileceğini göstermiştir. Gomez (2018) çalışmasında bütün hasta tiplerinde bir süre zaman geçtikten sonra kurtarılabilir hacmin azaldığı göstermiştir.

Medikal görüntülerden karaciğer, akciğer, kalp, beyin vb. organların bilgisayarlı tomografi (BT) ve MR gibi görüntüleme yöntemleri ile elde edilen DICOM formatındaki imgelerinden, görüntü işleme yöntemleri ile veri çıkarımı yapmak günümüzde popüler ve önemli bir çalışma alanı olarak kabul edilmektedir. Görüntü işlemede eşikleme (thresholding), doku analizi (texture analysis), makine öğrenmesi gibi metotlar yaygın olarak kullanılmaktadır.

Oldukça yüksek sayıda uygulama alanı bulunan görüntü işleme konuları içerisinde doku analizi önemli bir yer tutar. Görüntü dokusu için kesin bir tanım yoktur, ancak dokuyu dış görüntü veya görüntü parçaları olarak tanımlayabiliriz (Al Sebaey, 2007). Gabor, Laws doku enerji ölçümü (Laws Texture Energy Measure (LTEM)), dalgacık, gri seviye eş-oluşum matrisi (Gray-level co-occurrence matrix (GLCM)), Tamura gibi pek çok filtreler ile doku öznelikleri çıkarılabilmektedir.

Gabor filtreleri, doku segmentasyonu (Bovik vd, 1990 ve 1992), belge analizi (Jain ve Bhattacharjee, 1992), kenar algılama (Mehrotra vd, 1992), retina tanımlama (Daugman, 1993), parmak izi işleme (Leung vd, 1990) ve görüntü kodlam (Ebrahimi

ve Kunt, 1991) gibi birçok görüntü işleme alanında başarıyla uygulanmıştır. Bu filtrelerin avantajı, belirsizlik ilkesi uyarınca minimum alan-bant genişliği özelliğini karşılamalarıdır. Bu nedenle, hem uzay hem de uzaysal frekans alanlarında eşzamanlı optimum çözünürlük sağlamaktadırlar (Daugman, 1985). Genellikle, insanlar dokulu bölgelerden oluşan karmaşık görüntüler içeren sorunları çözmeye çalışırken Gabor filtresini kullanmaktadır (Mehrotra vd. 1992).

GLCM piksellerin uzamsal ilişkisini dikkate alan dokuları inceleyen istatistiksel bir yöntemdir. GLCM fonksiyonları, bir görüntüde belirli değerlere sahip ve belirtilen bir uzamsal ilişkide piksel çiftlerinin ne sıklıkta meydana geldiğini hesaplayarak, bir GLCM oluşturmakta ve daha sonra bu matristen istatistiksel ölçümler çıkararak bir görüntünün dokusunu karakterize etmektedir (Zulpe vd, 2012).

Ayrıca K. I. Laws tarafından geliştirilen LTEM çeşitli uygulamalarda kullanılmaktadır. Bu yöntem, önceden belirlenmiş tek boyutlu çekirdekleri çeşitli evrişim maskelerinde birleştirir (Elnemr, 2013). Laws tarafından geliştirilen doku enerjisi dönüşümü, mekansal-istatistiksel bir yaklaşım sınıfındadır. Bu yöntemin karakteristiği, doku özneliklerini sezgiye, yani insan görsel işlemesine benzer şekilde, dayalı olarak çıkarmasıdır (Laws, 1980; Ballard ve Brown, 1982).

Bu çalışmanın amacı DWI ve PWI hacmini hızlı bir şekilde hesaplamak ve erken tedavi için aralarındaki uyumsuzluğu değerlendirmektir. Bu nedenle, DWI ve PWI hacimlerinin belirlenmesinde hızlı ve başarılı sonuçlar elde etmek için görüntü dokusu yöntemleri ve yapay sinir ağı yöntemi birlikte işlenmiştir. Yapılan literatür aramasına göre doku yöntemleri DWI ve / veya PWI hacim tahmininde kullanılmamıştır. Değerlendirme ve validasyon sürecinde hacim hesaplamasında 16 hastadan alınan veriler kullanılmıştır. Matematiksel, Gabor, GLCM ve LTEM yöntemleri olan 4 farklı yöntem çalışmada kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar doğruluk ve hesaplama maliyeti açısından karşılaştırılmıştır.

2. MATERYAL VE YÖNTEM

2.1. Materyal

Dicle Üniversitesi Etik Komitesi (Dicle Üniversitesi Etik Komitesi, Etik İzin No: 2018/29) tarafından verilen etik kurul onayı kapsamında Aydın Üniversitesi Tıp Fakültesi'nden akut inmeli 16 hastadan DWI ve PWI taramaları toplandı. Tüm klinik görüntüler bir veri tabanından toplandı ve kullanılmadan önce anonimleştirildi. Taramalar Philips marka MR cihazından alındı. DICOM görüntüleri, görüntü işleme teknikleri kullanılarak işlendi. DWI, Görünür Difüzyon Katsayısı (Apparent Diffusion Coefficient (ADC)) ve PWI görüntüleri olan MR görüntüleri kullanıldı. Görüntüler 1,5 T tarayıcı ile çekildi. Her bir hastanın perfüzyon görüntüleri 22, Difüzyon görüntüleri 30 kesitten oluşmaktadır. Perfüzyonun her bir kesiti 128x128 çözünürlüklü 60 görüntüden oluşmaktadır. Kesitler arası kalınlık 6 milimetre'dir. PWI da toplamda 1320 görüntü mevcuttur. Difüzyondaysa her bir kesit için 192x192 çözünürlüklü b değeri 0 ve 1000 olan iki görüntü bulunmaktadır. Toplamda 60 DWI görüntüsü bulunmaktadır. 30 ADC görüntüsü b değeri 0 olan ve 1000 olan DWI görüntülerinden denklem 1'deki formül ile elde edilmektedir (Straka,2010).

$$ADC = -\frac{1}{b} * \ln\left(\frac{S_{b=1000}}{S_{b=0}}\right) mm^2/s \quad (1)$$

Ayrıca, bu hastalarda (veya görüntülerde) Rapid yazılımında elde edilen sonuçlar tanı amaçlı kullanılmıştır.

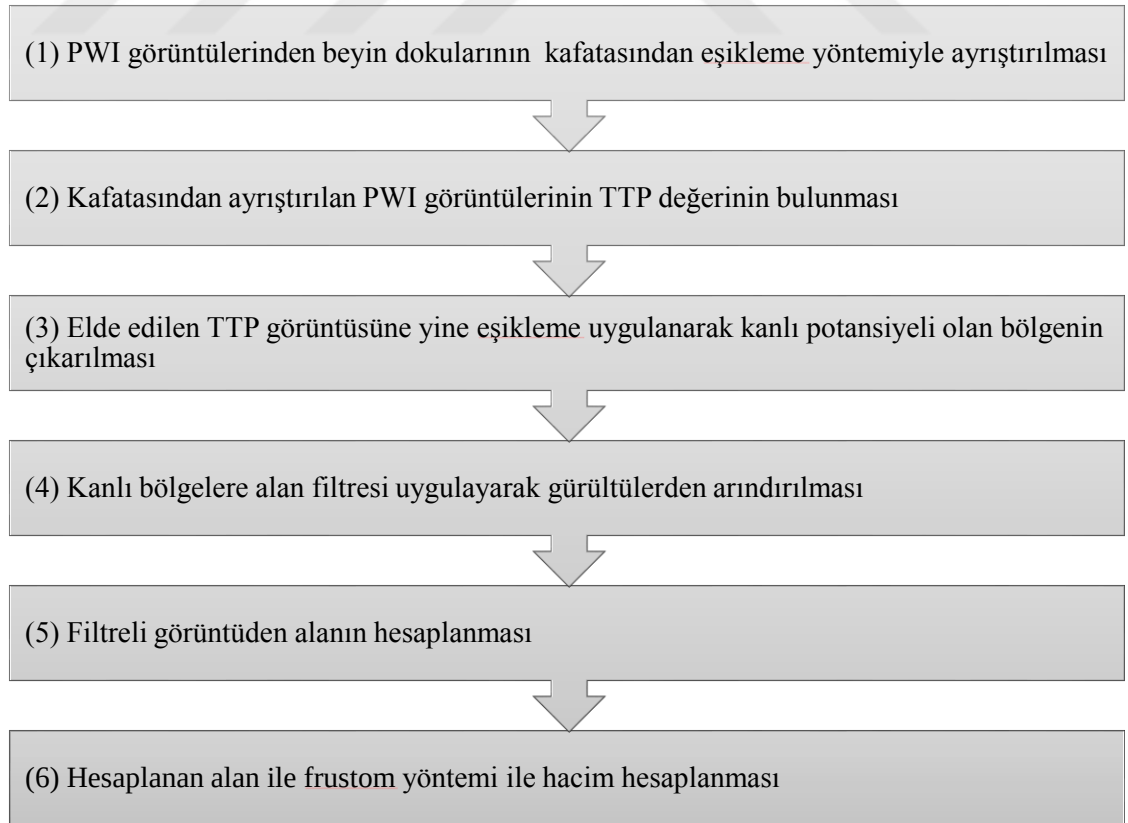
2.2. Yöntem

2.2.1 Matematiksel hesaplama yöntemi

Çalışmada kanlı bölge hacim tespiti DWI için Şekil 2.1, PWI için Şekil 2.2'de gösterilen aşamalar uygulanmıştır.



