



T.C.

SELÇUK ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

RIPPLET, TETROLET VE RIDGELET DÖNÜŞÜMLERİ KULLANILARAK KARACİĞER FOKAL LEZYONLARININ BELİRLENMESİ

Ayşe Elif ÖZTÜRK

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Elektrik - Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Şubat - 2015
KONYA
Her Hakkı Saklıdır

TEZ KABUL VE ONAYI

Ayşe Elif ÖZTÜRK tarafından hazırlanan "Ripplet, Tetrolet ve Ridgelet Dönüşümleri Kullanılarak Karaciğer Fokal Lezyonlarının Belirlenmesi" adlı tez çalışması **16/02/2015** tarihinde aşağıdaki jüri tarafından **oy birliği** / ~~**oy çokluğu**~~ ile Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik - Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı'nda YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri	**İmza**
Başkan Doç.Dr. Harun UĞUZ	.....
Üye Doç.Dr. Seral ÖZŞEN	.....
Danışman Yrd.Doç.Dr. Murat CEYLAN	.....

Yukarıdaki sonucu onaylarım.

Prof. Dr. Aşır GENÇ
FBE Müdürü

Bu tez çalışması TÜBİTAK tarafından 113E184 nolu proje ile desteklenmiştir.

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.

Ayşe Elif ÖZTÜRK

Tarih: 16.02.2015

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

RIPPLET, TETROLET VE RIDGELET DÖNÜŞÜMLERİ KULLANILARAK KARACİĞER FOKAL LEZYONLARININ BELİRLENMESİ

Ayşe Elif ÖZTÜRK

Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik - Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Yrd.Doç.Dr. Murat CEYLAN

2015, 84 sayfa

Jüri
Doç.Dr. Harun UĞUZ
Doç.Dr. Seral ÖZŞEN
Yrd.Doç.Dr. Murat CEYLAN

Karaciğer, hayati önem taşıyan birçok metabolik faaliyette kritik rol almaktadır. Dolayısıyla karaciğerde meydana gelen rahatsızlıkların ölümcül sonuçlara sebep olmaması için, zamanında ve doğru şekilde teşhis edilmesi büyük önem arz etmektedir. Radyologların teşhisleri, belli bir doğruluk oranının üstüne çıkamamaktadır. Teşhislerde doğruluk oranını artırmak amacıyla geliştirilecek yeni karar destek sistemlerine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu tez çalışması, çoklu çözünürlük analizi metodları ve yapay sinir ağları (YSA) kullanılarak karaciğer fokal lezyonlarının (hemanjiom/kist, iyi huylu/kötü huylu) tespitine yönelik geliştirilen karar destek sistemlerini içermektedir. Bu tezde kullanılan veri tabanı, TÜBİTAK tarafından desteklenen 113E184 numaralı proje kapsamında, Selçuk Üniversitesi Tıp Fakültesi Radyoloji bölümünden alınan karaciğer manyetik rezonans (MR) görüntüleri ile oluşturulmuştur. MR görüntüleri çeşitli gürültülerden etkilenmektedir. Bu etki, görüntülerin tanısal ve görsel kalitesini azaltmakla birlikte, sayısal sistemlerin sınıflama performansını da olumsuz yönde etkilemektedir. Bu nedenle, çoklu çözünürlük analizleri ile farklı gürültü giderme sistemleri de geliştirilmiştir. Sistemlerin performanslarını karşılaştırmak için gerçekleştirilen uygulamalar teze dahil edilmiştir. Tezdeki sınıflandırma ve gürültü giderme uygulamalarında kullanılan çoklu çözünürlük analizi yöntemleri; Ripplet dönüşümleri (Ripplet-II, ortagonal Ripplet-II), Tetrolet dönüşümleri (standart Tetrolet, modifiye edilmiş Tetroletler) ve Ridgelet dönüşümüdür. Çoklu çözünürlük analizlerinin temelini oluşturan Dalgacık dönüşümü ve medikal sınıflama ve gürültü giderme çalışmalarında sıklıkla tercih edilen Curvelet dönüşümleri (birinci ve ikinci nesil) ile karşılaştırmalı sonuçlar verilmiştir. Ortagonal Ripplet-II ve Tetrolet dönüşümlerinin kompleks formları ile Tetrolet dönüşümünün birleştirilmiş yeni bir formu tanımlanmıştır. Birleştirilmiş Tetrolet dönüşümünün gürültü giderme performansı ile kompleks ortagonal Ripplet-II ve kompleks Tetrolet dönüşümlerinin karaciğer fokal lezyonlarını sınıflama becerileri test edilmiş ve elde edilen sonuçlar mevcut yöntemlerle karşılaştırmalı olarak sunulmuştur.

Anahtar Kelimeler: Gürültü giderme, kompleks çoklu çözünürlük analizi metodları, medikal görüntü sınıflama, Ridgelet dönüşümü, Ripplet dönüşümleri, Tetrolet dönüşümleri.

ABSTRACT

MS THESIS

DETECTING THE LIVER FOCAL LESIONS BY USING RIPPLET, TETROLET AND RIDGELET TRANSFORMS

Ayşe Elif ÖZTÜRK

THE GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCE OF SELÇUK UNIVERSITY
THE DEGREE OF MASTER OF SCIENCE
IN ELECTRICAL AND ELECTRONICS ENGINEERING

Advisor: Asst.Prof.Dr. Murat CEYLAN

2015, 84 Pages

Jury
Assoc.Prof.Dr. Harun UĞUZ
Assoc.Prof.Dr. Seral ÖZŞEN
Asst.Prof.Dr. Murat CEYLAN

Liver takes critical part in many vital metabolic activities. Hence, it is very important to diagnose occured liver diseases on time, accurately not to cause fatal results. The accuracy rate of diagnostics of radiologysts could not exceed a certain value. There is need to improve new decision support systems for the purpose of increasing the accuracy rates of diagnostics. This thesis contains decision support systems which are proposed for detecting liver focal lesions (hemangioma/cyst, benign/malign) using multi-resolution analysis methods and artificial neural networks (ANNs). The used database for this thesis is generated with liver magnetic resonance (MR) images which were taken from Selcuk University Faculty of Medicine Department of Radiology within the project supported by The Scientific and Technical Research Council of Turkey (TUBITAK, Project No: 113E184). MR images are effected by various noises. This effect decreases diagnostic and visual quality of the images and affects the classification performance of digital systems. Therefore, different denoising systems are composed by using multi-resolution analysis methods. Applications which compares the performances of the systems are included in thesis. Multi-resolution analysis methods used in classification and denoising implementations of the thesis are Ripplet transforms (Ripplet-II, orthogonal Ripplet-II), Tetrolet transforms (standard Tetrolet and modified Tetrolets) and Ridgelet transform. Comparative results with Wavelet transform which is the basis of multi-resolution analysis techniques and Curvelet transforms (first and second generation) which are often preffered for medical classifying and denoising studies are presented. Complex forms of orthogonal Ripplet-II and Tetrolet transforms are initially introduced. Moreover a fused form of Tetrolet transform is identified. Denoising performance of fused Tetrolet transform and liver focal lesion classifying abilities of complex orthogonal Ripplet-II and complex Tetrolet transforms are tested and obtained results are presented after comparing with existing methods.

Keywords: Complex multi-resolution analysis methods, denoising, medical image classifying, Ridgelet transform, Ripplet transforms, Tetrolet transforms.

ÖNSÖZ

Tüm çalışmalarımda değerli bilgi ve tecrübeleriyle bana sabırla yol gösteren, gerekli araştırma ve geliştirme çabalarımda özverili yardımlarını esirgemeyen danışmanım Yrd.Doç.Dr. Murat CEYLAN' a; çalışmalarıma destek olan bölümümüz öğretim elemanlarına ve Elektrik-Elektronik Mühendisi Hüseyin YAŞAR' a; karaciğer MR görüntülerinin kaydedilmesi ve yorumlanması aşamalarında yardımcı olan Dr. Hasan ERDOĞAN' a ve maddi-manevi destekleri için aileme teşekkür ederim.

Ayşe Elif ÖZTÜRK
KONYA - 2015

İÇİNDEKİLER

ÖZET ..... **iv**

ABSTRACT ..... **v**

ÖNSÖZ ..... **vi**

İÇİNDEKİLER ..... **vii**

SİMGELER VE KISALTMALAR ..... **ix**

1. GİRİŞ **1**

2. KAYNAK ARAŞTIRMASI **4**

3. MATERYAL VE YÖNTEM **7**

3.1. Karaciğer MR Görüntüleri Veri Tabanı 7
3.1.1. Segmentasyon 11
3.2. Çoklu Çözünürlük Analizleri 12
3.2.1. Dalgacık dönüşümü (DD) 13
3.2.1.1. Reel Dalgacık dönüşümü 13
3.2.1.2. Kompleks Dalgacık dönüşümü 15
3.2.2. Ridgelet dönüşümü (RD) 16
3.2.3. Curvelet dönüşümleri (CD) 17
3.2.3.1. Birinci nesil Curvelet dönüşümü 18
3.2.3.2. Reel ve kompleks değerli ikinci nesil Curvelet dönüşümleri 19
3.2.4. Ripplet-II dönüşümleri 20
3.2.4.1. Ripplet-II dönüşümü 21
3.2.4.2. Ortagonal Ripplet-II dönüşümü 23
3.2.4.3. Kompleks ortagonal Ripplet-II dönüşümü 24
3.2.5. Tetrolet dönüşümleri (TD) 25
3.2.5.1. Standart Tetrolet dönüşümü 27
3.2.5.2. Tetrolet 16 dönüşümü 28
3.2.5.3. Kenar Tetrolet dönüşümü 28
3.2.5.4. Rahat Tetrolet dönüşümü 29
3.2.5.5. Rahat kenar Tetrolet dönüşümü 29
3.2.5.6. Birleştirilmiş Tetrolet dönüşümü 29
3.2.5.7. Kompleks Tetrolet dönüşümü (Kompleks TD) 31
3.3. İstatistiksel Özellik Çıkarma Yöntemleri 34
3.4. Yapay Sinir Ağları (YSA) 35
3.4.1. Reel değerli yapay sinir ağları (RDYSA) 35
3.4.2. Kompleks değerli yapay sinir ağları (KDYSA) 36
3.5. Eşikleme Yöntemleri 37
3.6. Performans Değerlendirme Kriterleri 38
3.6.1. Ortalama karesel hata (OKH) 38
3.6.2. Tepe sinyali gürültü oranı (TSGO) 39
3.6.3. Ortalama yapısal benzerlik indeksi (OYBİ) 39

3.6.4. Özellik benzerliği indeksi (ÖBİ) 40
3.6.5. Doğruluk, hassasiyet ve özgüllük 41
3.6.6. Alıcı işlem karakteristiği (AİK) eğrisi ve eğri altındaki alan (EAA) değeri 42

4. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA 43

4.1. Gürültü Giderme Uygulamaları 43
4.1.1. Standart Tetrolet dönüşümü ve Ridgelet dönüşümünün, karaciğer MR görüntülerinin gürültülerini giderme performanslarının Dalgacık dönüşümü ve Curvelet dönüşümleri (birinci ve ikinci nesil) ile karşılaştırılması 43
4.1.2. Standart Tetrolet dönüşümü, modifiye Tetrolet dönüşümleri ve birleştirilmiş Tetrolet dönüşümünün karaciğer MR görüntülerinden gürültü gidermedeki başarılarının Dalgacık dönüşümü ile karşılaştırılması 52
4.2. Sınıflandırma Uygulamaları 58
4.2.1. Ridgelet dönüşümü ve Ripplet-II dönüşümleri ile karaciğer MR görüntülerinin sınıflandırılması 59
4.2.2. Ridgelet ve Tetrolet dönüşümlerinin karaciğer MR görüntülerini sınıflandırma performanslarının Dalgacık ve Curvelet dönüşümleri ile karşılaştırılması 67
4.2.3. Tetrolet ve ortagonal Ripplet-II dönüşümlerinin kompleks formlarının karaciğer MR görüntülerini sınıflandırma performanslarının Dalgacık ve Curvelet dönüşümlerinin kompleks formları ile karşılaştırılması 71