Şekil 2.1. İnme geçiren bir hastanın kanlı bölge (DWI) hacim hesaplama aşamaları



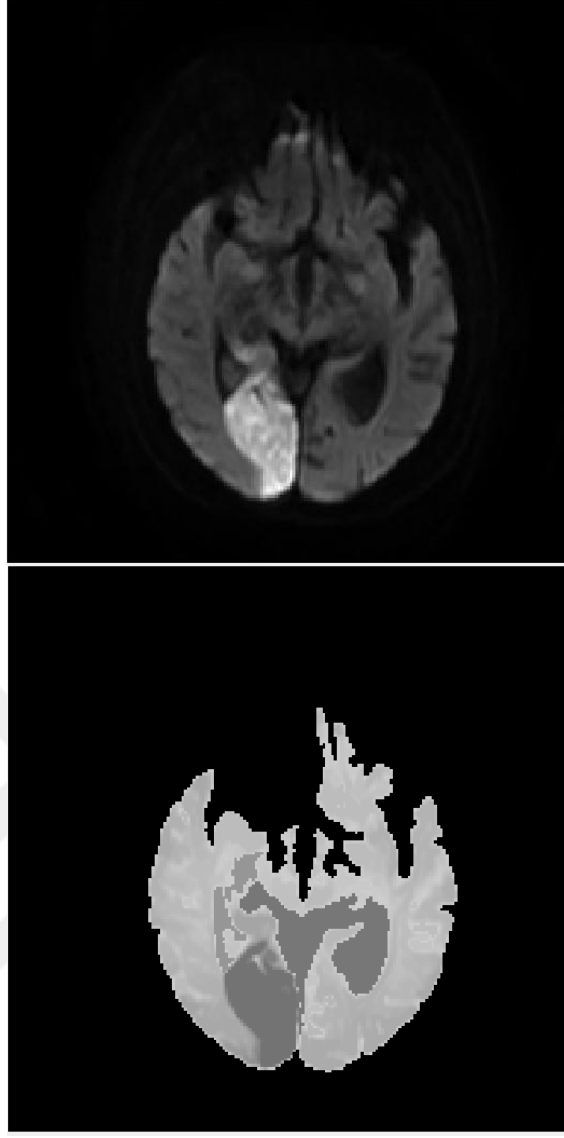
Şekil 2.2. İnme geçiren bir hastanın potansiyel kanlı bölge (PWI) hacim hesaplama aşamaları

Eşikleme ile beyin dokularının ayrıştırılması: Temin edilen görüntülerde beyin dokusu dışından da veri olduğundan beynin ayrıştırılması gerekmiştir. Beyin tespiti için gri seviye eşiklemesiyle bölütleme işlemi yapılmıştır. Beyin yüzeylerinin yansıma veya ışık soğurma (absorbtion) sabitiyle karakterize edildiği göz önüne alınarak eşiklemenin genel ifadesi denklem 2’de gösterildi.

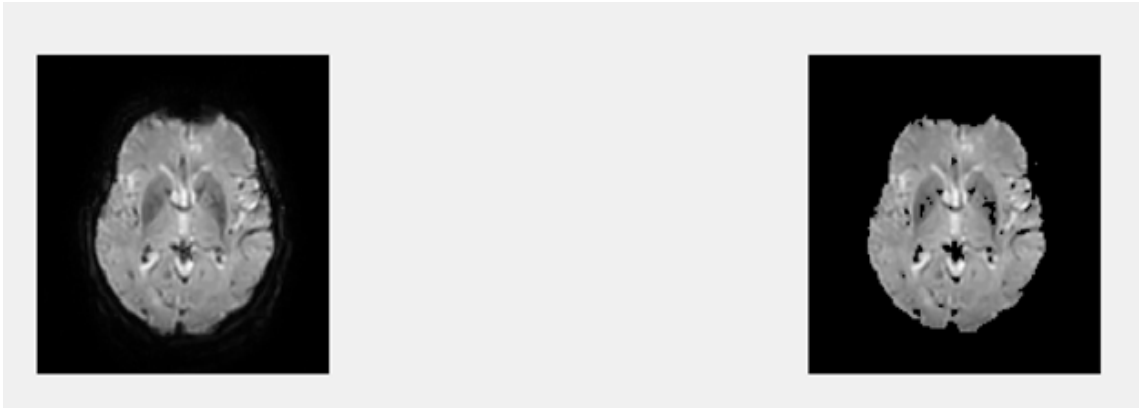
$$b(x, y) = \begin{cases} 0, & I(x, y) < T \\ b, & I(x, y) > T \end{cases} \quad (2)$$

burada, T eşiği gösterir ve eşikten daha yüksek olan görüntü pikselleri nesnenin öğeleridir, diğerleri ise arka planın öğeleridir (Senthilkumaran ve Vaithegi, 2016).

Bu eşikleme uygulandıktan sonra ortaya DWI ve PWI için sırasıyla Şekil 2.3 ve Şekil 2.4’teki gibi görüntüler elde edildi.



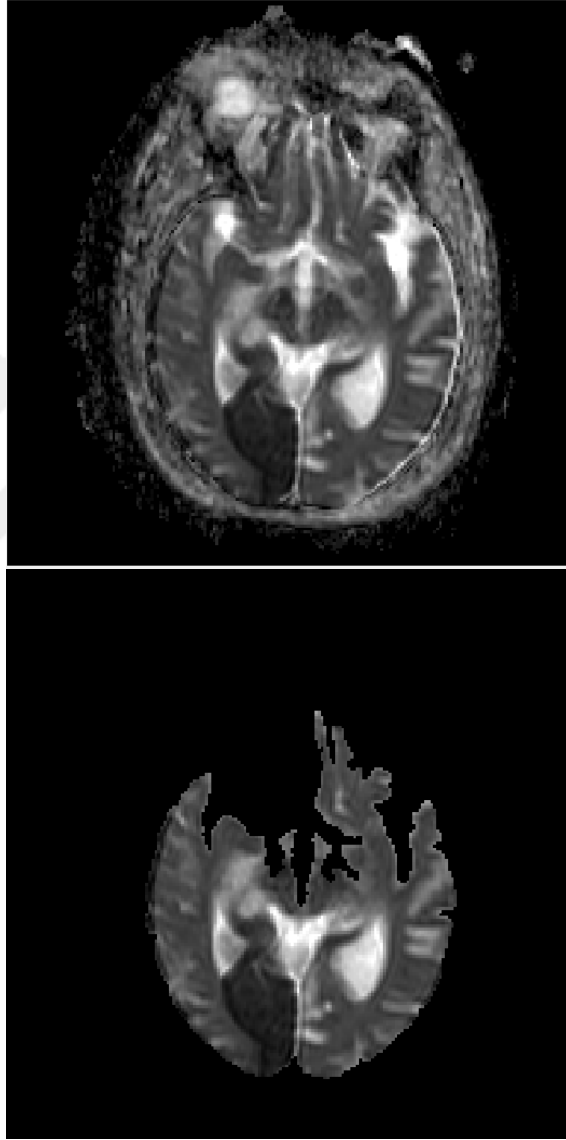
Şekil 2.3. Difüzyon görüntülerinden beyin dokusunun diğer bölgelerden ayrıştırılması



Şekil 2.4. Perfüzyon görüntülerinden beyin dokularının kafatasından ayrıştırılması

PWI ve DWI görüntüleri için aynı yöntem kullanılarak kafatası kemiği beyin dokusundan ayrıştırıldı. Böylece sadece kanama olabilecek dokular üzerinden işlem yapılabilirdi.

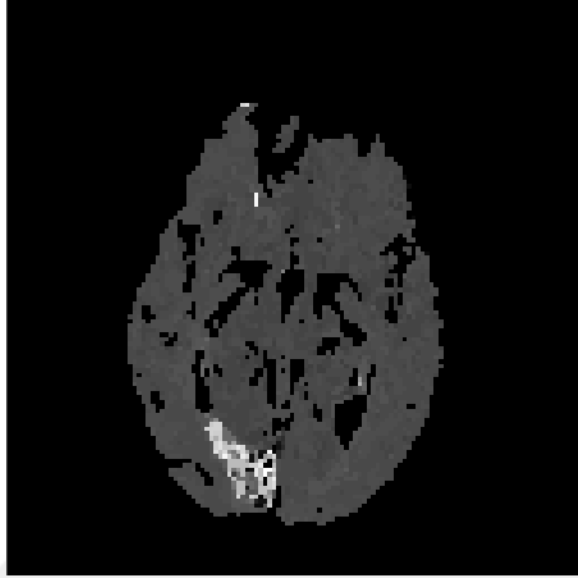
DWI için ADC görüntülerinde beyin ayrıştırılması: DWI görüntülerinde tespit edilen filtrelenmiş görüntü ADC görüntülerine uygulanmıştır ve Şekil 2.5'teki gibi görüntü elde edildi. Böylece beyin dokusu dışındaki gürültüler temizlendi.



Şekil 2.5. ADC görüntülerinde beyin dokusu ayrıştırılması

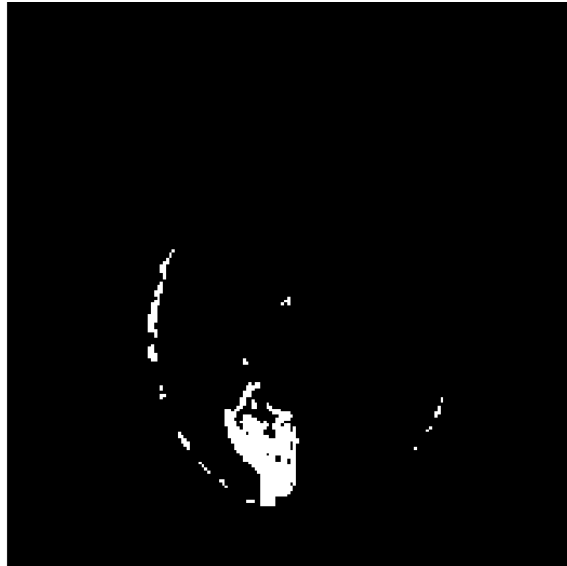
PWI da TTP bulunması: PWI veri kümesinin her bir vokselinden çıkarılabilen belirli bir doku konsantrasyonu eğrisinin sinyal tepe noktasına ulaştığı zaman noktası eğrinin zirve zamanı (Time to Peak (TTP)) olarak tanımlanır. TTP bulunabilmesi için her

kesitteki zamana bağılı 60 resimdeki her bir piksel'in en yüksek değeri bulundu (Şekil 2.6).



Şekil 2.6. PWI da TTP bulunması

Eşikleme uygulayarak kanlı bölge tespiti: Elde edilmiş ADC beyin görüntüsüne eşikleme metodu uygulanarak kanlı bölgeler tespit edildi. Çıkan kanlı bölge Şekil 2.7'de gösterilmektedir.