5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER 75

5.1. Sonuçlar 75
5.2. Öneriler 76

KAYNAKLAR 77

EKLER 83

ÖZGEÇMİŞ 84

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

j : Seviye
r_j : j seviyesindeki çözünürlük
r_{j-1} : j-1 seviyesindeki çözünürlük
s : Ölçek parametresi
p : Pozisyon / kayma parametresi
k : Örnek sayısı
w_k : Ters ayrık dalgacık dönüşümünde kullanılan ağırlık katsayıları
p_k : k. örneğin pozisyonu
s_k : k. örnek için ölçek parametresi
$\psi_{s,p}(.)$: Dalgacık fonksiyonu
ψ_{komp} : Kompleks dalgacıklar
ψ_{re} : Reel dalgacıklar
ψ_{im} : İmajiner dalgacıklar
θ : Açı / yön parametresi
δ : Dirac dağılımı
$\psi_{s,p,\theta}(.)$: Ridgelet fonksiyonu
$R(s,p,\theta)$: Ridgelet dönüşümü katsayıları
$P(r,\theta)$: Radon dönüşümü katsayıları
$W(r)$: Curvelet dönüşümünde kullanılan radyal pencere fonksiyonu
$V(\omega)$: Curvelet dönüşümünde kullanılan açı penceresi fonksiyonu
R_θ : Curvelet dönüşümünde kullanılan rotasyon parametresi
$x_k^{j,l}$: Curvelet dönüşümünde kullanılan pozisyon parametresi
$\varphi_{j,l,k}$: Curveletler
$c(j,l,k)$: Curvelet dönüşümü katsayıları
r : Yarıçap
d : Derece
$g_n(r)$: Polar koordinatta tanımlı iki boyutlu fonksiyonun Fourier katsayıları
$f_n(\rho)$: Fourier dönüşümü katsayıları
$GRD(r,\theta)$: Genelleştirilmiş Radon dönüşümü katsayıları
$T_n(.)$: Chebysev polinomu
$R_f(s,p,d,\theta)$: Ripplet-II dönüşümü katsayıları
$R_f^{ort}(s, p_1, p_2, d)$: Ortagonal Ripplet-II dönüşümü katsayıları
$\psi_{s,p,d,\theta}(\rho,\phi)$: Ripplet-II fonksiyonu
$R_f^{komp}(s, p_1, p_2, d)$: Kompleks ortagonal Ripplet-II dönüşümü katsayıları
$L1$: Standart Tetrolet dönüşümünün yaklaşım bileşenleri
$H1$: Standart Tetrolet dönüşümünün detay bileşenleri
$L2$: Modifiye Tetrolet dönüşümünün yaklaşım bileşenleri
$H2$: Modifiye Tetrolet dönüşümünün detay bileşenleri
x_{komp} : Kompleks sarmal dizi
x_{re} : Kompleks sarmal dizinin reel kısmı
x_{im} : Kompleks sarmal dizi imajiner kısmı
$AHD\{f(n)\}$: Ayrık Hilbert dönüşümü
$\overline{x}$: Aritmetik ortalama
σ : Standart sapma
v : Varyans

m_k : Bir verinin k. momenti
$E(.)$: Tahmini değer
ku : Kurtosis
λ : Eşik / kritik değer
g : Yapay sinir ağlarında nöron girişi
a : Yapay sinir ağlarında bir nöron için ağırlık katsayısı
e : Yapay sinir ağlarında bir nöron için eşik değeri
$ç$: Yapay sinir ağlarında nöron çıkışı
gy : Reel aktivasyon fonksiyonu girişi
$f_{akt}(.)$: Reel aktivasyon fonksiyonu
$f_{log}(.)$: Reel logaritmik sigmoid fonksiyonu
a_{nm} : n ve m nöronları arasındaki ağırlık katsayısı
Y_n : Kompleks aktivasyon fonksiyonu girişi
g_m : m nöronunun girişi
e_n : n nöronu için eşik değer
$f_R(u)$: Kompleks logaritmik sigmoid fonksiyonu
X_m : Kompleks yapay sinir ağlarında giriş
X_{mre} : Kompleks yapay sinir ağlarında girişin reel kısmı
X_{mim} : Kompleks yapay sinir ağlarında girişin imajiner kısmı
Sy : Eşikleme sonrası dönüşüm katsayılarının aldığı yeni değer
σ_g : Gürültü sapması
M : Bir matristeki satır sayısı
N : Bir matristeki sütun sayısı
$l(x,y)$: Parlaklık bozulması
$c(x,y)$: Kontrast bozulması
$s(x,y)$: Korelasyon bozulması
P : OYBİ hesaplanırken kullanılan pencere sayısı
$\overline{y}$: OYBİ hesaplanırken kullanılan y görüntü matrisinin ortalaması
s_x^2 : OYBİ hesaplanırken kullanılan x görüntü matrisinin varyansı
s_y^2 : OYBİ hesaplanırken kullanılan y görüntü matrisinin varyansı
$s_{x,y}$: OYBİ hesaplanırken kullanılan x ve y görüntü matrislerinin kovaryansı
$S_1(x,y)$: Parlaklık bozulması parametresine göre hesaplanan benzerlik indeksi
$S_2(x,y)$: Kontrast ve korelasyon bozulmasına göre hesaplanan benzerlik indeksi
$sigma$: Gürültü oranı
FU : Faz uyumu
GG : Gradyent genliği
B : Özelleştirilmiş benzerlik değeri
G_x : Yatayda kısmi türev
G_y : Dikeyde kısmi türev
$B_L(x)$: İki görüntü arasındaki özelleştirilmiş benzerlik indeksi
$B_{FU}(x)$: Faz uyumuna bağlı özelleştirilmiş benzerlik indeksi
$B_{GG}(x)$: Gradyent genliğine bağlı özelleştirilmiş benzerlik indeksi
Gr : Gürültü
A : Arteryal faz görüntülerinden elde edilen katsayılar
G : Geç faz görüntülerinden elde edilen katsayılar
K : Kontrast faz görüntülerinden elde edilen katsayılar
V : Venöz faz görüntülerinden elde edilen katsayılar

Kısaltmalar

BT	: Bilgisayarlı tomografi
MR	: Manyetik rezonans
T1	: Manyetik rezonans görüntülemenin T1 fazı
T2	: Manyetik rezonans görüntülemenin T2 fazı
YSA	: Yapay sinir ağları
DD	: Dalgacık dönüşümü
1B	: Bir boyutlu
RD	: Ridgelet dönüşümü
2B	: İki boyutlu
CD	: Curvelet dönüşümü
TD	: Tetrolet dönüşümü
TÜBİTAK	: Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu
FNH	: Fokal nodüler hiperplazi
HCC	: Hepatoselüler karsinom
HL	: Dalgacık dönüşümü katsayılarının yatay yöndeki detay bileşenleri
LH	: Dalgacık dönüşümü katsayılarının dikey yöndeki detay bileşenleri
HH	: Dalgacık dönüşümü katsayılarının köşegen detay bileşenleri
LL	: Dalgacık dönüşümü katsayılarının yaklaşım bileşenleri
RDYSA	: Reel değerli yapay sinir ağları
KDYSA	: Kompleks değerli yapay sinir ağları
TSGO	: Tepe sinyali gürültü oranı
OKH	: Ortalama karesel hata
OYBİ	: Ortalama yapısal benzerlik indeksi
ÖBİ	: Özellik benzerliği indeksi
AİK	: Alıcı işlem karakteristiği
EAA	: Eğri altındaki alan
YBİ	: Ortalama yapısal benzerlik indeksi
DP	: Doğru pozitif
DN	: Doğru negatif
YP	: Yanlış pozitif
YN	: Yanlış negatif
dB	: Desibel
SGO	: Sinyal gürültü oranı

1. GİRİŞ

Karaciğer; protein sentezi, sindirime gerekli biyokimyasalların üretilmesi, kan şekerinin düzenlenmesi gibi birçok hayati işlemi gerçekleştiren önemli bir organdır ve fonksiyonlarını uzun süreli olarak kaybetmesi vücut tarafından tolere edilemez. Bu nedenle karaciğerde meydana gelen herhangi bir rahatsızlığın zamanında ve doğru bir şekilde tespit edilmesi gerekmektedir.

Karaciğerde sıklıkla lezyonlara rastlanmaktadır. Çoğu iyi huyludur. İyi huylu lezyonlar için herhangi bir tedaviye gerek yok iken, kötü huylu primer karaciğer lezyonlarının ya da karaciğerin metastatik lezyonlarının varlığında cerrahi müdahale veya özel tedavi planlaması gerekmektedir. Dolayısıyla lezyonların tespiti ve ayırıcı tanısının yapılması, hastaların tedavi sürecinin planlamasında oldukça kritik bir aşamadır. İyi huylu lezyona sahip hastaları gereksiz müdahalelerden korumak, kötü huylu kitleleri zamanında tespit edebilmek kadar önemlidir. İyi huylu lezyonlar arasında karaciğer kisti, hemanjiom, fokal nodüler hiperplazi ve hepatoselüler adenom sayılabilirken; kötü huylu lezyonlardan en sık görülenler hepatoselüler karsinom, kolanjiokarsinom ve metastazlardır.

Karaciğer lezyonlarının tespitinde ultrasonografi, bilgisayarlı tomografi (BT), manyetik rezonans (MR), spiral BT, anjiografi gibi görüntüleme yöntemleri kullanılmaktadır. Bu tanı yöntemleri içinde MR görüntüleme diğerlerine göre daha başarılı olmuştur. MR görüntüleme, doku ve organların detaylı bir şekilde incelenmesini sağlayan önemli bir teknik olup, en büyük avantajı; dokuları, fiziksel ve biyokimyasal özelliklerine göre ayırt edebiliyor olmasıdır. Dinamik kontrastlı MR' da T1 ve T2 ağırlıklı görüntülerde sinyal farklılıklarına göre karaciğer lezyonlarının varlığı tespit edilmekte ve karakterize edilmektedir. Erken arteryel, portal venöz ve geç venöz fazda lezyonların kontrast madde tutma özelliklerinin farklı olması, ayırıcı tanının yapılmasına yardımcı olmaktadır. Bu aşamada kalitatif bir değerlendirme yapılmakta olup tanıda kullanılacak kantitatif değerler elde edilememektedir. Radyologların bu tarz kalitatif değerlendirmelerinde teşhislerin doğruluk oranı %72 oranını aşamamaktadır. Ayrıca, MR görüntüleri, çekim esnasında gürültülerden etkilenmekte ve bu gürültüler, görüntülerin görsel yorumunu ve bilgisayar destekli analizini zorlaştırmaktadır.

Bu tez çalışmasının temel hedefi; karaciğer MR görüntülerinden sayısal değerler elde ederek, fokal lezyonların tespitinde radyologların teşhislerine yardımcı olacak ve tanıların daha doğru şekilde yapılmasını sağlayacak karar destek sistemleri

oluşturmaktır. Tanı esnasında yanlış yorumlara sebep olabilecek gürültülerin yok edilmesi de yan hedef olarak belirlenmiştir. Objektif sonuçlar elde edebilmek için, uygulamalarda uzman radyologlar tarafından yalnız karaciğer bölgesini içerecek biçimde segmente edilmiş (bölütlenmiş) MR görüntüleri kullanılmıştır.

Karaciğer görüntülerinin sınıflandırılması için geliştirilen karar destek sistemleri iki aşamalı olarak tasarlanmıştır. İlk aşamada çoklu çözünürlük analizi yöntemleri ve istatistiksel metotlarla (ortalama, standart sapma, varyans, skewness, kurtosis ve moment) görüntülerin özellikleri çıkarılmıştır. İkinci aşamada ise farklı YSA (yapay sinir ağları) modelleri kullanılarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir.

Tasarlanan karar destek sistemlerinde ilk adımı oluşturan özellik çıkarma aşamasında, literatürde son yıllarda yerini alan; Ridgelet dönüşümü, Ripplet-II dönüşümü, ortagonal Ripplet-II dönüşümü, Tetrolet dönüşümü, Curvelet dönüşümü (ikinci nesil) ve Dalgacık dönüşümünün yanı sıra, bu tez çalışması ile literatüre kazandırılan kompleks ortagonal Ripplet-II ve kompleks Tetrolet dönüşümlerinden faydalanılmıştır. Bahsedilen mevcut yöntemlerin ve bunların yeni formlarının medikal görüntüleri sınıflama yeteneklerini kıyaslamak için çeşitli uygulamalar gerçekleştirilmiştir. Bu uygulamaların ilk bölümünde Ridgelet, Ripplet-II, ortagonal Ripplet-II ve kompleks ortagonal Ripplet-II dönüşümleri; ikinci bölümünde Ridgelet, Tetrolet, Dalgacık ve Curvelet (ikinci nesil) dönüşümleri; son bölümünde ise Dalgacık, Curvelet (ikinci nesil), ortagonal Ripplet-II ve Tetrolet dönüşümlerinin reel formlarının yanında kompleks formları da kullanılarak karaciğer MR görüntülerin özellikleri çıkartılmış ve YSA ile sınıflandırma gerçekleştirilmiş, elde edilen sistemlerin performansları kıyaslanmıştır. Her bir uygulama için ayrı ayrı sistemler ve YSA yapıları tasarlanmıştır.

Sınıflandırma çalışmalarının yanı sıra, çoklu çözünürlük analizi yöntemlerinden medikal gürültü gidermede de etkin biçimde yararlanılabileceğini gösteren iki farklı gürültü giderme uygulaması yapılmıştır. Kullanılan yöntemlerin gürültü giderme yetenekleri ile ilgili daha genel ve objektif yorumlar yapabilmek için farklı çoklu çözünürlük analizi metodlarından (modifiye Tetrolet dönüşümleri ve birinci nesil Curvelet dönüşümü) yararlanılmıştır. İlk kez bu tez çalışması ile ortaya atılan birleştirilmiş Tetrolet dönüşümünün gürültü giderme performansı değerlendirilmiştir. Elde edilen sonuçlar karşılaştırmalı olarak sunulmuştur.

Tezin organizasyonu şu şekildedir: 2. bölümde, tez çalışmasında yararlanılan çoklu çözünürlük analizleri ile ilgili literatür araştırması sunulmuştur. 3. bölümde, tezde

kullanılan materyal ve yöntemler detaylı olarak incelenmiştir. Tezle ilgili uygulamalar ve bu uygulamalardan elde edilen sonuçlar Bölüm 4' te verilmiş, Bölüm 5' te ise uygulama sonuçları yorumlanmış ve öneriler sunulmuştur.

2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Çoklu çözünürlük analizlerinin temeli, sürekli formu ilk kez Morlet (1982) tarafından ortaya atılan Dalgacık dönüşümüne (DD) dayanır. DD' nin ayrık formunu Mallat (1989) ve Daubechies (1992) geliştirmiştir. DD' nin sinyaller üzerinde gürültü gidermede kullanıldığı ilk çalışma Lang ve ark. (1995)' na aittir. Mojsilovic ve ark. (1996)' nın çalışması ile DD biyomedikal görüntülere uygulanmaya başlanmıştır. Bu çalışmada 84 adet akciğer ultrasonografi görüntüsü bir boyutlu (1B) DD kullanılarak %92 doğrulukla sınıflanmıştır. Mojsilovic ve ark. (1998)' nın başka bir çalışmasında sağlıklı bireylere, siroz hastalarına ve karaciğer yağlanması bulunan hastalara ait karaciğer ultrasonografi görüntüleri, DD kullanılarak %90 doğruluk ve %92 özgüllükle sınıflanmıştır. Lambrou ve ark. (2005), 720 karaciğer BT görüntüsü ile kapsamlı bir çalışma yapmış ve %90' ın üzerinde başarı ile görüntüleri sağlıklı/kanserli şeklinde sınıflamışlardır. Mala ve ark. (2005), yağlı karaciğer ve siroz hastalıklarına sahip 100 hastanın karaciğer BT görüntülerini sınıflamada %95 başarı elde etmişlerdir. Daha sonra MR görüntülerindeki gürültülerin giderilmesi (Delakis ve ark., 2007), beyin MR görüntülerinin sınıflanması (Bağcı ve ark., 2007; Rajini ve ark., 2011), medikal görüntülerin sıkıştırılması (Sriraam ve ark., 2011) gibi çalışmalarda da kullanılmış olan DD' nin üç önemli dezavantajı vardır: Zamanda kayma olduğu zaman giriş sinyallerini ayırt etmekte zorlanır, yalnız üç yönde uygulanabilir (0°, 45°, 90°) ve faz bilgisi içermez (Ceylan ve ark., 2008). DD' nin bu zayıf yönlerini geliştirmek için, kompleks formları üretilmiştir (Selesnick ve ark., 2005). Kompleks DD, Ceylan ve ark. (2010) tarafından karmaşık değerli yapay sinir ağlarıyla BT görüntülerinden akciğer bölgesinin segmentasyonunda kullanılmış ve %99,79 gibi yüksek bir doğruluk oranı elde edilmiştir.

Ridgelet dönüşümü (RD), Candes ve ark. (1999) tarafından geliştirilen ve analiz esnasında açısal pencereler kullanılan bir yöntemdir (Yaşar ve ark., 2013). DD' den farklı konum ve yönlerde de veri işleyebilmektedir. Düz çizgiler boyunca uygulanan ridgeletler sayesinde, görüntüler üzerindeki 1B süreksizlikleri yakalamakta oldukça etkilidir. Bu özelliği sayesinde doku sınıflama çalışmalarında (Huang ve ark., 2006; Pan ve ark., 2008) başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Öztürk ve ark. (2014), RD' den yararlanarak gerçekleştirdikleri çalışmada, 68 karaciğer MR görüntüsünü hemanjiom ve kist olarak sınıflamış ve %95,59 gibi yüksek bir doğruluk oranına ulaşmışlardır. Yaşar ve ark. (2013) akciğer BT görüntülerindeki gürültülerin giderilmesinde RD ile Dalgacık

ve Curvelet dönüşümlerinin reel ve kompleks formlarının performanslarını kıyaslamışlar; tuz ve biber gürültüsünün yok edilmesinde RD ile diğer yöntemlerden çok daha üstün sonuçlar elde edildiğini ispatlamışlardır. RD, başarılı bir yöntem olarak literatürde çeşitli uygulamalarda kullanılmış olsa da, iki boyutlu (2B) süreksizlikleri tespit etmede yetersiz kalmıştır. Kompleks DD' nin zaman kaymalarından etkilenmeme özelliği ile RD' nin 1B süreksizlikleri yakalama başarısı bir araya getirilerek kompleks RD geliştirilmiş ve çeşitli görüntüler üzerinde gürültü gidermede kullanılmıştır (Chen ve ark., 2007).

Birinci ve ikinci nesil Curvelet dönüşümleri, Candes ve ark. (2000, 2005, 2005b) tarafından geliştirilmiştir. Curvelet dönüşümünde (CD) pencereleme işlemi, RD' den farklı olarak düz çizgiler boyunca değil, ikinci dereceden eğriler boyunca uygulanır. Ma ve ark. (2010), DD' nin ortaya atılmasından çalışmanın yayınlandığı tarihe kadar CD' nin gelişimini, diğer çoklu çözünürlük analizi metodlarıyla ilişkisini ve CD teorisini incelemişlerdir. Starck ve ark. (2002), CD kullanarak test görüntülerine gürültü giderme uygulamışlardır. Dettori ve ark. (2007), BT görüntülerinden omurga, kalp, böbrek, karaciğer ve dalak dokularının tespitine yönelik gerçekleştirdikleri çalışmada Dalgacık, Ridgelet ve Curvelet analizlerinin performanslarını karşılaştırmışlar ve %97,1 - %98,9 arasında değişen doğruluk oranları ile en iyi performansı CD' nin gösterdiğini belirlemişlerdir. Kumar ve ark. (2010), 70 karaciğer görüntüsü ile gerçekleştirdikleri tümör tespitine yönelik çalışmada DD ile %88,6 doğruluk oranını aşamazlarken, CD ile %94,3 oranında başarılı olmuşlardır. AlZubi ve ark. (2011), medikal görüntülerin segmentasyonu ve gürültülerinin yok edilmesinde CD' nin DD' den üstün olduğunu gözlemişlerdir. Mahmoud ve ark. (2011), deri kanserinin tespiti için yaptıkları uygulamada DD ile %51,1 doğruluk elde ederlerken, CD ile bu oranın %75,6' ya yükseldiğini görmüşlerdir. Eltoukhy ve ark. (2009, 2010), mamografi görüntülerinden meme kanserinin teşhisi üzerine yaptıkları çalışmalarda CD' yi kullanarak %98,56 gibi yüksek bir doğruluk oranı elde etmişlerdir. Reddy ve ark. (2011), kemik kalitesini tespit etmek için 190 adet diş BT görüntüsünü kullandıkları çalışmalarında; DD ile %80 - %95, RD ile %73 - %82, CD ile %85 - %94 arasında değişen oranlarda doğru sonuçlara ulaşmışlardır.

Xu ve ark. (2010) tarafından; CD' de kullanılan ikinci dereceden eğrilerin, görüntülerin içerdiği tüm sınırları tanımlayamayacağı düşünülerek, iki ve ikiden daha yüksek dereceden eğriler boyunca uygulanabilen Ripplet-I dönüşümü geliştirilmiştir. Medikal görüntü birleştirme (Das ve ark., 2011), retina görüntülerinin analizi ve

segmentasyonu (Silvia ve ark., 2012), doku sınıflama için özellik çıkarma (Muhammady ve ark., 2012), veri tabanından görüntü seçme (Chowdhury ve ark., 2012; Sasheendran ve ark., 2013) gibi uygulamalarda Ripplet-I' den faydalanılmıştır. Yine Xu ve ark. (2012) tarafından RD' nin geliştirilmesiyle Ripplet-II ve ortagonal Ripplet-II dönüşümleri elde edilmiştir. Bu çalışmada, Ripplet-II ve ortagonal Ripplet-II' nin özellik çıkarma performansları RD ve DD ile kıyaslanmış ve bunlardan çok daha üstün sonuçlar elde edebildikleri görülmüştür. Daha sonra Öztürk ve ark. (2014)' nın çalışmasında Ripplet-II kullanılmış ve karaciğer MR görüntüleri %94,12 doğruluk ve %97,5 duyarlılık ile sınıflanmıştır.

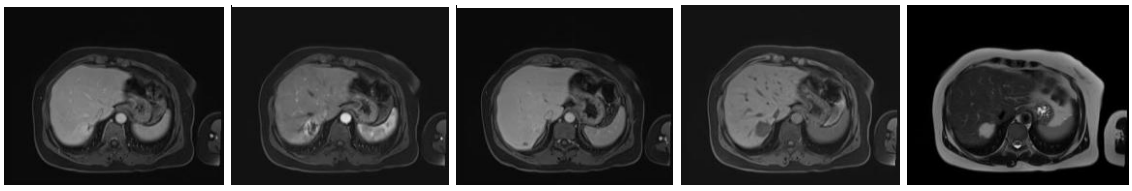
Tetrolet dönüşümü (TD), uygulanışı bakımından RD ve Ripplet dönüşümlerinden ayrılmaktadır. Haar DD tabanlı bir yöntem olarak Krommweh (2010) tarafından görüntülerin etkili biçimde temsil edilebilmesi için geliştirilmiştir. Görüntüler 4x4' lük bloklara ayrılıp, her bir blok için tetromin adı verilen şekillerden, bloğun geometrisine uygun olarak ilgili bölgeyi en iyi şekilde temsil eden dört tanesi seçilerek dönüşüm uygulanır. 4x4' lük bloklar için tetrominlerle 117 farklı kombinasyon oluşturmak mümkündür, ancak uygulamalarda bu konfigürasyonların tamamını kullanmak gereksizdir (Singh, 2010). Ceylan ve Öztürk (2014), TD ile gerçekleştirilen gürültü giderme uygulamalarında kullanılması gereken tetromin dizilimi sayısının belirlenmesi üzerine yaptıkları çalışmada, dizilim sayısının gürültü oranına ve veri setine özgü olarak belirlenmesi gerektiği sonucuna ulaşmışlardır. TD, Dai ve ark. (2013)' nın çalışmasında, ön filtreleme için kullanılmıştır. Görüntülerin sıkıştırılmasında TD' den faydalanılan çalışmalar da literatürde mevcuttur (Naqvi, 2013; Thayammal ve ark., 2014). Indra (2014), mamogramlardaki mikro kireçlenmelerin tespitinde TD' yi kullanmış ve ayrışma seviyesine göre %91,99-%100 arasında başarılı olmuştur. TD' nin karaciğer lezyonlarının sınıflanmasında kullanıldığı bir çalışma literatürde mevcut değildir.

3. MATERYAL VE YÖNTEM

Bu bölüm altı alt başlıkta incelenmiştir. Bölüm 3.1' de çalışmalarda kullanılan veri tabanının özellikleri sunulmuş, bölüm 3.2 ve 3.3' te ise sırasıyla kullanılan çoklu çözünürlük analizi yöntemleri ve istatistiksel yöntemlere dayalı özellik çıkarma metodları verilmiştir. Bölüm 3.4' te yapay sinir ağları, bölüm 3.5' te eşikleme metodları anlatılmış, son olarak bölüm 3.6' da performans değerlendirme kriterleri açıklanmıştır.

3.1. Karaciğer MR Görüntüleri Veri Tabanı

Bu tez çalışmasında kullanılan karaciğer MR görüntüleri veri tabanı; TÜBİTAK tarafından desteklenen 113E184 no.lu proje kapsamında, Selçuk Üniversitesi Tıp Fakültesi Radyoloji bölümünde, uzman radyologların denetiminde oluşturulmuştur. Görüntülerin kullanımı için gerekli etik kurul kararı alınmış ve Ek-1' de sunulmuştur. Veri tabanındaki her bir hastaya ait görüntü, içerdiği lezyona göre etiketlenmiştir. MR görüntüsü alınan hastalar içinden biyopsi yapılanlara ait patoloji raporları da veritabanına eklenmiştir. Veri tabanı; 22' si kötü huylu, 107' si iyi huylu lezyona sahip olmak üzere toplamda 129 hastanın dinamik kontrastlı MR görüntülerinden oluşmaktadır. Uzman radyologlar tarafından iyi huylu lezyonlar hemanjiom, kist, normal ve fokal nodüler hiperplazi (FNH) şeklinde etiketlenirken; kötü huylu lezyonlar hepatoselüler karsinom (HCC), kolanjiokarsinom, metastaz ve kitle olarak etiketlenmiştir. Görüntüler, T1 ve T2 fazlarında çekilmiştir. T1 fazı; kontrast öncesi faz, venöz faz, arteryel faz ve geç faz şeklinde kendi içinde dörde ayrılmaktadır. Şekil 3.1' de, veri tabanındaki 27 numaralı hemanjiom etiketli MR görüntüsünün farklı fazlardaki çekimleri görülmektedir.



a) b) c) d) e)

Şekil 3.1. Veri tabanındaki 27 numaralı karaciğer MR görüntüsünün farklı fazlardaki çekimleri: a) Venöz faz, b) Arteryal faz, c) Geç faz, d) Kontrast öncesi faz, e) T2 fazı

Veri tabanında bulunan karaciğer MR görüntülerinin özellikleri ve hangi fazlara ait çekimlerinin veri tabanında yer aldığı, Çizelge 3.1' de verilmiştir.