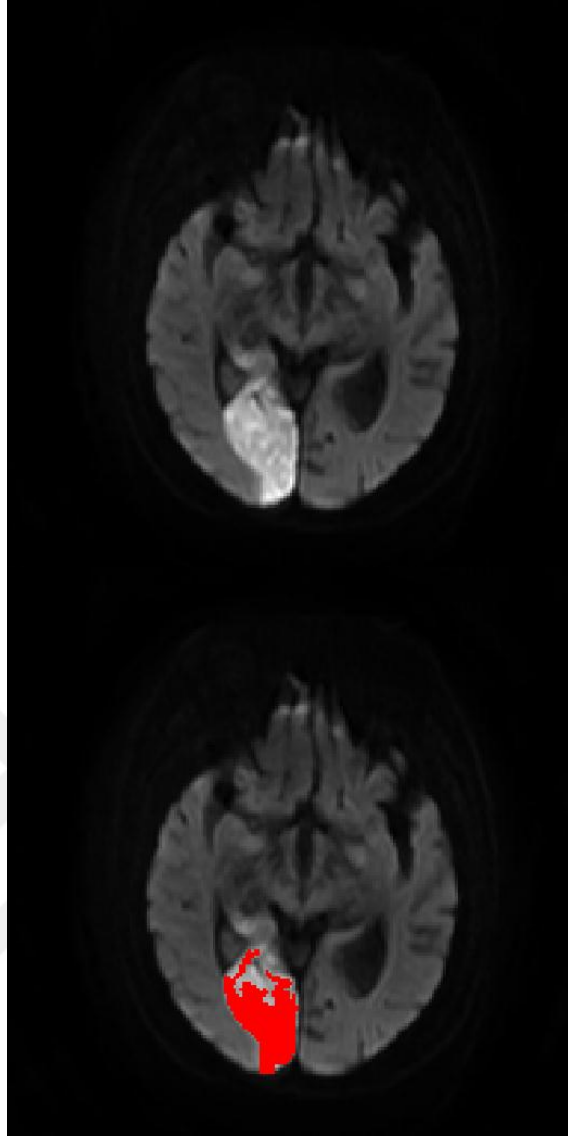
Şekil 2.7. ADC üzerinde tespit edilen kanlı bölgeler

TTP görüntüsü üzerinde eşikleme uygulayarak potansiyel kanlı bölge tespiti Şekil 2.8’te gösterilmektedir.

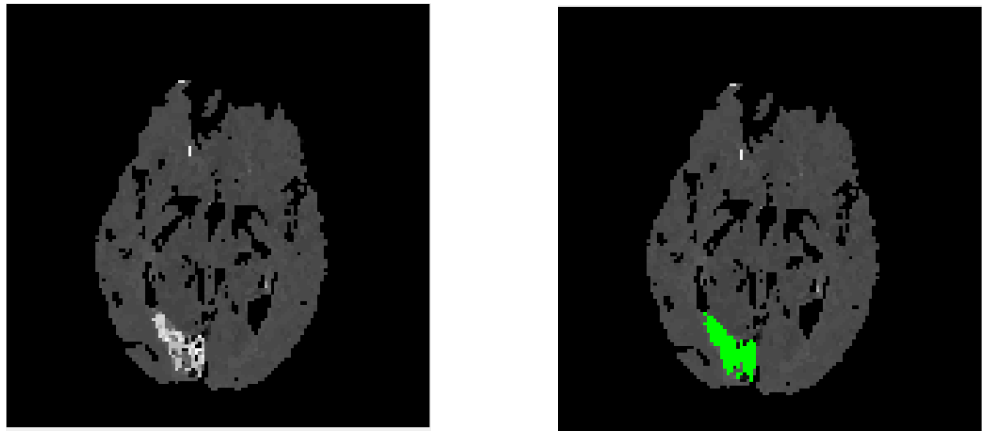


Şekil 2.8. TTP üzerinde kanlı bölge tespiti

Kanlı bölge temizlenmesi: Çıkan kanlı bölgelerde pek çok ufak alanlar olduğu gözlemlendi. Belli büyüklüğün altında olan bölgeler filtrelendi. Bu son işlem后会 sonra DWI ve PWI görüntülerinde, kanlı bölgenin gösterilmesi sırasıyla Şekil 2.9 ve Şekil 2.10’da verilmektedir.



Şekil 2.9. Kanlı bölgenin DWI resmi üzerinde gösterimi



Şekil 2.10. Kanlanma ihtimali olan bölgenin TTP resmi üzerinde gösterimi

Kanlı bölge alan hesaplaması: Çıkan kanlı bölgenin alan hesabı piksel sayısı üzerinden yapılmaktadır. DWI görüntülerinde temin ettiğimiz görüntülerde her bir piksel için piksel alanı:

$$DWIPikselAlanı = 1,2 * 1,2 = 1,44 \text{ mm}^2 \quad (3)$$

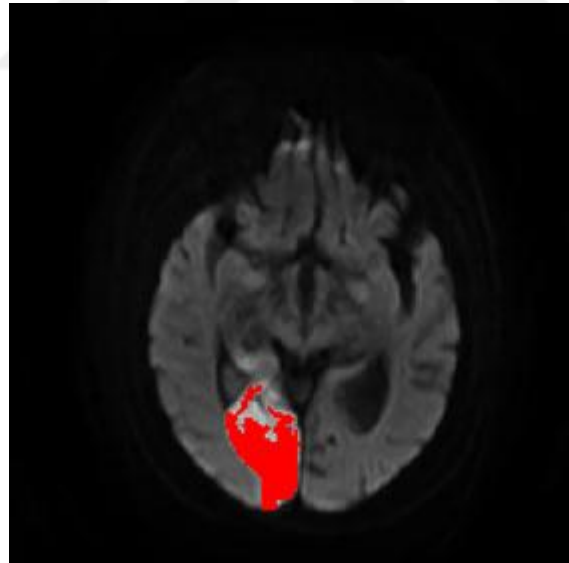
olduğundan alan hesabı denklem 4 teki formül ile yapıldı.

$$DWIAlan = \sum pikselSayisi * 1,44 \text{ mm}^2 \quad (4)$$

Şekil 2.11’de örnek görüntüdeki alan:

$$Alan = 507 * 1,44 = 730,08 \text{ mm}^2 \quad (5)$$

olarak bulundu.



Şekil 2.11. ADC kanlı bölgenin piksel sayısı ile hesaplanması

PWI görüntülerinde temin ettiğimiz görüntülerde her bir piksel için piksel alanı

$$PWIPikselAlanı = 1,8 * 1,8 = 3,24 \text{ mm}^2 \quad (6)$$

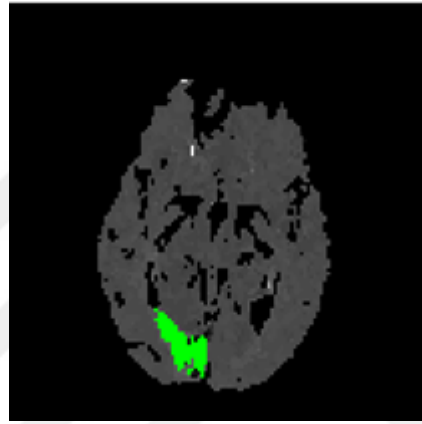
olduğundan alan hesabı denklem 7’deki formül ile yapıldı.

$$PWIAlan = \sum pikselSayisi * 3,24 \text{ mm}^2 \quad (7)$$

Şekil 2.12’de örnek görüntüdeki alan

$$Alan = 138 * 3,24 = 447,12 \text{ mm}^2 \quad (8)$$

olarak bulundu.



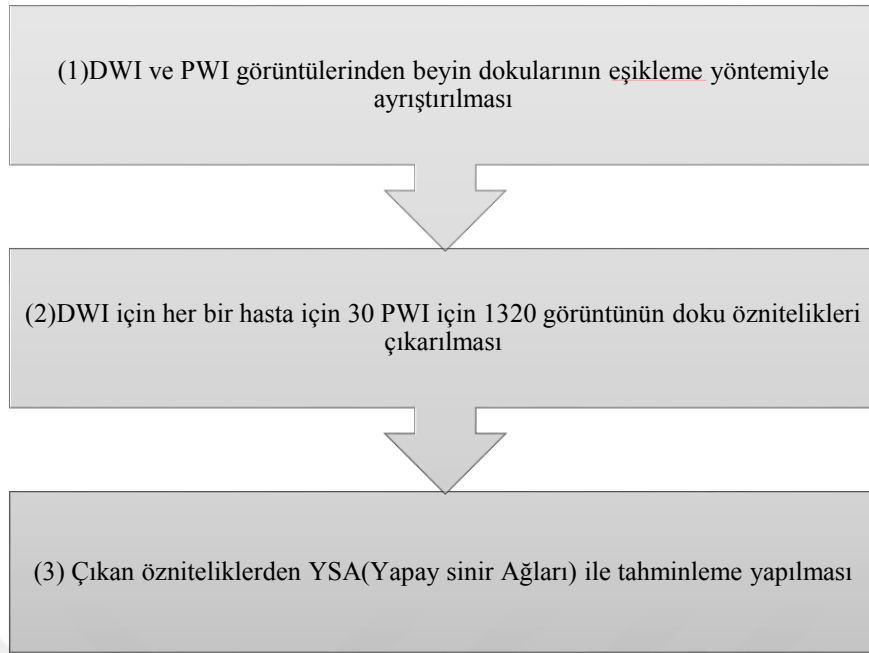
Şekil 2.12. TTP potansiyel kanlı bölgenin piksel sayısı ile hesaplanması

Hesaplanan Alan Üzerinden Hacim Hesaplaması: Her bir hasta için 30 adet DWI ve ADC görüntü dilimi 22 adet PWI/TTP görüntü dilimi mevcut olduğundan bütün görüntüler üzerinden frustum modeli ile hacim hesaplaması yapıldı. Frustum modeli aşağıdaki gibi formüle edilir, burada h, dilim kalınlığının ve iki dilim arasındaki mesafenin toplamıdır (Shally, 2013).

$$V = \sum \frac{h}{3} * (A1 + A2 + \sqrt{A1 * A2}) \quad (9)$$

2.2.2 Doku yöntemleri ile öz nitelikleri çıkarma

Doku öz nitelikleri çıkarmada Gabor, GLCM ve LTEM yöntemleri kullanılarak DWI ve PWI hacimleri tahmin edilmiştir. Bütün yöntemler için aşağıdaki (Şekil 2.13) aşamalar uygulanmıştır.



Şekil 2.13 DWI / PWI Öznitelik çıkarma adımlarını kullanarak hacim tahmini

Beyin dokularının eşikleme ile ayrılması: Bu aşama önceki alt bölümde ayrıntılı olarak açıklanmıştır.

Doku Özniteliklerini Çıkarma: Doku özniteliklerini çıkarmadan önce, matematiksel modelde kullanılan kafatası kemiği kaldırma işlemi uygulanmıştır. Daha sonra kesin özniteliklere ulaşmak için doku yöntemleri kullanıldı.

YSA ile Tahmin Yapma: Çıkarılan öznitelikler YSA ile 5 kat çapraz geçerliliğe dayalı olarak analiz edildi.

2.2.3 Gabor ile doku öznitelik çıkarma

Öznitelik çıkarmada Gabor fonksiyonlarını kullanmak için iki genel yaklaşım vardır, bunlar: (i) Gabor genişlemesi ve (ii) Gabor filtrelemedir. Genişlemede, Gabor fonksiyonları farklı görüntü bilgisi parçalarını temsil eder. Gabor fonksiyonlarının belirgin bir avantajı, zaman ve frekanstaki optimum olmaları ya da zaman-frekans olayları hakkında mümkün olan en küçük bilgi parçalarını sağlayan iki boyutta boşluk ve uzaysal frekanstır (Gabor, 1946). Herhangi bir iyi davranış fonksiyonu Gabor fonksiyonlarının doğrusal bir kombinasyonu olarak temsil edilebilir (Bastiaans, 1980; Gabor, 1946). Bununla birlikte, Gabor genişlemesi, çok zaman alan bir göreve dönüşebilen çokgenli analiz işlevlerinin hesaplanmasını gerektirir. Bu nedenle, görüntü

işlemede Gabor işlevlerini analiz filtreleri olarak kullanmak daha yaygın olmuştur. Gabor filtrelerinin kullanımı, memeli görsel sisteminin fizyolojisine benzemektedir (Daugman, 1985). Bununla birlikte, Gabor fonksiyonlarının biortogonal muadilleri ile görüntü analizi, Gabor filtreleri ile analizin bir çifti olarak düşünülebilir ve böylece Gabor filtreleri, görüntülerden uzay-mekansal frekans öznitelikleri çıkarır. Karmaşık bir Gabor filtresi, Gauss kernel ile karmaşık bir sinusoidin çarpımı olarak ifade edilir (Acar vd., 2012). 2 boyutlu bir Gabor parçacık dönüşümü $I(x, y)$ imgesinin konvülasyonu ile ifade edilir (Buciu, 2009).

$$J(x, y) = \int I(x', y') g(x - x', y, y') dx' dy' \quad (10)$$

$$g(x, y, \lambda, \varphi, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x_1^2 + \gamma^2 y_1^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(i\left(2\pi \frac{x_1}{\lambda} + \psi\right)\right) \quad (11)$$

$$x_1 = x \cos \varphi + y \sin \varphi \quad (12)$$

$$y_1 = -x \sin \varphi + y \cos \varphi \quad (13)$$

Burada $g(x, y)$ fonksiyonu Gabor filtresini λ kosinüsün dalga faktörünü (ölçek) ve φ gabor fonksiyonunun açısıl yönelimini ifade etmektedir. ψ fazın ofset değerini ve γ ise uzamsal görüş açısını belirtmektedir. Gabor'da hesaplanan parametreler sırasıyla Denklem 14, 15 ve 16'da verilen ortalama, standart sapma ve entropidir.

$$o_{ij} = \frac{1}{MN} \sum_i^N \sum_j^M I_{ij} \quad (14)$$

$$s_{ij} = \frac{1}{MN} \sum_i^M \sum_j^N (I_{ij} - m_{ij})^2 I_{ij} \quad (15)$$

$$s_{ij} = -\frac{1}{MN} \sum_i^M \sum_j^N (I_{ij} - m_{ij})^2 I_{ij} \quad (16)$$

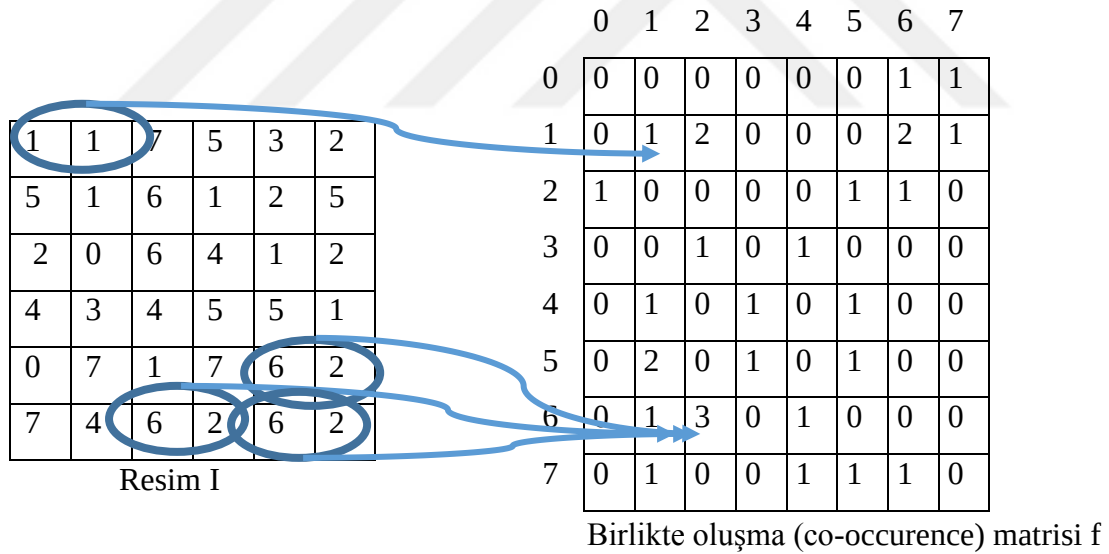
Bu çalışmada hastaların DWI ve PWI görüntülerinden elde edilen Gabor matrislerinin istatistiksel değerleri hesaplanarak öznitelik vektörleri elde edildi. Her bir hastanın PWI ve DWI görüntülerinin her birine ait istatistiksel değişkenlerinin artarda eklenerek toplam PWI için $1320 \times 3 = 3960$ ve DWI için $30 \times 3 = 90$ uzunluğunda Gabor öznitelik vektörü oluşturuldu. 8 (2 ölçek ve 4 yönelim) değişken için ayrı ayrı öznitelik

vektörleri oluşturuldu. Oluşturulan bu vektörler hacim tahmin edici için giriş örüntüleri olarak kullanıldı. Her bir değişken için ayrı bir eğitim seti oluşturuldu ve değişkenlerin değişimlerinin performansı hesaplandı.

2.2.4 GLCM ile doku öznitelik çıkarma

GLCM, gri tonlamalı bir görüntüde iki komşu piksel arasındaki ilişkiyi tanımlar (Horng, 2003). Bu piksellerin ilki referans pikseli, ikincisi komşu piksel olarak bilinir. Matristeki dağılım, pikseller arasındaki mesafe ve açığa göre ayarlanır. Bu matris, N boyutunda bir kare matristir ve bir görüntüdeki gri seviye çiftlerinin ortak olasılık (co-occurrence) dağılımını temsil eden bir işlevi öngörür (Roumi, 2009).

Pikseller arasındaki mesafeye ek olarak, piksel çiftlerinin yönlerini bilmek te gereklidir. Bilinen en yaygın yönler 135, 90, 45, 0 ve bu açıların simetrik benzerlikleridir (Bariamisvd,2007). Birlikte ortaya çıkma matrisinin bir örneği Şekil 2.14'te verilmektedir.



Burada gri düzeylerin sayısı, pikseller arasındaki mesafe (d) ve yön açısı (teta) sırasıyla 8, 1 ve 0 seçilmiştir. Görüntü matrisindeki (I) I (1,1) ve I (1,2) koordinatlarındaki (1,1) piksel çifti bir kez tekrarlandığından, birlikte oluşma matrisindeki (f) piksel çiftinin değeri $f(1,1)=1$ olur. Benzer şekilde, (6,2) piksel çifti matris I'de 3 kez tekrarlandığından, f matrisindeki piksel çiftinin (6,2) değeri $f(6,2) = 3$.

Bu adımlar, görüntü matrisindeki diğer piksel çiftleri için tekrarlanır ve tüm görüntünün birlikte ortaya çıkma matrisi bu şekilde hesaplanır (Bariamisvd,2007).

Bu çalışmada, her görüntü hakkında bilgi içeren PWI için 20 ve DWI için 22 doku özelliği hesaplanmıştır. Bu 22 parametre şunlardır; otokorelasyon, karelerin toplamı, varyans, toplam varyans, toplam ortalama, orelasyon, küme önem, küme gölge, benzerlik, enerji, entropi, homojenlik, maksimum olasılık, toplam entropi, fark varyans, fark entropisi, korelasyon 1'in bilgi ölçümü, korelasyon 2'nin bilgi ölçümü, ters fark normalizasyonu ve ters fark moment normalizasyonu parametreleridir. Bu parametrelerden korelasyon hesap hatalarına sebebiyet verdiği için PWI da kullanılmadı. Otokorelasyon, karelerin toplamı, varyans, ortalama, entropi ve kümeleme gibi matematiksel ifadelerinden bazıları sırasıyla Denklem 17-22 verilmiştir (Acar, 2016).

$$Otokorelasyon = \sum_i \sum_j (ij) \cdot f(i, j) \quad (17)$$

$$Karelerin toplamı = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (1 - \mu)^2 f(i, j) \quad (18)$$

$$Varyans = \sum_{i=0}^{2N-1} (1 - \mu)^2 f(i, j) \quad (19)$$

$$Ortalama = \sum_{k=0}^{2N} k \sum_{ij} f(i, j) \quad (20)$$

$$Entropi = - \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (f(i, j)) \log f(i, j) \quad (21)$$

$$Kümeleme = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \{i + j - \mu_x - \mu_y\}^3 \log f(i, j) \quad (22)$$

Böylece, her hastanın PWI'si için $20 \times 1320 = 26400$ uzunluğunda bir öznitelik vektörü (her görüntü için 20 öznitelik) oluşturuldu. Her hastanın DWI'si için $30 \times 22 = 660$ uzunluğunda bir öznitelik vektörü (her görüntü için 22 öznitelik) oluşturuldu.