Çizelge 3.1. Karaciğer MR görüntüleri veri tabanında bulunan görüntüler ve özellikleri (K: kontrast öncesi faz, A: arteryal faz, V: venöz faz, G: geç faz, T2: T2 fazı)

Görüntü No	Etiket	Fazlar				
		K	A	V	G	T2
1	Hepatoselüler karsinom	+	+	+	+	+
2	Hepatoselüler karsinom	+	+	+	+	+
3	Hepatoselüler karsinom	+	+	+	+	+
4	Hepatoselüler karsinom	+	+	+	+	+
5	Hepatoselüler karsinom	+	+	-	+	+
6	Kolanjiokarsinom	+	+	+	+	+
7	Metastaz	+	+	+	+	+
8	Metastaz	-	+	+	+	+
9	Metastaz	+	+	+	+	+
10	Metastaz	+	+	+	+	+
11	Metastaz	+	+	+	+	+
12	Metastaz	+	+	-	+	+
13	Kitle	+	+	+	+	+
14	Metastaz	(?)				
15	Kolanjiokarsinom	+	+	+	+	+
16	Kolanjiokarsinom	+	+	+	+	+
17	Metastaz	+	+	+	+	+
18	Metastaz	+	+	+	+	+
19	Kolanjiokarsinom	+	+	+	+	+
20	Kolanjiokarsinom	+	+	+	+	+
21	Metastaz	+	+	+	+	+
22	Kolanjiokarsinom	+	+	+	+	+
23	Fokal nodüler hiperplazi	+	+	+	+	+
24	Hemanjiom	+	+	+	+	+
25	Hemanjiom	+	+	-	+	+
26	Hemanjiom	-	+	+	+	+
27	Hemanjiom	+	+	+	+	+
28	Hemanjiom	+	+	+	+	+
29	Hemanjiom	+	+	+	+	+
30	Hemanjiom	+	+	+	+	+
31	Hemanjiom	+	+	+	+	+
32	Hemanjiom	+	+	+	+	+
33	Hemanjiom	+	+	+	+	+
34	Hemanjiom	+	+	+	+	+

35	Hemanjiom	+	+	+	+	+
36	Hemanjiom	+	+	+	+	+
37	Hemanjiom	+	+	+	+	+
38	Hemanjiom	+	+	+	-	+
39	Hemanjiom	+	+	+	+	+
40	Hemanjiom	+	+	+	+	+
41	Kist	+	+	+	-	+
42	Kist	+	+	-	+	+
43	Kist	+	+	-	+	+
44	Kist	+	+	-	+	+
45	Kist	+	+	+	+	+
46	Kist	+	+	-	+	+
47	Kist	+	+	-	+	+
48	Kist	+	+	+	+	+
49	Kist	(?)				
50	Kist	(?)				
51	Kist	(?)				
52	Hemanjiom	(?)				
53	Hemanjiom	(?)				
54	Hemanjiom	(?)				
55	Kist	+	+	+	+	+
56	Kist	-	+	-	+	+
57	Kist	(?)				
58	Hemanjiom	+	+	-	+	+
59	Kist	(?)				
60	Fokal nodüler hiperplazi	+	+	+	+	+
61	Fokal nodüler hiperplazi	+	+	+	+	+
62	Hemanjiom	+	+	+	+	+
63	Hemanjiom	+	+	+	+	+
64	Hemanjiom	+	+	+	+	+
65	Hemanjiom	+	+	+	+	+
66	Hemanjiom	+	+	+	+	+
67	Hemanjiom	+	+	+	+	+
68	Hemanjiom	+	+	+	+	+
69	Hemanjiom	+	+	+	+	+
70	Hemanjiom	+	+	+	+	+
71	Hemanjiom	+	+	+	+	+
72	Hemanjiom	+	+	+	+	+
73	Hemanjiom	+	+	-	+	+
74	Hemanjiom	+	+	+	+	+
75	Hemanjiom	+	+	+	+	+
76	Hemanjiom	+	+	+	+	+
77	Hemanjiom	+	+	+	+	+

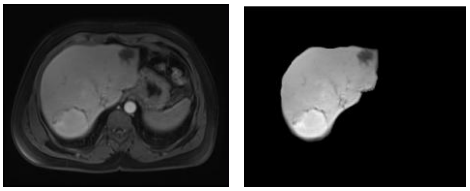
78	Hemanjiom	+	+	+	+	+
79	Kist	+	+	-	+	+
80	Kist	+	+	+	+	+
81	Kist	+	+	+	+	+
82	Kist	+	+	+	+	+
83	Kist	+	+	+	+	+
84	Normal	+	+	+	+	+
85	Normal	+	+	+	+	+
86	Fokal nodüler hiperplazi	+	+	+	-	+
87	Hemanjiom	+	+	-	+	+
88	Hemanjiom	+	+	-	+	+
89	Hemanjiom	+	+	+	+	+
90	Hemanjiom	+	+	+	+	+
91	Hemanjiom	+	+	+	+	+
92	Hemanjiom	+	+	+	+	+
93	Hemanjiom	+	+	-	+	+
94	Hemanjiom	+	+	+	+	+
95	Hemanjiom	+	+	+	+	+
96	Hemanjiom	+	+	+	+	+
97	Hemanjiom	+	+	+	-	+
98	Hemanjiom	+	+	+	+	+
99	Kist	+	+	+	+	+
100	Kist	+	+	+	+	+
101	Kist	+	+	+	+	+
102	Kist	+	+	+	-	+
103	Fokal nodüler hiperplazi	+	+	+	+	+
104	Hemanjiom	+	+	+	+	+
105	Hemanjiom	+	+	+	+	+
106	Hemanjiom	+	+	+	+	+
107	Hemanjiom	+	+	+	+	+
108	Hemanjiom	+	+	+	+	+
109	Hemanjiom	+	+	+	+	+
110	Hemanjiom	+	+	+	+	+
111	Hemanjiom	+	+	-	+	+
112	Hemanjiom	+	+	+	+	+
113	Kist	+	+	+	+	+
114	Kist	+	+	+	+	+
115	Kist	+	+	-	+	+
116	Kist	+	+	-	+	+
117	Kist	+	+	+	+	+
118	Kist	+	+	-	+	+
119	Kist	(?)				
120	Kist	(?)				

121	Kist	(?)
122	Kist	(?)
123	Kist	(?)
124	Kist	(?)
125	Kist	(?)
126	Kist	(?)
127	Kist	(?)
128	Kist	(?)
129	Hemanjiom	(?)

3.1.1. Segmentasyon

Segmentasyon, görüntü içeriklerinin anlamlı ve yorumlanabilir piksel bölgelerine (nesne ya da nesnenin belli kısımları) ayrılması amacıyla gerçekleştirilen bir ön işlemdir. Görüntü işleme uygulamaları için çok önemli bir aşama olup; segmentasyonda oluşacak herhangi bir hata, sonraki aşamalara artarak etki edecektir. Dolayısıyla, segmentasyon başarısının, analiz işleminin başarısını doğrudan etkilediği söylenebilir.

Medikal görüntü işleme uygulamalarında; tümör, kitle vb. ayrımı yapılırken, MR görüntülerinden kalp, karaciğer, beyin gibi organların tespit edilmesi önemlidir (Ceylan ve ark., 2010b). Çünkü MR görüntüleri, lezyonların tespitine herhangi bir katkı sağlamayan, gereksiz detaylar içermektedir. Bu bölgeler, piksel değerini kullanarak lezyonları yorumlamaya çalışan matematiksel yöntemlerin yanlış sonuçlar üretmesine sebep olabilmektedir. Dolayısıyla daha doğru teşhis yapabilmek için, MR görüntülerinden sadece ilgi alanı olan bölgeyi/organı çıkartmak gereklidir. Bu çalışmada kullanılan karaciğer MR görüntülerindeki gereksiz detaylar, uzman radyologlar tarafından gerçekleştirilen segmentasyon işlemi ile elimine edilmiştir. Şekil 3.2' de, veri tabanındaki 92 numaralı, hemanjiom etiketli orijinal karaciğer MR görüntüsü (geç faz) ve segmente edilmiş hali verilmiştir.



a) b)

Şekil 3.2. a) Orjinal karaciğer MR görüntüsü (görüntü no:92), b) Segmente edilmiş görüntü

3.2. Çoklu Çözünürlük Analizleri

Piksellerinin yoğunluk değerleri, görüntü içeriği hakkında sayısal bilgi verir. Görüntü matrislerindeki piksel değerlerinin yerel farklılıkları, görüntülerin anlamlı ve ayırt edilebilir olmasını sağlamaktadır. Kontrast değerinin hesaplanacağı bölgeler, görüntü içerisindeki analiz edilecek nesnenin boyutuyla uyumlu olmalıdır (Mallat, 1989). Ancak incelenmek istenen görüntü içerikleri çok farklı boyutlarda olduğu için, optimum bir çözünürlük değeri belirlemek mümkün değildir. Ayrıca farklı çözünürlüklerdeki görüntü detayları, farklı fiziksel bilgiler içerir. Bu nedenle, değişik çözünürlüklerde elde edilmiş veri kümeleri ile analiz yapmak daha mantıklıdır. Bu amaçla geliştirilen yaklaşımlardan biri; görüntüyü yinelemeli olarak küçük bölgelere ayırmaktır. Bu bölgeler, kare ya da dikdörtgen olabilir. Çözünürlük dizileri içinde, bir görüntünün j seviyesinde ve r_j çözünürlüğündeki detay bileşenleri; r_j çözünürlüğündeki yaklaşım bileşeni ile, r_{j-1} ile ifade edilen bir alt çözünürlükteki yaklaşım bileşeni arasındaki farkı verir (Mallat, 1989).

Crowley (1981) ile Burt ve ark. (1983), görüntülerin farklı çözünürlüklerdeki yaklaşım ve detay bileşenlerini hesaplarken, görüntünün alt örneklenmiş versiyonlarından oluşan piramidal bir yapıyı ortaya koymuşlardır. Farklı çözünürlükteki alt bileşenleri, Laplacian piramidi adını verdikleri bu yapı içinde yeniden gruplamışlardır. Böylece, görüntülerin analiz için alt bileşenlerine ayrıştırılması işleminin, hiyerarşik biçimde uygulanması sağlanmıştır.

Mallat (1989)' ın, DD' nin ayrık formunu geliştirmesiyle, ayrışma esnasında uzamsal yönler de dikkate alınmış ve görüntülerin analizi için basit bir hiyerarşik yapı öngören çoklu çözünürlük gösterimlerinin temelleri atılmıştır. DD' nin çoklu çözünürlük yaklaşımının matematiksel alt yapısı, Mallat (1989b)' ın çalışmasından detaylı olarak incelenebilir. Çoklu çözünürlük yöntemleri, görüntülerin analizinde etkin biçimde kulanılmaktadır.

Bu bölümde, tez çalışmasında kullanılan çoklu çözünürlük analizi yöntemleri beş ayrı alt başlıkta incelenmiştir. Literatürde var olan DD, RD, TD, CD, Ripplet-II dönüşümü ve ortagonal Ripplet-II dönüşümünün yanısıra; tez çalışması sırasında literatüre kazandırılan kompleks ortagonal Ripplet-II dönüşümü, birleştirilmiş TD ve kompleks TD yöntemleri detaylı biçimde anlatılmıştır.

3.2.1. Dalgacık dönüşümü (DD)

Dalgacık dönüşümü, ölçeklenebilir kayan pencereler kullanılarak dönüşüm katsayıları elde edilen en temel çoklu çözünürlük analizi yöntemidir. En büyük avantajı yerel analizlere olanak sağlamasıdır.