Son olarak, 4 farklı açı (0,45,90,135) ve 4 farklı gri seviye sayısı (8,16,32,64) için toplam 16 farklı veri seti oluşturuldu. Bu veri setleri ayrı ayrı eğitildi ve performansları değerlendirildi

2.2.5 LTEM tabanlı öznitelik çıkarma

LTEM görüntünün ikincil özniteliklerini elde etmek için kullanılan bir yöntemdir, LTEM sabit pencere boyutunda filtre maskesi kullanır (Laws, 1980). Bir görüntüden çıkarılabilen birçok öznitelik vardır. Bu renk, şekil veya doku olabilir. Bir görüntü hakkında daha yüksek bilgiye ulaşmak için doku çıkarılır. LTEM, doku enerjisini hesaplamak için bir dizi 5x5 evrişim maskesi kullanır. Bu doku enerjisi daha sonra analiz edilen görüntünün her pikseli için dokuz uzunluğunda bir vektördür. Görüntünün 4 ana özelliği vardır: seviye (level), kenar (edge), nokta (spot) ve dalgalanmadır (ripple).

$$\begin{aligned}
 L5(level) &= [1 \ 4 \ 6 \ 4 \ 1] \\
 E5(egde) &= [-1 \ 2 \ 0 \ 2 \ 1] \\
 S5(spot) &= [-1 \ 0 \ 2 \ 0 \ -1] \\
 R5(ripple) &= [1 \ -4 \ 6 \ -4 \ 1]
 \end{aligned} \tag{23}$$

Vektör adının önündeki her büyük harf temsil ettiği karakteristiği gösterir. L5 vektörü, merkez ağırlıklı yerel ortalama hesaplar, E5 vektörü kenarları belirtir, S5 vektörü nokta tespit eder ve R5 vektörü dalgalanmayı algılar. LTEM prosedürü görüntülerin etrafında küçük bir pencere hareket ettirilmesiyle başlar. LTEM, her bölgenin ortalama yoğunluğunun sıfıra yakın olduğu yeni işlenmiş görüntü üretmek için yerel ortalama her pikselden çıkarır. Bu çalışmada 15x15 piksel pencere kullanılmıştır. Her bir vektörün dış çarpımını hesaplayarak 2-D evrişim maskeleri üretebiliriz.

Çizelge 2.1. Vektörlerin Kombinasyonu

	L5	E5	S5	R5
L5	L5L5	E5L5	S5L5	R5L5
E5	L5E5	E5E5	S5E5	R5E5
S5	L5S5	E5S5	S5S5	R5S5
R5	L5R5	E5R5	S5R5	R5R5

Çizelge 2.1, kombine edilmiş 16 vektörü göstermektedir. L5E5 dikey kenar içeriğini, E5L5 yatay kenar içeriğini ölçer. Bu ikisinin ortalaması toplam kenar içeriği

olacaktır. Filtre elemanlarının toplamı sıfır olmadığı için L5L5 kullanmıyoruz (Arden vd, 2015). Sonunda 9 vektör, L5E5/E5L5, L5S5/S5L5, L5R5/R5L5, E5S5/S5E5, E5R5/R5E5, R5S5/S5R5, S5S5, E5E5 ve R5R5 kullanılacaktır.

Nihai sonuç, her bir görüntü için 9 enerji görüntüsü olacaktır. Aslında, her pikselde 9 doku özelliğine sahip tek bir görüntüdür. Daha sonra 15x15'lik pencereler filtrelenmiş imgeler üzerinde kaydırılarak bu imgelere ait bir enerji haritası denklem 24 teki gibi oluşturulur (Qiongyan, 2017).

$$E(r, s) = \sum_{i=r-7}^{r+7} \sum_{j=s-7}^{s+7} f(i, j) \quad (24)$$

Denklem 24'de, $f(i, j)$ filtrelenmiş imgeyi, i ve j filtrelenmiş imgenin boyutlarını, r ve s 15x15'lik pencereleme sonucu elde edilecek enerji haritasının boyutlarını göstermektedir. Her görüntünün istatistiksel değerleri hesaplandı. Her bir enerji görüntüsü için sırasıyla Denklem 25, 26 ve 27 ile hesaplanabilen ortalama, sapma ve entropi hesaplandı. Böylece her bir DWI ve PWI görüntüsü için 27 öznitelik ortaya çıktı.

$$ortalama = \frac{\sum_W \text{komşu pikseller}}{W} \quad (25)$$

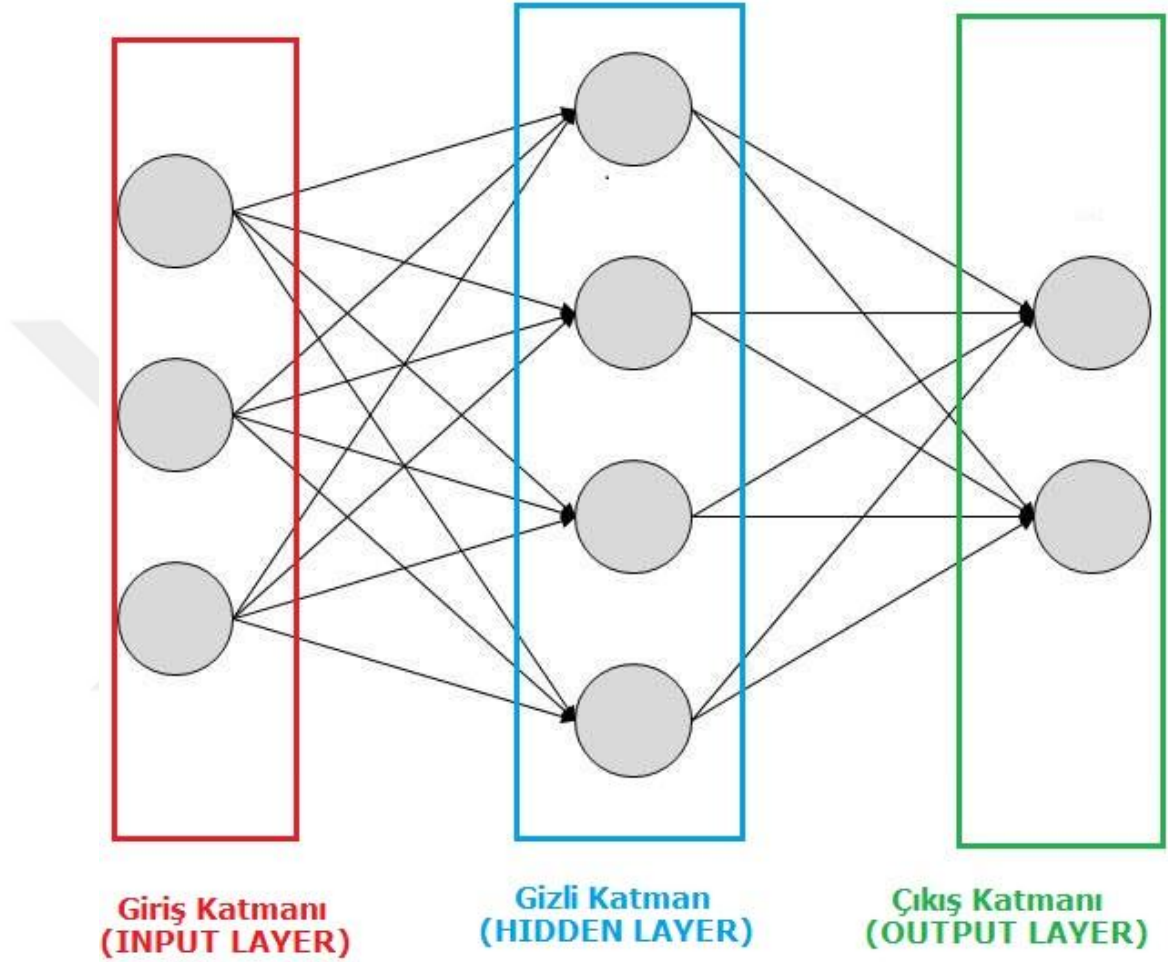
$$sapma = \frac{\sum_W (\text{komşu pikseller} - ortalama)^2}{W} \quad (26)$$

$$\text{Entropy} = - \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (f(i, j)) \log f(i, j) \quad (27)$$

w pencerenin boyutunu ifade etmektedir. Bu aşamada, PWI ve DWI görüntülerinden LTEM kullanılarak her görüntü için 27 öznitelik çıkarıldı. Her hastanın görüntü öznitelikleri art arda eklendi. Böylece, PWI için $1320 * 27 = 35640$ ve DWI için $30 * 27 = 810$ öznitelik vektörü oluşturuldu.

2.2.5 Yapay sinir ağları ile tahminleme yapılması

Tahimleme için YSA kullanıldı. YSA örneklerden öğrenme ve verilerin zor tanımları arasındaki işlevsel ilişkileri yakalama yeteneği nedeniyle tercih edildi. Şekil 2.15, YSA modelini göstermektedir.



Şekil 2.15. YSA Modeli

Bu YSA, bir gizli katmana sahip iki katmanlı ileri beslemeli geri yayılma ağıdır. Optimizasyon için üçgen temelli, radyal temelli, sabit sınırlı, sinüs ve sigmoid aktarım fonksiyonları kullanıldı. Geri yayılma Levenberg-Marquardt'a dayanır. Verilerin bileşimi: % 75 eğitim verisi, % 12,5 doğrulama verisi ve % 12,5 test verisi şeklindedir. YSA 5 kat çapraz geçerliliğe dayalı olarak analiz edildi. Ağ, her eğitim sürecinde farklı miktarda gizli katmanda bulunan nöron sayısına (2, 3, 5, 8, 10, 12 ve 15) göre birkaç kez eğitildi. Eğitim, Rapid yazılımı tarafından hesaplanan hacimlere göre yapıldı.

Performans Ölçümü: Bu çalışmada tekniklerin karşılaştırılabilmesi için kare ortalamalarının karekökü hatası (Root Mean Square Error (RMSE)) kullanılmıştır.

RMSE performans ölçütü kareler ortalaması (MSE) gibi performans ölçütlerine göre daha iyi sonuç verdiği için tercih edilmiştir (Chai ve Draxler, 2014). RMSE aşağıdaki şekilde formülize edilmiştir.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2} \quad (28)$$

RMSE değerlendirilmesinde hata payı hesaplandığı için düşük olması tekniğin daha doğru sonuç verdiğini göstermektedir.



3. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA

3.1. Matematiksel Yaklaşım ile Elde Edilen Sonuçlar

Matematiksel yaklaşım ile elde edilen DWI hacim hesapları ve PWI sonuçları çizelge 3.1’de verilmiştir. DWI hacim hesaplamasında PWI değerlerine göre nispeten bir başarı söz konusu olsa da DWI da en düşük RMSE değeri 11.29 olarak hesaplandı.

Çizelge 3.1. Gerçek ve matematiksel olarak hesaplanan DWI ve PWI hacimleri (ml)

DWI Hacimleri		PWI Hacimleri	
Hesaplanan Hacim	Rapid Hacmi	Hesaplanan Hacim	Rapid Hacmi
10	8	48	20
0	0	15	70
6	7	0	29
0	0	0	53
0	0	101	57
35	29	151	33
57	29	0	142
75	54	0	0
0	7	0	0
0	0	39	39
116	92	147	55
20	13	0	39
0	0	0	170
6	12	62	48
0	0	17	59
154	146	48	20

PWI sonuçları değerlendirildiğinde RMSE değeri 72,60 çıkarak yüksek bir hata payı ile hesaplama yapılabildiği gözlemlendi. Bu değer olması gereken değerlerden çok uzak olduğu göz önündedir.

Çizelge 3.1’de PWI matematiksel hacim hesaplamasının hata payının çok yüksek olduğu gözlenmektedir. Bunun temel nedeni PWI matematiksel hacim hesaplaması yapılırken basit maksimum ısımanın olduğu zaman dilimi tespit edilerek hacim hesabının yapılmasıdır. Rapid sistemi öncelikle PWI görüntüleri zamana bağlı olduğu için bütün görüntüleri aynı açıya getirmeye ve hasta hareketlerini düzeltmeye çalışmıştır. Sonrasında kendisinin geliştirdiği algoritma ile AIF/VOF fonksiyonları hesaplamaktadır. Bu fonksiyon ve görüntüler üzerinde konvolüsyon, integral, Fourier dönüşümü gibi pek çok aşama kullanarak hesaplamayı yapmaktadır. Bu hesaplamaların tamamı bir hasta için ortalama 240 saniye sürmektedir (Straka, 2010).

3.2. LTEM Metodu ile Elde Edilen Sonuçlar

Görüntüler üzerinden LTEM metodu ile DWI hacim tahminlemesinde RMSE değeri olarak 5,66 elde edilmiştir. YSA tahminlemesinde farklı gizli nöron sayıları ve transfer fonksiyonu kullanılmıştır. Farklı gizli nöron ve transfer fonksiyonuna göre RMSE değerleri Çizelge 3.2 ’te verilmiştir.

Çizelge 3.2. DWI görüntülerinde Gizli katman nöron sayıları ve transfer fonksiyonlarına göre LTEM metodu ile elde edilen RMSE değerleri

		Sigmoid	Sinüs	Sabit sınırlı	Üçgen tabanlı	Radyal tabanlı
Gizli katmandaki nöron sayıları	2	18,64	17,17	18,01	5,66	5,66
	3	22,69	17,05	23,45	5,66	5,66
	5	27,99	30,48	25,99	5,66	5,66
	8	28,11	51,21	26,94	5,66	5,66
	10	29,08	76,24	30,97	5,66	5,66
	12	29,79	121,84	32,69	5,66	5,66
	15	42,62	264,02	26,66	5,66	5,66

Çizelge 3.2’e göre üçgen tabanlı ve radyal tabanlı transfer fonksiyonlarında en düşük RMSE (5.66) değeri elde edilmiştir. Diğer transfer metotlarında gizli nöron sayısı arttıkça hatanın arttığı gözlemlenmiştir.

LTEM metodu özniteliklerine göre YSA ile hesaplanan PWI hacim RMSE değerleri çizelge 3.3’te gösterilmiştir.

Çizelge 3.3. PWI görüntülerinde Gizli katman nöron sayıları ve transfer fonksiyolarına göre LTEM metodu ile elde edilen RMSE değerleri

		Sigmoid	Sinüs	Sabit sınırlı	Üçgen tabanlı	Radyal tabanlı
Gizli katmandaki nöron sayıları	2	28,87	55,72	93,24	123,33	47,68
	3	18,4	40,61	55,6	100,41	103,08
	5	18,1	71,56	19,91	53,58	51,48
	8	33,18	92,79	90,3	123,33	47,68
	10	16,32	90,89	58,03	100,41	103,08
	12	31,57	407,86	30,61	53,58	51,48
	15	30,28	138,34	101,05	123,33	47,68

Çizelge 3.3 incelendiğinde LTEM metodunda en düşük RMSE (16,32) transfer fonksiyonu sigmoid ve gizli nöron sayısı 10 olduğunda elde edilmiştir.

3.3. Gabor Metodu ile Elde Edilen Sonuçlar

Metot bölümünde anlatıldığı üzere Gabor öznelikleri 8 (2 ölçek ve 4 yönelim) değişken için ayrı ayrı öznelik vektörleri oluşturulmuştur. En başarılı değişkenin gizli nöron sayısı ve transfer fonksiyonuna göre DWI hacim tahminleme RMSE değerleri çizelge 3.4'te verilmiştir.

Çizelge 3.4. Gabor yöntemiyle DWI hacim tahminlemesinde elde edilen RMSE değerleri (Açı=0, lamda=1)

		Sigmoid	Sinüs	Sabit sınırlı	Üçgen tabanlı	Radyal tabanlı
Gizli katmandaki nöron sayıları	2	29,22	27,93	23,78	22,97	28,43
	3	39,7	32,96	24,86	34,31	31,88
	5	35,1	47,17	30,73	35,61	43,68
	8	55,8	63,26	26,93	45,72	61,72
	10	71,84	69,65	26,71	68,06	88,47
	12	125,08	117,93	27,93	89,06	132,51
	15	165,79	231,1	32,07	4966,71	379,83

Çizelge 3.4'e göre en düşük RMSE değeri üçgen tabanlı transfer fonksiyonu ve gizli nöron sayısı 2 olduğundan elde edilmiştir. Gizli nöron sayısı arttıkça genel olarak hatanın yükseldiği gözlenmiştir.

Çizelge 3.5. Gabor yöntemiyle DWI hacim tahminlemesinin açığa ve lamdaya göre en düşük RMSE değerleri

Açı	Lamda	
	1	2
0	22,97	24,03
30	24,70	24,70
45	24,40	24,19
60	25,52	25,33

Çizelge 3.5’da farklı açılar ve lamdaya göre en düşük RMSE değerleri verilmiştir. Bu çizelgeye en düşük RMSE değeri (22,97) lamda=1 ve açı=0 olduğu durumda elde edilmiştir.

Çizelge 3.6. Gabor yöntemiyle PWI hacim tahminlemesinde elde edilen RMSE değerleri
(Açı=0, lamda=1)

		Sigmoid	Sinüs	Sabit sınırlı	Üçgen tabanlı	Radyal tabanlı
Gizli katmandaki nöron sayıları	2	26,33	39,06	93,39	113,13	115,22
	3	8,83	35,72	52,83	82,88	81,15
	5	23,44	25,02	25,26	33,01	29,33
	8	75,1	213,57	91,88	101,59	759,89
	10	40,78	45,27	53,61	81,12	199,77
	12	78,72	75,44	29,66	34,09	106,74
	15	252,49	369,55	91,77	2514,9	1553,04

Çizelge 3.6’e göre PWI hacim tahminlemesinde RMSE değeri 8,83 ile en iyi düşük değer sigmoid transfer fonksiyonu ve gizli nöron sayısı 3 olduğundan elde edilmiştir.

Çizelge 3.7. Gabor yöntemiyle PWI hacim tahminlemesinin açığa ve lamdaya göre en düşük RMSE değerleri

Açı	Lamda	
	1	2
0	13,09	9,31
30	11,5	11,78
45	8,83	15,13
60	13,44	10,85

Çizelge 3.7’de farklı açılar ve lamdaya göre PWI hacim tahminlemesinde en düşük RMSE değerleri verilmiştir. Bu tabloya göre lamda=1, açı=45 olduğu durumda 8.83 ile en düşük RMSE elde edilmiştir.

3.4. GLCM Metodu ile Elde Edilen Sonuçlar

Metod bölümünde anlatıldığı üzere GLCM öznelikleri 4 farklı açı (0, 45, 90 ve 135) ve 4 farklı gri düzey sayısı(8, 16, 32 ve 64) için ayrı ayrı olmak üzere toplam 16 farklı veri seti oluşturulmuştur. En başarılı değişkenin gizli nöron sayısı ve transfer fonksiyonuna göre DWI hacim tahminleme RMSE değerleri çizelge 3.8’da verilmiştir

Çizelge 3.8. GLCM yöntemiyle DWI hacim tahminlemesinde elde edilen RMSE değerleri
(Açı=0, Gri Düzey sayısı=8)

		Sigmoid	Sinüs	Sabit sınırlı	Üçgen tabanlı	Radyal tabanlı
Gizli katmandaki nöron sayıları	2	20,43	19,97	20,43	5,66	5,66
	3	21,35	21,47	20,08	5,66	5,66
	5	21,43	35,3	21,99	5,66	5,66
	8	17,97	50,12	21,8	5,66	5,66
	10	18,51	70,06	22,29	5,66	5,66
	12	19,92	105,12	20,33	5,66	5,66
	15	36,74	150	16,48	5,66	5,66

Çizelge 3.8 incelendiğinde üçgen tabanlı ve radyal tabanlı transfer fonksiyonlar kullanıldığında nöron sayısı bağımsız olarak en düşük RMSE elde edildiği gözlenmektedir. Her iki transfer fonksiyonunda da RMSE değeri 5,66 bulunmuştur.