3.2.1.1. Reel Dalgacık dönüşümü

Dalgacıklar, sınırlı bir süredeki düzensiz ve asimetrik dalga formlarıdır. Sürekli formda DD, orijinal sinyal ile dalgacık fonksiyonunun ölçeklenmiş ve kaydırılmış versiyonlarının çarpılmasıyla uygulanır. Dalgacık fonksiyonu, *s* ölçek ve *p* pozisyon parametreleri olmak üzere Eşitlik 3.1 ile ifade edilebilir $(s > 0, p \in R)$. Herhangi bir *f(x)* sinyalinin sürekli DD' si ise Eşitlik 3.2' deki formülle hesaplanır. Elde edilen dönüşüm katsayıları (*w(s,p)*) Eşitlik 3.3' teki gibi kullanıldığında, orijinal *f(x)* sinyaline ulaşmak mümkündür (Yaşar ve ark., 2013).

$$\psi_{s,p}(x) = \frac{1}{\sqrt{s}}\psi\left(\frac{x-p}{s}\right) \tag{3.1}$$

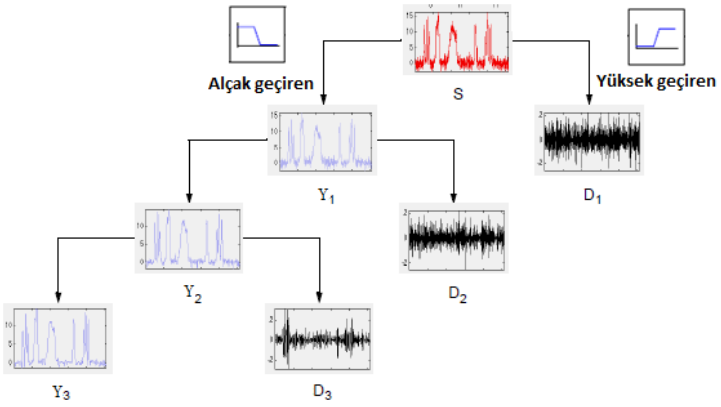
$$w(s,p) = \int_{R^2} f(x)\overline{\psi}_{s,p}(x)d(x) \tag{3.2}$$

$$f(x) = \int_{-\infty}^{\infty}\int_{0}^{\infty} w(s,p)\psi_{s,p}(x)\frac{ds.d\rho}{s^2} \tag{3.3}$$

Dalgacık katsayılarının sürekli DD ile hesaplanması çok fazla işlem yüküne sebep olduğu için pratik değildir ve ayrık bir ifadeye ihtiyaç duyulmuştur. Ölçek ve kayma parametrelerinin ayrık bir zaman-ölçek uzayında değerlendirilmesiyle ayrık DD ortaya çıkmıştır. Ayrık DD, verilerin alçak ve yüksek frekans bileşenlerine ayrılmasıyla uygulanır. Alçak frekans bileşenleri yaklaşım, yüksek frekans bileşenleri detay katsayılarını oluşturur. Sinyal özellikleri yaklaşım bileşenleri üzerinde korunur ve işlem bu bileşenler üzerinden kademeli olarak devam ettirilebilir (Şekil 3.3). Orijinal sinyal, alçak ve yüksek frekans bileşenlerinin toplamına eşittir (Eşitlik 3.4).

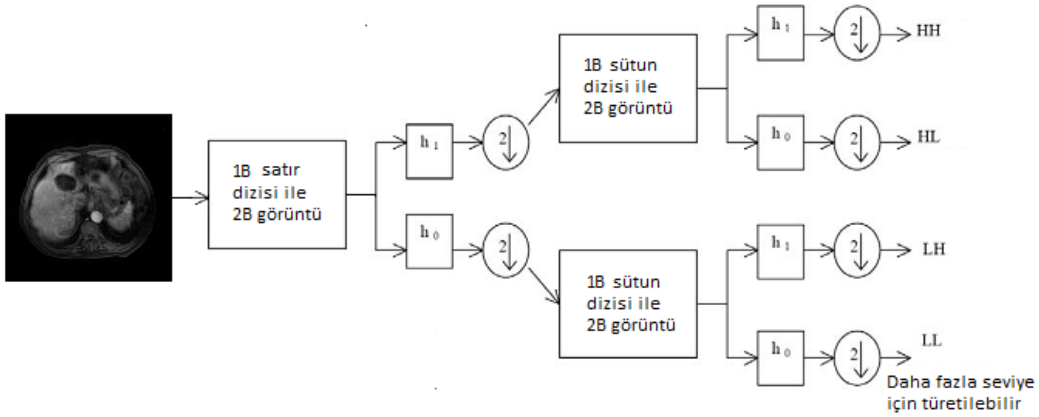
Ayrık DD' nin 2B verilerin satır ve sütunlarına ardışıl olarak uygulanmasıyla 2B ayrık DD tanımlanmıştır (Şekil 3.4)(Ceylan, 2009). 2B ayrık DD ile üç farklı yönelime (yatay, dikey ve köşegen) uygun olarak üç detay (HL, LH, HH) ve bir yaklaşım (LL)

bileşeni üretilmektedir. Yaklaşım bileşeninin, tek boyutlu ayrık dönüşüme benzer şekilde iteratif olarak analiz edilmesiyle, çoklu-seviye ayrıştırma işlemi Şekil 3.5' teki gibi gerçekleştirilebilir (Ceylan, 2009).

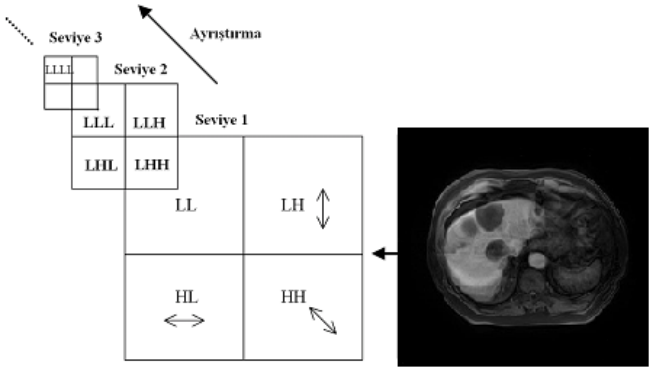


Şekil 3.3. Bir sinyalin dereceli olarak ayrık DD işlemine tabi tutulması

$$S = Y_1 + D_1 = Y_2 + D_2 + D_1 = Y_3 + D_3 + D_2 + D_1 \tag{3.4}$$



Şekil 3.4. İki boyutlu ayrık DD için bir seviyeli analiz filtre kümesi (Ceylan, 2009)



Şekil 3.5. İki boyutlu ayrık DD ile bir görüntünün çoklu-seviyeli ayrıştırma hiyerarşisi (Ceylan, 2009)

Ayrık DD katsayıları kullanılarak, orijinal görüntünün elde edilmesi mümkündür. Sentez filtre kümesi yapısı, analiz filtre kümesi yapısının tersinin alınmasıyla elde edilir (Ceylan, 2009). Ters ayrık DD matematiksel olarak; sırasıyla k örnek sayısı, w_k ağırlık katsayıları, p_k pozisyonlar ve s_k ölçekler olmak üzere aşağıdaki formül kullanılarak ifade edilebilir (Yaşar ve ark., 2013):

$$\hat{f}(x) \approx \sum_{k=1}^{K} w_k . \psi\left(\frac{x - p_k}{s_k}\right) \tag{3.5}$$

3.2.1.2. Kompleks Dalgacık dönüşümü

Dalgacık dönüşümü, çoklu çözünürlük analizi metodlarının temelini oluşturup yıllardır birçok çalışmada (Mojsilovic ve ark., 1998; Dettori ve ark., 2007; AlZubi ve ark., 2011) kullanılmış olmasına rağmen; kayma duyarlılığı, zayıf yönelim ve faz bilgisi kaybı gibi üç temel dezavantaja sahiptir (Ceylan ve ark., 2008; Yaşar ve ark., 2013). DD' nin kompleks formu, bu problemleri aşmak üzere geliştirilmiştir (Selesnick ve ark., 2005). Bu dönüşümde katsayılar, reel ve imajiner olarak paralel işlemlerle hesaplanır. Kompleks bir dalgacık (ψ_{komp}); ψ_{re} reel, ψ_{im} imajiner dalgacıkları temsil etmek üzere, şu şekilde ifade edilir (Selesnick ve ark., 2005):

$$\psi_{komp}(\rho,\phi) = (\psi_{re}(\rho,\phi) + j.\psi_{im}(\rho,\phi)) \tag{3.6}$$

Kompleks DD ile detay bileşenleri, altı farklı yönde (±15°,±45°,±75°) hesaplanır. Kutupsal koordinatlarda bu bileşenleri oluşturan dalgacıkların reel kısımları Eşitlik 3.7 ve 3.8 ile; imajiner kısımları ise Eşitlik 3.9 ve 3.10 ile oluşturulur (i=1,2,3) (Selesnick ve ark., 2005).

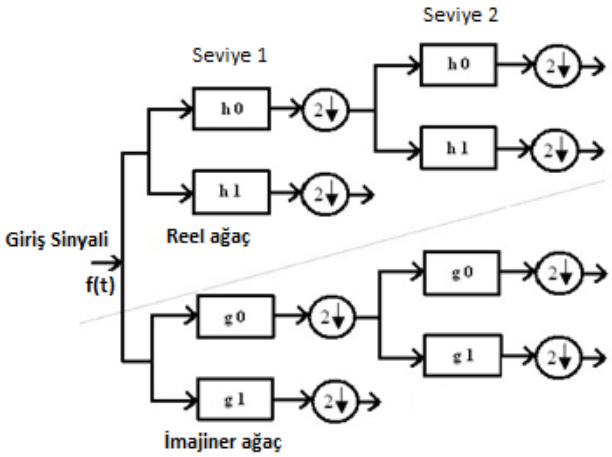
$$\psi_{re,i}(\rho,\phi) = \frac{1}{\sqrt{2}}\left(\psi_{1,i}(\rho,\phi) - \psi_{2,i}(\rho,\phi)\right) \tag{3.7}$$

$$\psi_{re,i+3}(\rho,\phi) = \frac{1}{\sqrt{2}}\left(\psi_{1,i}(\rho,\phi) + \psi_{2,i}(\rho,\phi)\right) \tag{3.8}$$

$$\psi_{im,i}(\rho,\phi) = \frac{1}{\sqrt{2}}\left(\psi_{3,i}(\rho,\phi) + \psi_{4,i}(\rho,\phi)\right) \tag{3.9}$$

$$\psi_{im,i+3}(\rho,\phi) = \frac{1}{\sqrt{2}}\left(\psi_{3,i}(\rho,\phi) - \psi_{4,i}(\rho,\phi)\right) \tag{3.10}$$

Reel DD' de olduğu gibi kompleks DD' de de yaklaşım bileşenleri üzerinden iteratif biçimde daha yüksek seviyeli işlemler gerçekleştirmek mümkündür. Bu tezde, Selesnick ve ark. (2005)' nın çalışmasında çift ağaç ayrık DD tabanlı olarak geliştirilen kompleks DD kullanılmıştır. İki seviye için kompleks DD, Şekil 3.6' da verilmiştir (Ceylan ve ark., 2008).



Şekil 3.6. İki seviye için kompleks DD (Ceylan ve ark., 2008)

3.2.2. Ridgelet dönüşümü (RD)

Dalgacık dönüşümü, hem nokta süreksizliklerini hem de çizgisel süreksizlikleri yakalamada başarılı bir yöntem olmasına rağmen zayıf yönelim problemine sahiptir. Bu durum, yeni bir analiz metodu olan RD' yi ortaya çıkarmıştır (Candes ve ark., 1999).

Son zamanlarda görüntü analizi çalışmalarında tercih edilen bir yöntem olan RD uygulanırken, Ridgelet fonksiyonu (Eşitlik 3.11) kullanılır. Ridgelet fonksiyonu, içerdiği açı parametresi sayesinde, düz çizgiler boyunca çok yönlü bir analiz sağlamaktadır. RD, DD ile benzer şekilde gerçeklenir. 2B bir $f(x_1, x_2)$ sinyalinin RD katsayıları, orijinal sinyal ile Ridgelet fonksiyonunun çarpımından elde edilir (Eşitlik 3.12). Eşitlik 3.12' de $\mathrm{x} = (x_1, x_2) \in R^2$ koşulu sağlanmak üzere $\psi(.)$, 1B Dalgacık fonksiyonunu temsil etmektedir. Aynı eşitlikteki θ ($\theta \in [0, 2\pi)$ olmak üzere) yön parametresidir (Öztürk ve ark., 2014).

$$\psi_{s,p,\theta}(\mathrm{x}) = s^{-1/2}\psi((x_1\cos\theta + x_2\sin\theta - p)/s) \tag{3.11}$$

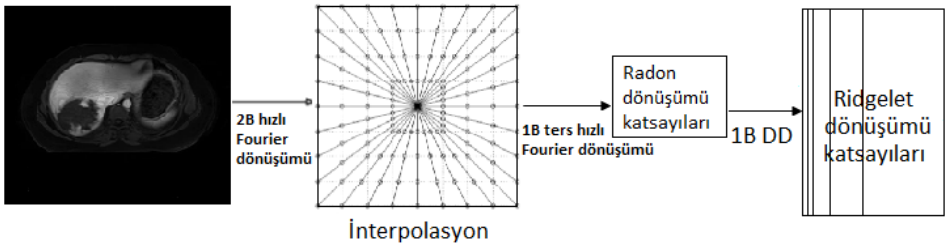
$$R(s,p,\theta) = \int_{R^2} \psi_{s,p,\theta}(x) f(x_1, x_2) dx_1 dx_2 \tag{3.12}$$

RD, temelde Radon dönüşümüne; Radon dönüşümü de Fourier dönüşümüne dayanır. Bir görüntünün Radon dönüşümü katsayılarını elde etmek için öncelikle görüntünün 2B Fourier dönüşümü alınır ve elde edilen katsayılara düz çizgiler boyunca interpolasyon uygulanır. İnterpolasyon sonucuna 1B ters Fourier uygulandığında Radon katsayıları elde edilmiş olur. Radon dönüşümü, görüntülerin içerdiği eğrileri nokta süreksizliklerine çevirir. Bir görüntünün $(f(x,y))$ Radon dönüşümü, δ Dirac dağılımını göstermek üzere şu şekilde de ifade edilebilir:

$$P(r,\theta) = \int_{R^2} f(x,y)\delta(x\cos\theta + y\sin\theta - r)dxdy \tag{3.13}$$

Radon katsayılarına 1B DD uygulanırsa RD katsayılarına ulaşılır (Eşitlik 3.14). Fourier dönüşümüne bağlı olarak RD' nin uygulanışı Şekil 3.7' de verilmiştir (Öztürk ve ark., 2014).

$$R(s,p,\theta) = \int_{R^2} \psi_{s,p}(r)P(\theta,r)dr \tag{3.14}$$



Şekil 3.7. RD uygulama şeması (Öztürk ve ark., 2014)

3.2.3. Curvelet dönüşümleri (CD)

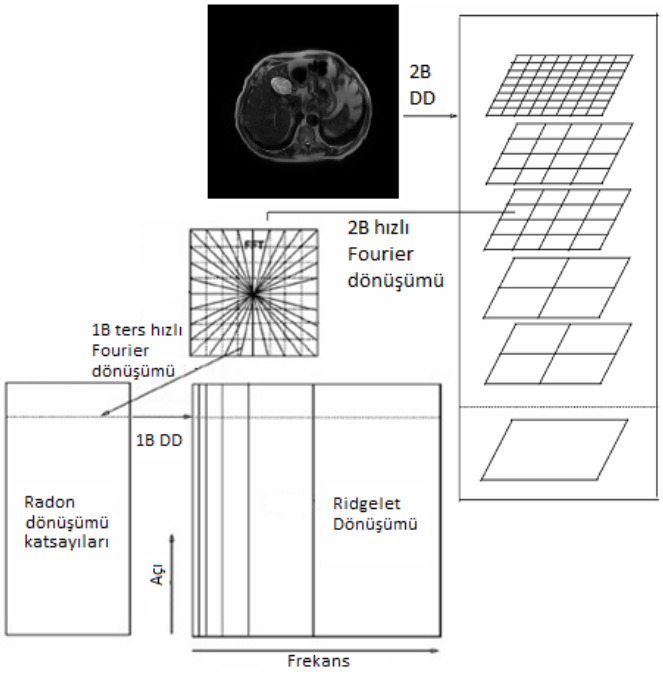
Görüntüler, kenar/köşe gibi 1B düzensiz bölgelere sahip olabilmekle birlikte birden büyük dereceli eğriler şeklinde geçiş bölgeleri de içerebilirler. Çizgiler boyunca uygulanan RD, 1B (çizgisel) süreksizlikleri yakalamakta başarılı bir yöntem olmasına rağmen, 2B (eğrisel) süreksizliklerde yetersiz kalmıştır. Dolayısıyla analizlerde eğrilerin tespitine yönelik yeni bir yönteme ihtiyaç duyulmuş; bu ihtiyacı karşılamak üzere CD geliştirilmiştir (Candes ve ark., 2000; Candes ve ark., 2005; Candes ve ark., 2005b).

CD' nin birinci nesil ve ikinci nesil olarak adlandırılan iki türü vardır. Birinci nesil CD, görüntülerden gürültülerin giderilmesinde etkin biçimde kullanılmasına rağmen ikinci nesil ile karşılaştırıldığında daha fazla işlem süresine ihtiyaç duymaktadır. Bunun yanında, birinci nesil CD' nin sayısal uygulaması oldukça karmaşık olup, ikinci nesil CD daha kısa sürede, daha az işlemle ve daha basit biçimde uygulanabilmektedir (Candes ve ark., 2006).

3.2.3.1. Birinci nesil Curvelet dönüşümü

Birinci nesil Curvelet dönüşümü; ölçek, konum ve yön parametrelerine göre katsayılar üreten bir çoklu çözünürlük analizi yöntemidir. CD, görüntülerin içerdiği yönelimleri çok hassas biçimde algılar.

Birinci nesil CD, RD' nin üzerine inşa edilmiştir. CD uygulanırken, öncelikle görüntü, filtre bankalarıyla farklı ölçekte alt bantlara ayrılır. Alt bantlar, karesel pencere fonksiyonları ile çarpılır ve her bir karesel pencereden elde edilen sonuç normalize edilir. Sonrasında tüm ölçekler için her alt bantta RD uygulanarak, CD katsayıları elde edilir. Birinci nesil CD' nin uygulama prosedürü, Şekil 3.8' de verilmiştir (Yaşar ve ark., 2013).



Şekil 3.8. CD uygulama şeması (Yaşar ve ark., 2013)

3.2.3.2. Reel ve kompleks değerli ikinci nesil Curvelet dönüşümleri

İkinci nesil Curvelet dönüşümünde, birinci nesil CD' den farklı olarak ridgeletler yerine Fourier analizinden yararlanılır. Dönüşüm esnasında, radyal pencere (*W(r)*) ve periyodik (2π) açı penceresi ($V(\omega)$) diye adlandırılan bir çift reel değerli pencere kullanılır. Bu pencereler, sırasıyla aşağıdaki iki eşitliği sağlarlar (Eşitlik 3.15' teki 2^j, ölçek parametresidir)(Ma ve ark., 2010):

$$\sum_{j=-\infty}^{\infty} W^2(2^j r) = 1 \quad \left(r \in (\frac{3}{4}, \frac{3}{2}) \text{ olmak üzere} \right) \tag{3.15}$$

$$\sum_{j=-\infty}^{\infty} V^2(\omega - l) = 1 \quad \left(l \in (-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}) \text{ olmak üzere} \right) \tag{3.16}$$

Radyal pencere ve açı penceresi kullanılarak Fourier domeninde bir frekans penceresi; $\lfloor j/2 \rfloor$, *j/2*' nin tam sayı kısmını ifade etmek üzere aşağıdaki eşitlikle tanımlanır:

$$U_j(r,\theta) = 2^{-\frac{3}{4}j} W(2^{-j} r)\ V(\frac{2^{\lfloor j/2 \rfloor}\theta}{2\pi}) \tag{3.17}$$

CD uygulamasında kullanılmak üzere; θ_l yönelim, $x_k^{(j,l)}$ pozisyon ve R_θ rotasyon olmak üzere 2^{-j} ölçeğinde Eşitlik 3.18' deki gibi curveletler tanımlanır ve Eşitlik 3.19' daki tanım aralığında yer alırlar:

$$\varphi_{j,l,k}(x) = \varphi[R_{\theta_l}(x - x_k^{(j,l)})] \tag{3.18}$$

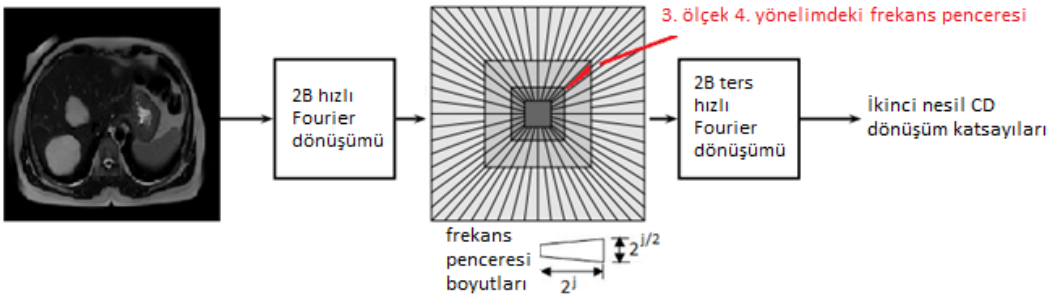
$$c_{j,l,k} = < f, \varphi_{j,l,k} > = \int f(x) \overline{\varphi}_{j,l,k} dx \tag{3.19}$$

CD, frekans uzayında şöyle hesaplanır:

$$c(j,l,k) = \frac{1}{(2\pi)^2} \int \hat{f}(\omega) \overline{\varphi}_{j,l,k} d\omega = \frac{1}{(2\pi)^2} \int \hat{f}(\omega) U_j(R_{\theta_l}\omega) \exp[i < x_k^{(j,l)}, \omega >] d\omega \tag{3.20}$$

Eşitlik 3.18 ile tanımlı curveletler, kompleks değerlidir. Dolayısıyla ikinci nesil CD katsayıları da kompleks değerli olarak elde edilir. İkinci nesil CD' nin reel formu; Eşitlik 3.19' daki $\bar{\varphi}_{j,l,k}$ ifadesi, $\bar{\varphi}_{j,l,k}(r,\theta)+\bar{\varphi}_{j,l,k}(r,\theta+\pi)$ şeklinde yazılarak, yani θ_l ve $\theta_l+\pi$ yönelimlerindeki curveletler birleştirerek uygulanır (Starck ve ark., 2010). Bu işlem, Eşitlik 3.20' deki CD eşitliğine, θ_l ve $\theta_l+\pi$ yönelimlerindeki CD katsayı çiftlerinin birleştirilmesi ve sonuç matrisinin reel formda elde edilmesi şeklinde yansıyacaktır.

CD, *uzunluk*^{2} = *genişlik* şartını sağlayan frekans pencereleri sayesinde, ikinci dereceden eğrileri yakalama yeteneği kazanmıştır. İkinci nesil CD' nin uygulama şeması Şekil 3.9' da verilmiştir.



Şekil 3.9. İkinci nesil CD uygulama şeması

3.2.4. Ripplet-II dönüşümleri

Ripplet-II dönüşümü, Ridgelet dönüşümünün geliştirilmesiyle ortaya çıkmıştır. RD' nin temeli Radon dönüşümü iken, Ripplet-II' nin temeli genelleştirilmiş Radon dönüşümüne dayanır (Xu ve ark., 2012). Genelleştirilmiş Radon dönüşümü, Radon dönüşümünün bir eğri ailesi boyunca uygulanabilecek biçimde genişletilmesiyle oluşturulmuştur. Bu eğriler; r, θ ve d sırasıyla yarıçap, açı ve dereceyi temsil etmek üzere polar koordinatlarda (ρ,ϕ) tanımlanmıştır:

$$\rho^{1/d}\cos\left(\frac{1}{d}(\phi-\theta)\right)=r^{1/d} \tag{3.21}$$

Ripplet-II' de eğriler tanımlanırken, Eşitlik 3.21' deki d parametresi $|d|\geq 1$ ifadesini sağlayacak şekilde seçilmelidir.

Genelleştirilmiş Radon dönüşümü, Eşitlik 3.22 ile hesaplanabilir. Bunun yanında, Eşitlik 3.23' teki gibi Fourier serileri kullanılarak da hesaplanabilir. Eşitlik 3.23' teki $g_n(r)$ ifadesi, polar koordinatlarda tanımlı iki boyutlu bir $f(\rho,\phi)$ sinyalinin, Fourier dönüşümüne ($f_n(\rho)$) eşittir. Fourier dönüşüm çifti, Eşitlik 3.24 ve Eşitlik 3.25' te verilmiştir.

$$GRD(r,\theta) = \int_0^{2\pi}\int_r^{\infty} \rho f(\rho,\phi)\delta(r-\rho\cos^d((\phi-\theta)/d))d\rho d\phi \tag{3.22}$$

$$GRD(r,\theta) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} g_n(r)e^{in\theta} \tag{3.23}$$

$$f_n(\rho) = \int_0^{2\pi} f(\rho,\phi)e^{-in\phi}d\phi \tag{3.24}$$

$$f(\rho,\phi) = \frac{1}{\pi}\sum_{-\infty}^{\infty} f_n(\rho)e^{in\phi} \tag{3.25}$$

$T_n(.)$, $d>0$ için, n. dereceden Chebyshev polinomuna eşit olmakla birlikte, $g_n(r)$ ifadesi Eşitlik 3.26' daki gibi yazılabilir. Böylece Eşitlik 3.23, 3.24, 3.25 ve 3.26 birlikte değerlendirildiğinde genelleştirilmiş Radon dönüşümü çifti, Eşitlik 3.27 ve 3.28' deki gibi ifade edilir.

$$g_n(r) = 2\int_r^{\infty} f_n(\rho).\left(1-(r/\rho)^{2/d}\right)^{-1/2}.T_n((r/\rho)^{1/d})d\rho \tag{3.26}$$

$$GRD(r,\theta) = 2\sum_{n=-\infty}^{\infty}[\int_r^{\infty}\int_0^{2\pi} f(\rho,\phi)e^{-in\phi}d\phi.(1-(r/\rho)^{2/d})^{-1/2}.T_n((r/\rho)^{1/d})d\rho]e^{in\theta} \tag{3.27}$$

$$f(\rho,\phi) = -\frac{1}{\pi}\sum_{n=-\infty}^{\infty}[\frac{d}{d\rho}\int_0^{2\pi}\int_{\rho}^{\infty} GRD(r,\theta)e^{-in\theta}.T_n((r/\rho)^{1/d}).((r/\rho)^{2/d}-1)^{-1/2}\frac{1/d}{r}drd\theta]e^{in\phi} \tag{3.28}$$

3.2.4.1. Ripplet-II dönüşümü

Çizgisel süreksizlikleri tespit etmede sahip olduğu başarıyı, eğrisel süreksizliklerin tespitinde de gösterebileceği düşünülerek RD geliştirilmiş ve Ripplet-II dönüşümü ortaya çıkmıştır (Xu ve ark., 2012).