Çizelge 3.9. GLCM yönteminde DWI hacim tahminlemesinin açığa ve gri düzeylik sayısına göre en düşük RMSE değerleri

Açı	Gri Düzeyi Sayısı			
	8	16	32	64
0	5,66	5,66	5,66	5,66
45	5,66	5,66	5,66	5,66
90	5,66	5,66	5,66	5,66
135	5,66	5,66	5,66	5,66

Çizelge 3.9’da farklı açılar ve gri düzey seviye sayısına göre DWI hacim tahminlemede en düşük RMSE değerleri gösterilmiştir. Açı ve gri düzeylik seviye sayısının bir etkisi olmaksızın 5,66 ile en düşük RMSE değer elde edilmiştir. En başarılı değişkenin gizli nöron sayısı ve transfer fonksiyonuna göre PWI hacim tahminleme RMSE değerleri çizelge 3.10’te verilmiştir

Çizelge 3.10. GLCM yöntemiyle PWI hacim tahminlemede en düşük RMSE değerleri (Açı=135, Gri düzey sayısı=8)

		Sigmoid	Sinüs	Sabit sınırlı	Üçgen tabanlı	Radyal tabanlı
Gizli katmandaki nöron sayıları	2	27,71	58,79	100,02	123,33	47,68
	3	14,42	45,66	57,52	100,41	103,08
	5	20,73	87,32	22,70	53,58	51,48
	8	31,43	86,12	99,50	123,33	47,68
	10	20,90	103,76	63,22	100,41	103,08
	12	29,87	229,34	40,96	53,58	51,48
	15	56,21	142,20	99,52	123,33	47,68

Çizelge 3.10’de görüleceği üzere GLCM de en düşük RMSE nin 14,42 değeri ile transfer fonksiyonu sigmoid ve gizli nöron sayısı 3 olduğunda elde edildiği görülmektedir.

Çizelge 3.11 de gri düzey sayısına ve açığa göre en düşük RMSE değerleri verilmiştir.

Çizelge 3.11. GLCM özneliklerine göre PWI hacim tahminlemede en düşük RMSE değerleri

Açı	Gri Düzeyi Sayısı			
	8	16	32	64
0	17,85	18,52	21,23	16,69
45	18,88	17,24	17,56	17,96
90	19,02	16,18	15,65	16,15
135	14,42	18,95	16,46	17,21

Çizelge 3.11 incelendiğinde en düşük RMSE değeri gri düzey seviyesi 8 ve açı 135 olduğunda elde edildiği gözlenmektedir.

3.5. Sonuçların Karşılaştırılması

Elde edilen sonuçlar incelendiğinde DWI hesaplaması için LTEM ve GLCM metotları ile en düşük RMSE (5,66) elde edilerek tahminleme yapılabildiği görülmektedir. PWI hacim hesaplamasına bakıldığında Gabor yönteminin 8,83 ile en düşük RMSE değerini verdiği görülmektedir.

Yöntemlerin en düşük RMSE değerleri çizelge 3.12 te karşılaştırılmıştır.

Çizelge 3.12. Teknikler RMSE değerleri karşılaştırması

Teknikler	DWI	PWI
Matematiksel	11,29	72,60
LTEM	5,66	16,32
GABOR	22,97	8,83
GLCM	5,66	14,42

Çizelge 3.12 incelendiğinde DWI hesaplamasında LTEM ve GLCM öznitelik çıkarma teknikleri en düşük RMSE değeri yakalamıştır. PWI hesaplamasında Gabor tekniği ön plana çıkmıştır. Gabor öznitelik çıkarma ile 8,83'lük en düşük RMSE değeri elde edilmiştir. Literatür incelemesinde görüldüğü gibi, DWI ile ilgili güncel makaleler segmentasyona odaklanmıştır (Chen vd, 2015; Charoensuk vd, 2015; Forkert vd, 2014; Maier vd, 2015; Straka, 2010) ancak PWI segmentasyonu hakkında herhangi bir araştırma bulunamamıştır. Yazarların en iyi bilgilerine göre, literatürde DWI / PWI hacimlerinin kestirimi ile ilgili herhangi bir çalışma bulunmamaktadır. Dolayısıyla elde edilen sonuçlar literatür sonuçları ile karşılaştırılamamıştır.

Çizelge 3.13 te kullanılan tekniklerin sonuç verme süreleri saniye olarak RAPID sistemi ile karşılaştırılmıştır. Hesaplamalar 8 GB RAM, i5,1.9 Ghz 2 core olan bir dizüstü bilgisayar ile yapılmıştır. Daha güçlü bir bilgisayar ile hesaplama sürelerinin düşeceği ön görülmektedir.

Çizelge 3.13 Kullanılan Tekniklerin sonuç verme sürelerinin (Saniye) RAPID ile karşılaştırılması

Teknikler	DWI Hesaplama	PWI Hesaplama	Toplam Süre
Matematiksel	2	2	4
LTEM	30	653	683
GABOR	1	19	20
GLCM	4	101	105
RAPID	-	-	240

Çizelge 3.13 te görüleceği üzere matematiksel hesaplama 4 saniye gibi kısa bir sürede sonuç vermektedir. Bunun yanı sıra Gabor yöntemi de 20 saniye gibi bir sürede hesaplamayı yapabilmektedir. Ayrıca, matematiksel, Gabor ve GLCM yöntemleri geleneksel RAPID'den daha hızlıdır.

Çizelge 3.12 ve Çizelge 3.13 birlikte değerlendirildiğinde hesaplama süresini uzun olması ve RMSE değerinin LTEM'le aynı olması nedeniyle GLCM yönteminin seçilmesi uygun görünmektedir. PWI hesaplaması için de Gabor yöntemi hem hızlı hem düşük RMSE değeri verdiği için tercih edilmektedir.

4. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

4.1 Sonuçlar

Bu çalışmada inme hastalarının MR görüntülerinden hasar görmüş bölge ve operasyon yapılmadığı durumda potansiyel olarak hasar görebilecek bölgenin hacmi hesaplanmıştır. Mevcut hasar gören alan tespiti için DWI görüntüleri kullanıldı. Potansiyel hasar görecekt bölge için PWI resimleri kullanıldı. Matematiksel modelin yanı sıra GLCM, Gabor ve LTEM doku özelliği çıkarma teknikleri kullanılarak doku öznitelikleri çıkarıldı. Doku öznitelikleri çıkarıldıktan sonra yapay sinir ağları ile tahminleme yapıldı. DWI görüntüleri ile mevcut hasarlı bölge hacmi hesaplamasında matematiksel modelde RMSE değeri olarak 11,29 elde edilirken LTEM öznitelik çıkarma metodu ile RMSE değeri 5,66 elde edildi. PWI görüntüleri ile potansiyel hasarlı bölge hacmi hesaplanırken matematiksel modelde 72,60 gibi çok yüksek bir RMSE değeri elde edilirken Gabor öznitelik çıkarma yöntemi kullanılarak yapılan tahminlemede 8,83 değeri ile düşük bir RMSE değeri elde edildi. Yaptığımız hesaplamalar ve tahminlemelerde çıkan RMSE değerleri mililitre cinsindendir. Beynin ortalama hacminin 1250 mililitre olduğu göz önünde bulundurulduğunda elde edilen 5,66 ve 8,83 değerlerinin yüksek olmadığı değerlendirilmektedir. Gabor ve GLCM beraber kullanıldığında 24 saniye gibi kısa bir sürede sonuç alınabilmektedir. Sadece 16 hastaya ait veriler kullanılarak düşük hata seviyeleri elde edilebilmiştir. Veri sayısı arttırıldığı durumda çok daha düşük hata payı ile tahminleme yapılabileceği düşünülmektedir.

Hastanın reperfüzyon terapisinden fayda görüp görmeyeceğinin anlaşılması için (Butcher vd., 2008) mismatch'ın hızlıca hesaplanması gerekmektedir. PWI ve DWI hacimleri tahmin edildikten sonra mismatch hesaplaması sadece çıkarma işlemiyle yapılabilmektedir. PWI hacminden DWI hacmi çıkarıldığında mismatch elde edilmektedir. Her bir hastanın dakika da 1,9 milyon nöron kaybettiği ve yaklaşık bir ay fazladan yaşlandığı (Saver, 2006) göz önünde bulundurulduğunda 24 saniye gibi kısa bir sürede düşük hata payıyla sonuç veren yöntemimizin zaman kaybının oluşturacağı dezavantajı (Copen vd., 2009) ortadan kaldıracabileceği görülmektedir.

4.2 Öneriler

Yaptığımız çalışma DWI ve PWI hacimlerinin tahminlemesi hızlıca yapıldı. Ancak mismatch hesabının yanı sıra beynin kaybedilen bölgesi ve daha sonra kaybedilebilecek bölgesinin haritasının çıkarılması da doktorların tedavi için önemli olma potansiyeli mevcuttur (Butcher vd., 2008). Bu nedenle hızlı bir şekilde hacim tahminlemesi yapacak ve aynı zamanda hasar haritasının çıkarılabileceği çalışmalara ihtiyaç olduğu düşünülmektedir. Bu kapsamda daha fazla veri toplayarak bu konuda araştırmaların sürmesi gerekmektedir.



KAYNAKLAR

- Acar, Emrullah, Abidin Çalışkan, and Necmettin Sezgin.,2012, Gabor Dalgacık Dönüşümü Tabanlı Yapay Sinir Ağı Modeli İle Zambak Yaprığı İmgelerinde Pas Hastalıklarının Tespiti. *Batman Üniversitesi Yaşam Bilimleri Dergisi* 1.2 : 115-125.
- Acar, Emrullah ,2016,Extraction of texture features from local iris areas by GLCM and Iris recognition system based on KNN. *European Journal of Technique* 6.1: 44-52.
- Al Sebaey, Noura Abd El-Moez. Gray image coloring using texture similarity measures. Diss. 2007.
- Asadi, Hamed, et al.,2014, Machine learning for outcome prediction of acute ischemic stroke post intra-arterial therapy. *PloS one* 9.2.
- Bastiaans, Martin J.,1980, Gabor's expansion of a signal into Gaussian elementary signals. *Proceedings of the IEEE* 68.4 : 538-539.
- Bovik, Alan C., et al.,1992, Localized measurement of emergent image frequencies by Gabor wavelets. *IEEE Transactions on Information Theory* 38.2: 691-712.
- Brown, C. M., D. H. Ballard, and O. A. Kimball.,1982, Constraint interaction in shape-from-shading algorithms. *Rochester Univ NY Dept Of Computer Science*.
- Buciu, Ioan, and A. Gacsadi.,2009, Gabor wavelet based features for medical image analysis and classification. *2009 2nd International Symposium on Applied Sciences in Biomedical and Communication Technologies*. IEEE.
- Butcher, Ken, et al.,2008, Rapid assessment of perfusion–diffusion mismatch. *Stroke* 39.1: 75-81.
- Chai, Tianfeng, and Roland R. Draxler.,2014, Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)?–Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geoscientific model development* 7.3: 1247-1250.
- Charoensuk, W., Covavisaruch, N., Lerdlum, S., & Likitjaroen, Y. (2015). Acute stroke brain infarct segmentation in DWI images. *International Journal of Pharma Medicine and Biological Sciences*, 4(2), 115.
- Chen, L., Bentley, P., & Rueckert, D. (2017). Fully automatic acute ischemic lesion segmentation in DWI using convolutional neural networks. *NeuroImage: Clinical*, 15, 633-643.