Ripplet-II dönüşümünde (Eşitlik 3.29) kullanılmak üzere, Ripplet-II fonksiyonu (Eşitlik 3.30) tanımlanmıştır (Xu ve ark., 2012). Ripplet-II; ölçeklenebilir, kaydırılabilir ve çoklu seviyelerde farklı yönlerde uygulanabilir. Eşitlik 3.29 dikkate alınarak, $f(\rho,\phi)$ gibi iki boyutlu bir sinyalin Ripplet-II dönüşümünün, $f(\rho,\phi)$ ile Ripplet-II fonksiyonunun iç çarpımına eşit olduğu söylenebilir (Xu ve ark., 2012). Bu eşitlikteki $\overline{\psi}_{s,p,d,\theta}$, $\psi_{s,p,d,\theta}$ ' nın kompleks eşleniğidir.

$$R_f(s,p,d,\theta)=\int_0^{2\pi}\int_r^{\infty}\overline{\psi}_{s,p,d,\theta}(\rho,\phi)\,f(\rho,\phi)\rho d\rho d\phi \tag{3.29}$$

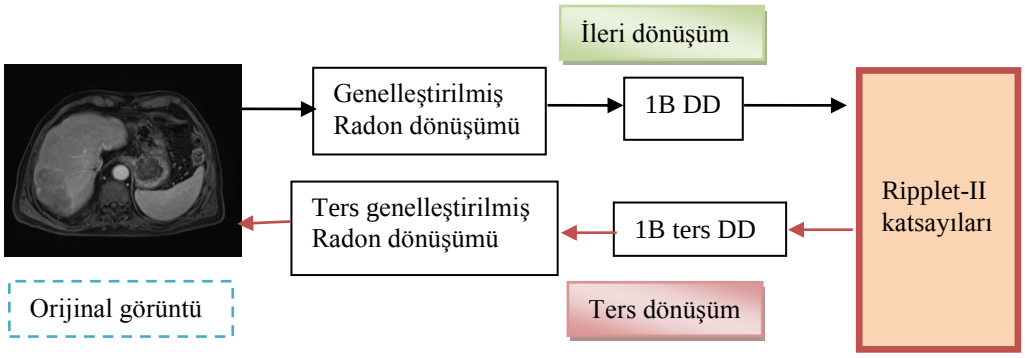
$$\psi_{s,p,d,\theta}(\rho,\phi)=s^{-1/2}\varphi((\rho\cos^d((\theta-\phi)/d)-p)/s) \tag{3.30}$$

Eşitlik 3.29' da, $\psi_{s,p,d,\theta}(\rho,\phi)$ ' nin yerine Eşitlik 3.30' daki eşiti olan ifade yazılır ve düzenlenirse; Eşitlik 3.31 elde edilir. Bu eşitlik detaylı biçimde incelenirse, Ripplet-II dönüşümünün; 1B DD ve genelleştirilmiş Radon dönüşümlerinin çarpımlarına eşit olduğu görülür.

$$R_f(s,p,d,\theta)=\int_{\rho}^{\infty}s^{-1/2}\overline{\varphi}((r-p)/s).\left[\int_0^{2\pi}\int_r^{\infty}\delta(r-\rho\cos^d((\theta-\phi)/d))\,f(\rho,\phi)\rho d\rho d\phi\right]dr \tag{3.31}$$

Görüntü işlemede kullanılan tüm görüntü analiz metodlarında olduğu gibi, Ripplet-II dönüşümünün de terslenebilme özelliği vardır. Eğer Ripplet-II katsayıları $R_f(s,p,d,\theta)$ kullanılarak, 2B bir $f(\rho,\phi)$ orijinal sinyali elde edilmek isteniyorsa; katsayılara sırasıyla 1B ters DD ve ters genelleştirilmiş Radon dönüşümü uygulanmalıdır. Ters Ripplet-II matematiksel olarak Eşitlik 3.32' deki gibi ifade edilir (Xu ve ark., 2012). Ripplet-II' ye ait ileri ve ters dönüşüm uygulama şeması Şekil 3.10' da verilmiştir.

$$f(\rho,\phi)=-\frac{1}{\pi}\sum_{n=-\infty}^{\infty}\left[\frac{d}{d\rho}\int_0^{2\pi}\int_{\rho}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty}\int_0^{\infty}\frac{1}{\sqrt{s}}R_f(s,p,d,\theta)\varphi\left(\frac{r-s}{p}\right)e^{-in\theta}.T_n((r/\rho)^{1/d}).((r/\rho)^{2/d}-1)^{-1/2}\frac{1/d}{r}\,dsdpdrd\theta\right]e^{in\phi} \tag{3.32}$$



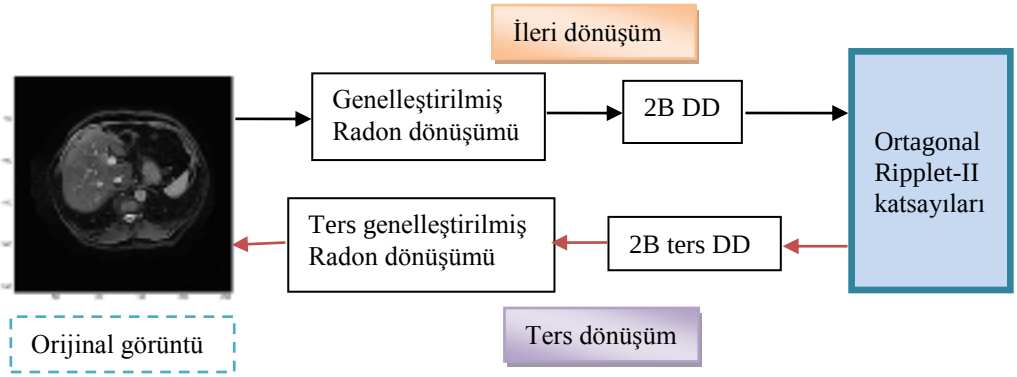
Şekil 3.10. Ripplet-II' ye ait ileri ve ters dönüşüm uygulama şeması

3.2.4.2. Ortagonal Ripplet-II dönüşümü

Ripplet-II yöntemiyle benzer şekilde uygulanır. Tek fark, ortagonal Ripplet-II' de genelleştirilmiş Radon dönüşümünden sonra 1B yerine 2B DD uygulanmasıdır. 2B bir $f(\rho,\phi)$ sinyalinin ortagonal Ripplet-II dönüşümü; p_1 ve p_2 yatay ve dikey yöndeki kaymayı temsil etmek üzere şu formülle hesaplanır (Xu ve ark., 2012):

$$R_f^{ort}(s,p_1,p_2,d)=2\sum_{n=-\infty}^{\infty}\int_0^{2\pi}\int_\rho^\infty \frac{1}{s}\bar{\varphi}\left(\frac{r-p_1}{s}\right)\bar{\varphi}\left(\frac{\theta-p_2}{s}\right)\int_r^\infty\int_0^{2\pi} f(\rho,\phi)e^{-in\phi}d\phi.(1-(r/\rho)^{2/d})^{-1/2}T_n((r/\rho)^{1/d})d\rho e^{in\theta}drd\theta \quad (3.33)$$

Ortagonal Ripplet-II' de DD, r ve θ parametrelerinin ikisine de uygulandığı için yön bilgisi net olarak elde edilememesine rağmen; ortagonal Ripplet-II ile, Ripplet-II' den daha ayrık katsayılar oluşturulur. Bu dönüşüm de terslenebilirdir. Eğer 2B ters DD ve ters genelleştirilmiş Radon dönüşümü arka arkaya $R_f^{ort}(s,p_1,p_2,d)$ dönüşüm katsayılarına uygulanırsa, orijinal $f(\rho,\phi)$ fonksiyonuna ulaşılır (Şekil 3.11).



Şekil 3.11. Ripplet-II' ye ait ileri ve ters dönüşüm uygulama şeması

3.2.4.3. Kompleks ortagonal Ripplet-II dönüşümü

Yaşar ve ark. (2013)' nın, çalışmalarında çoklu çözünürlük analizi yöntemlerinin (Dalgacık, Ridgelet, Curvelet) kompleks formları ile reel formlarından daha üstün sonuçlar elde etmeleri, Ripplet-II' ye de kompleks form kazandırmanın gerekliliğini düşündürmüştür. Bunun üzerine, tez çalışması esnasında, ortagonal Ripplet-II' nin performansını artırmak için kompleks ortagonal Ripplet-II dönüşümü, 2B çift-ağaç kompleks DD kullanılarak geliştirilmiştir. Böylece, ortagonal Ripplet-II' de 2B reel DD kullanmaktan kaynaklanan faz bilgisi içermeme ve kayma duyarlılığı gibi dezavantajlar ortadan kaldırılmıştır. Kompleks ortagonal Ripplet-II, birden fazla seviye için de uygulanabilen yeni bir çoklu çözünürlük analizi metodu olarak geliştirilmiştir.

Kompleks ortagonal Ripplet-II' nin işlem basamakları şu şekildedir:

1) Kartezyen koordinatta verilmiş olan 2B $f(x,y)$ fonksiyonunu kutupsal koordinatta ($f(\rho,\phi)$) tanımla.

2) Fourier dönüşümü ve Chebyshev polinomunu kullanarak $f(\rho,\phi)$ fonksiyonuna genelleştirilmiş Radon dönüşümü uygula.

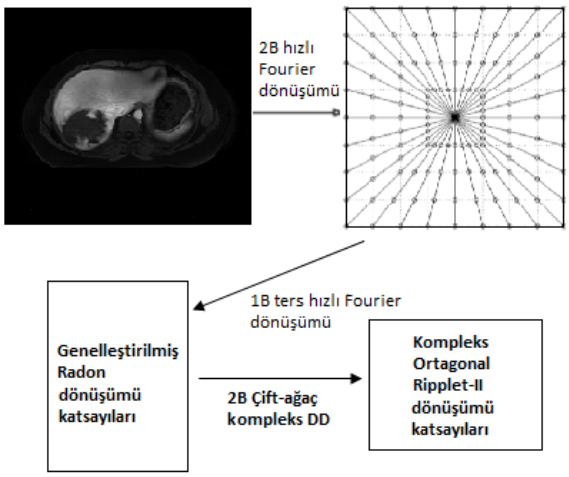
3) Elde edilen katsayılara 2B çift-ağaç kompleks DD uygula.

4) Elde edilen sonuçların reel ve imajiner kısımlarını birleştirerek, sonuç katsayılarını kompleks şekilde üret.

Kompleks ortagonal Ripplet-II dönüşümü matematiksel olarak Eşitlik 3.34 ile ifade edilir. Bu eşitlikte $\varphi_{komp}(.)$ kompleks değerli dalgacıkları (Eşitlik 3.6) ifade ederken, diğer parametreler Ripplet-II dönüşümlerinde kullanılan parametrelerle özdeştir. Kompleks ortagonal Ripplet-II' ye ait işlem şeması Şekil 3.12' de verilmiştir.

$$R_f^{komp}(s,p_1,p_2,d)=2\sum_{-\infty}^{\infty}\int_0^{2\pi}\int_{\rho}^{\infty}\frac{1}{s}\overline{\varphi}_{komp}\left(\frac{r-p_1}{s}\right)\overline{\varphi}_{komp}\left(\frac{\theta-p_2}{s}\right)\int_r^{\infty}\int_0^{2\pi} f(\rho,\phi).e^{-in\phi}d\phi.(1-(r/\rho)^{2/d})^{-1/2}T_n((r/\rho)^{1/d})d\rho.e^{in\theta}drd\theta \quad (3.34)$$

2B $f(\rho,\phi)$ fonksiyonunun, bilinen kompleks ortagonal Ripplet-II katsayıları kullanılarak ters işlemlerle yeniden elde edilmesi mümkündür. İlk olarak kompleks ortagonal Ripplet-II katsayılarına ters 2B çift-ağaç kompleks DD uygulanır. Daha sonra işlem sonucu ters genelleştirilmiş Radon dönüşümüne tabi tutulursa $f(\rho,\phi)$ orijinal fonksiyonuna ulaşılacaktır.