- Copen, William A. ,2009,et al. Existence of the diffusion-perfusion mismatch within 24 hours after onset of acute stroke: dependence on proximal arterial occlusion. *Radiology* 250.3: 878-886.
- Coutts, Shelagh B., et al.,2003, Reliability of assessing percentage of diffusion-perfusion mismatch. *Stroke* 34.7: 1681-1683.
- Daugman, John G.,1985, Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters. *JOSA A* 2.7 : 1160-1169.
- Daugman, John G.,1993, High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* 15.11: 1148-1161.
- Daugman, John G.,1985, Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters. *JOSA A* 2.7: 1160-1169.
- Elnemr, Heba A.,2013, Statistical analysis of law's mask texture features for cancer and water lung detection. *International Journal of Computer Science Issues (IJCSI)* 10.6: 196.
- Forkert, N. D., Cheng, B., Kemmling, A., Thomalla, G., & Fiehler, J. (2014). ANTONIA perfusion and stroke. *Methods of information in medicine*, 53(06), 469-481.
- Gabor, Dennis.,1946, Theory of communication. Part 1: The analysis of information. *Journal of the Institution of Electrical Engineers-Part III: Radio and Communication Engineering* 93.26: 429-441.
- Gomez, Camilo R.,2018, Time is brain: the stroke theory of relativity. *Journal of Stroke and Cerebrovascular Diseases* 27.8: 2214-2227.
- Horng, Ming-Huwi, Xiao-Juan Huang, and Jia-He Zhuang.,2003, Texture Feature Coding Method for Texture Analysis and It's Application. *Journal of Optical Engineering* 42.1: 228-238.
- Iakovidis, Dimitrios K., Dimitrios E. Maroulis, and Dimitris G. Bariamis.,2007, FPGA architecture for fast parallel computation of co-occurrence matrices. *Microprocessors and Microsystems* 31.2: 160-165.
- Jain, Anil K., and Sushil Bhattacharjee.,1992, Text segmentation using Gabor filters for automatic document processing. *Machine vision and applications* 5.3: 169-184.
- Kunt, Murat, and Touradj Ebrahimi.,1991, Image compression by Gabor expansion. *Optical engineering* 30.7: 873-881.

- Laws, Kenneth I.,1980, Textured image segmentation. No. USCIP-940. University of Southern California Los Angeles Image Processing INST.
- Leung, M-T., W. E. Engeler, and P. Frank.,1990, Fingerprint image processing using neural networks. *IEEE TENCON'90: 1990 IEEE Region 10 Conference on Computer and Communication Systems. Conference Proceedings*. IEEE.
- Lövblad, Karl-Olof, et al.,1998, Clinical experience with diffusion-weighted MR in patients with acute stroke. *American Journal of Neuroradiology* 19.6: 1061-1066.
- Maier, O., Schröder, C., Forkert, N. D., Martinetz, T., & Handels, H. ,2015,. Classifiers for ischemic stroke lesion segmentation: a comparison study. *PloS one*, 10(12).
- Mehrotra, Rajiv, Kameswara Rao Namuduri, and Nagarajan Ranganathan. ,1992,Gabor filter-based edge detection. *Pattern recognition* 25.12: 1479-1494.
- Neumann-Haefelin, Tobias, et al.,1999, Diffusion-and perfusion-weighted MRI: the DWI/PWI mismatch region in acute stroke. *Stroke* 30.8: 1591-1597.
- Qiongyan, Li, et al.,2017, "Detecting spikes of wheat plants using neural networks with Laws texture energy." *Plant Methods* 13.1: 83.
- Roumi, M.. ,2009, Implementing Texture Feature Extraction Algorithms on FPGA. Master thesis, Delft University of Technology, Faculty of Electrical Engineering, *Mathematics and Computer Science*, Delfth, Netherlands,: pp:15.
- Saver, Jeffrey L.,2006, Time is brain—quantified. *Stroke* 37.1: 263-266.
- Senthilkumaran, N., and S. Vaithegi. ,2016,"Image segmentation by using thresholding techniques for medical images." *Computer Science & Engineering: An International Journal* 6.1: 1-13
- Setiawan, Arden Sagiterry, Julian Wesley, and Yudy Purnama.,2015, Mammogram classification using law's texture energy measure and neural networks. *Procedia Computer Science* 59: 92-97.
- Straka, Matus, Gregory W. Albers, and Roland Bammer.,2010, Real- time diffusion-perfusion mismatch analysis in acute stroke. *Journal of Magnetic Resonance Imaging* 32.5: 1024-1037.
- Shally, H. R., and K. Chitharanjan.,2013, Tumor volume calculation of brain from MRI slices. *International Journal of Computer Science & Engineering Technology (IJCSSET)* 4.8: 1126-1132.
- Zulpe, Nitish, and Vrushsen Pawar. ,2012 GLCM textural features for brain tumor classification. *International Journal of Computer Science Issues (IJCSI)* 9.3: 354.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Muhammed Fatih AKIL
Uyruğu : Türkiye Cumhuriyeti
Doğum Yeri ve Tarihi : Kozluk 09.11.984
Telefon : 05068385983
Faks : 02124632172
e-mail : fatih.akil@gmail.com

EĞİTİM

Derece	Adı, İlçe, İl	Bitirme Yılı
Lise	: Batman Anadolu Lisesi	2002
Üniversite	: Orta Doğu Teknik Üniversitesi Elektrik Elektronik Mühendisliği	2007
Yüksek Lisans	:	
Doktora	:	

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl	Kurum	Görevi
2007-2009	Alarko Carier	Arge Mühendisi
2009-2010	Türk Hava Yolları	Haberleşme Mühendisi
2010-2015	Türk Hava Yolları	Haberleşme Şefi
2015-	Türk Hava Yolları	Sistem Programcısı

UZMANLIK ALANI

Çağrı Merkezi Sistemleri, IP PBX

YABANCI DİLLER

İngilizce İleri seviye
Arapça Başlangıç

BELİRTMEK İSTEĞİNİZ DİĞER ÖZELLİKLER

YAYINLAR

EK 1. Dicle Üniversitesi Etik kurulu onayı



**DICLE ÜNİVERSİTESİ TIP FAKÜLTESİ GİRİŞİMSSEL OLMAYAN KLİNİK
ARAŞTIRMALAR ETİK KURULU
DICLE UNIVERSITY MEDICAL FACULTY ETHICS COMMITTEE FOR
NONINTERVENTIONAL STUDIES**

29

KARAR

Doç. Dr. Ö. Faruk ERTUĞRUL, Doç. Dr. Eşref AKIL, Doç. Dr. Salih HATTAPOĞLU isimli araştırmacılar tarafından planlanan "Akut İnme'de derin öğrenme metoduyla difüzyon perfüzyon Mismatch analizi" başlıklı araştırmaya *Dicle Üniversitesi Tıp Fakültesi Etik Kurul'u* tarafından toplantıda hazır bulunan üyeler tarafından oy birliği ile onay verilmiştir.

Klinik araştırma tamamlanıp yayın aşamasına geldiğinde, yayına sunulan bildiri veya makalenin bir örneğinin Etik Kurul'a verilmesi zorunludur.

DECISION

The project titled as "Diffusion-perfusion Mismatch analysis in acute stroke by deep learning" planned by Ö. Faruk ERTUĞRUL, Eşref AKIL, Salih HATTAPOĞLU has been approved by Ethics Committee of Dicle University Faculty of Medicine.

Oturum No (Meeting number) : Tarih (Date): 22.11.2018 Saat (Hour): 14:00-15:00

KURUL BAŞKANI (CHIEF) Prof. Dr. Hüseyin BÜYÜKBAYRAM

KURUL ÜYELERİ / MEMBERS

	ÖN VANI	ADI-SOYADI	KURUMU	BRANŞI	İMZA
1	Prof. Dr.	Hüseyin BÜYÜKBAYRAM	Dicle Üniversitesi Tıp Fakültesi	Patoloji	
2	Prof. Dr.	Levent ERDİNÇ	Dicle Üniversitesi Tıp Fakültesi	Tıbbi Biyokimya	
3	Prof. Dr.	Aziz KARABULUT	Dicle Üniversitesi Tıp Fakültesi	Kardiyoloji	
4	Prof. Dr.	Cihan AKGÜL ÖZMEN	Dicle Üniversitesi Tıp Fakültesi	Radynoloji	
5	Prof. Dr.	Haktan KARAMAN	Dicle Üniversitesi Tıp Fakültesi	Anesteziyoloji ve Reanimasyon	
6	Doç. Dr.	İlker KELLE	Dicle Üniversitesi Tıp Fakültesi	Tıbbi Farmakoloji	
7	Doç. Dr.	Zülfükar YILMAZ	Dicle Üniversitesi Tıp Fakültesi	İç Hastalıkları	
8	Doç. Dr.	M. Veysi BAHADIR	Dicle Üniversitesi Tıp Fakültesi	Genel Cerrahi	
9	Doç. Dr.	Ezeli AZARKAN	Dicle Üniversitesi Hukuk Fakültesi	Öğretim Üyesi	
10	Dr. Öğretim Üyesi	İsmail YILDIZ	Dicle Üniversitesi Tıp Fakültesi	Biyostatistik	
11	Dr. Öğretim Üyesi	Diclehan ORAL	Dicle Üniversitesi Tıp Fakültesi	Tıbbi Biyoloji	

Dicle Üniversitesi Tıp Fakültesi Dekanlık Binası Zemin Kat 21280 Kampüs/DIYARBAKIR
Telefon:+90.412 . 248 80 01-16/4631 Faks:+90.412. 248 84 40 kuruletikdiyar@gmail.com