Şekil 3.12. Kompleks ortagonal Ripplet-II dönüşüm şeması

Ridgelet, Ripplet-II, ortagonal Ripplet-II ve kompleks ortagonal Ripplet-II dönüşümlerinin avantaj ve dezavantajları Çizelge 3.2' de verilmiştir. Çizelge 3.2' den, kompleks ortagonal Ripplet-II dönüşümünün diğer yöntemlerden üstün özelliklere sahip olduğu anlaşılmaktadır. Ripplet-II' nin rastgele şekilli eğriler boyunca 2B süreksizlikleri tanımlamadaki üstün performansının ve kompleks dalgacıkların yüksek yönlülük özelliklerinin tek bir dönüşümde birleştirildiği kompleks ortagonal Ripplet-II; Ridgelet, Ripplet-II ve ortagonal Ripplet-II' den daha iyi sonuçlar elde etme potansiyeline sahiptir.

Çizelge 3.2. Ridgelet, Ripplet-II, ortagonal Ripplet-II ve kompleks ortagonal Ripplet-II dönüşümlerinin karşılaştırılması

	Ridgelet Dönüşümü	**Ripplet-II Dönüşümü**	**Ortagonal Ripplet-II Dönüşümü**	**Kompleks Ortagonal Ripplet-II Dönüşümü**
Avantajlar	- 1B düzensizlikleri yakalamakta başarılı.	- Yönelim duyarlılığı yok. - Yön bilgisi net olarak elde edilebilir.	- Ripplet-II' den daha düzenli katsayılar.	- Kaymaya duyarsız. - Faz bilgisi içerir. - Daha fazla yönde analiz mümkündür.
Dezavantajlar	- 2B süreksizliklerde yetersiz.	-Düzensiz katsayılar.	- Yön bilgisi net olarak elde edilemez.	- Diğer yöntemlerden daha fazla işlem basamağı vardır.

3.2.5. Tetrolet dönüşümleri (TD)

Tetrolet dönüşümü etkili, yerel ve ölçeklenebilir bir algoritmaya sahip olmakla birlikte uygulaması basittir. TD ve modifiye edilmiş dört versiyonu (Tetrolet 16, kenar Tetrolet, rahat Tetrolet, rahat kenar Tetrolet), Krommweh (2010) tarafından ortaya

atılmıştır. Tez çalışması sırasında, birleştirilmiş TD ve kompleks TD tanımlanarak literatüre kazandırılmıştır. Tüm bu TD türleri, ayrı başlıklar halinde incelenmiştir.

TD, Haar DD üzerine inşa edilmiştir. Haar DD uygulanırken, öncelikle görüntüler 2x2 piksel bölgelerine ayrılır. Daha sonra her bir bölgedeki dört pikselin toplam ve fark değerleri bulunarak dönüşüm gerçekleştirilir (Krommweh, 2010; Arı ve ark., 2008). TD uygulanırken ise, Haar DD' den farklı olarak görüntü 2x2' lik bölgelere değil, 4x4' lük piksel bloklarına ayrılır. Tetromin adı verilen beş farklı şekilden (Şekil 3.13.a) uygun olanlar kullanılarak bu bloklardaki pikseller yeniden düzenlenir ve elde edilen sonuca Haar DD uygulanır (Öztürk ve ark., 2015).

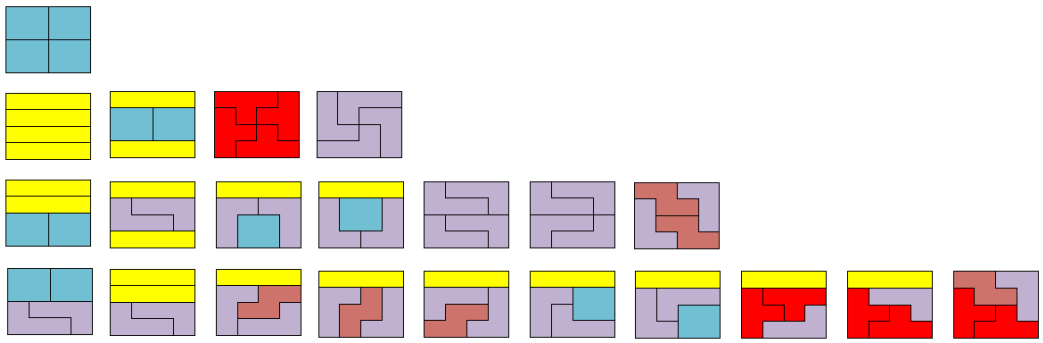
İlk kez Golomb (1994) tarafından sunulan ve Tetris oyunu (Breukelaar ve ark., 2004) ile popüler hale gelen tetrominlerin her biri dört piksel içerir. 4x4' lük bir alan, tetrominler kullanarak 117 farklı şekilde oluşturulabilir (Singh, 2010). Görüntü bölgelerinin içerdiği yönelimler göz önünde bulundurularak, o bölgeyi en iyi temsil eden kombinasyon kullanılır**.** Bu kombinasyonlardan dördü Şekil 3.13.b' de verilmiştir.



a) b)

Şekil 3.13. a) Tetrominler, b) Dört farklı tetromin dizilimi

Temel olarak yirmi iki adet birbirinden farklı tetromin dizilimi vardır (Krommweh, 2010; Naqvi, 2013; Thayammal, 2014). Bu dizilimler Şekil 3.14' te verilmiştir. Diğer kombinasyonlar bu 22 dizilimin döndürülmesi, dolayısıyla yönelimlerinin çeşitlenmesi ile meydana gelmiştir. Şekil 3.14' te verilen temel kombinasyonlardan ilk satırda yer alan ve dört adet kareden oluşan dizilimin başka alternatifi yoktur, yani dört kare tetromin ile ancak bu şekilde bir 4x4'lük blok oluşturabilir. Yalnız bu ilk dizilim kullanılarak görüntüye TD uygulanırsa, Haar DD ile aynı sonuçlar elde edilir. Tetrominlerin yerleri ya da yönleri değiştirilerek Şekil 3.14' te ikinci satırda bulunan dizilimlerle iki, üçüncü satırda bulunanlarla dört, son satırda bulunanlarla ise sekiz farklı kombinasyon daha oluşturmak mümkündür. Bu şekilde elde edilen 117 farklı kombinasyonun tamamı, Singh (2010) tarafından tanımlanmıştır.



Şekil 3.14. Temel tetromin dizilimleri

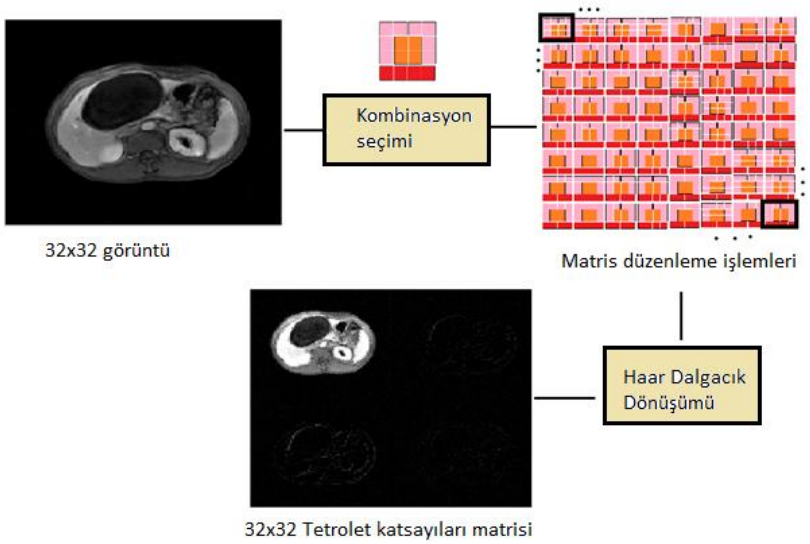
3.2.5.1. Standart Tetrolet dönüşümü

Tetrolet dönüşümü, Haar DD' nin farklı yönlerde uygulanmasını sağlayan gelişmiş bir yöntemdir. Standart versiyonunda 117 tetromin kombinasyonunun tamamı kullanılır.

Görüntülere standart TD uygulamak için, öncelikle görüntü matrisi 4x4 boyutunda piksel bloklarına ayrılır. Tüm bloklar için bir dizilim seçilir ve seçilen dizilimlerin yönleri dikkate alınarak pikseller yeniden düzenlenir. Elde edilen yeni bloklar Haar matrisi (Eşitlik 3.35) ile çarpılır. Her bir 4x4'lük blokta 117 konfigürasyonun tamamı ile işlem yapılır. Bu işlemler sonucunda, her blok için her bir dizilimle elde edilen yaklaşım ve detay katsayıları saklanır ve kombinasyonlar içinden detay bileşenlerinin standart sapmasını minimum yapanlar, blokları en iyi temsil eden dizilimler olarak seçilirler. Sonuçta her bir blok için, tek ve optimum bir dizilimle, 2x2 boyutunda bir yaklaşım ve üç detay bileşeni elde edilmiş olur. Yaklaşım ve detay katsayıları düzenlendiğinde, görüntüye standart TD uygulanmış olur. Sonuçta elde edilen katsayı matrisi, orjinal görüntü ile aynı boyuttadır.

$$\text{Haar matrisi} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 \end{bmatrix} \tag{3.35}$$

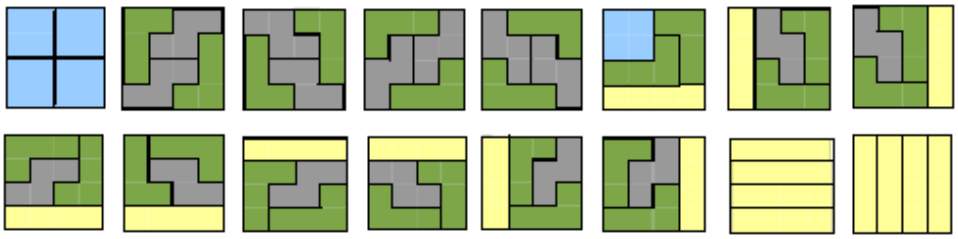
Şekil 3.15' te tek bir tetromin dizilimi kullanılarak TD' nin (bir seviyeli) uygulanışı verilmiştir. 117 olası kombinasyon içinden her bir bloğa uygun olanı seçilerek işlemlerin gerçekleştirildiği düşünülürse Şekil 3.15 yardımı ile standart TD algoritmasını anlamak daha kolay olacaktır.



Şekil 3.15. Tek tetromin dizilimiyle 32x32 boyutunda bir görüntüye bir seviyeli TD uygulanması

3.2.5.2. Tetrolet 16 dönüşümü

Birçok tetromin düzeni arasında yönelim benzerliği olması sebebiyle, uygulamalarda 117 tetromin konfigürasyonunun tamamının kullanılmasının gereksiz olduğu ve fazladan işlem yüküne sebep olduğu tespit edilmiştir (Krommweh, 2010; Ceylan ve ark., 2014). Tetrolet 16, standart TD' nin farklı yönleri karakterize eden yalnız 16 tetromin dizilimi ile gerçeklenen versiyonudur. Tetrolet 16' da kullanılan dizilimler Şekil 3.16' da verilmiştir (Krommweh, 2010).



Şekil 3.16. Tetrolet 16' da kullanılan tetromin dizilimleri (Krommweh, 2010)

3.2.5.3. Kenar Tetrolet dönüşümü

Tetrolet dönüşümü, tetromin dizilimleri ile Haar DD' nin farklı yönlerde uygulanmasını sağlar. Bunu yaparken de, piksel bloklarının yönelimlerini en iyi şekilde temsil eden dizilimleri seçer. Ancak, geçiş bölgesi içermeyen görüntü kısımları için optimum bir dizilim arayışına girmeye gerek yoktur. Bu noktadan hareketle geliştirilen

kenar Tetrolet dönüşümünde, görüntülere TD uygulanmadan önce bir kenar dedektörü ile kenar tespiti yapılır (Krommweh, 2010). Eğer 4x4' lük bloklar görüntü içindeki herhangi bir kenara denk gelmiyorsa Haar DD, geliyorsa standart TD uygulanır. Bu yöntemle, TD işlem süresinin kısaltılması amaçlanmıştır.

3.2.5.4. Rahat Tetrolet dönüşümü

Bu tür TD için optimum dizilimin bulunmasında bir eşik değerden faydalanılır. 4x4 bloklardan elde edilen detay bileşenlerinin bu eşik değerin altında kaldığı tetromin konfigürasyonları kaydedilerek, yaklaşık optimum dizilimler seti oluşturulur (Krommweh, 2010). Eğer 4x4' lük bir piksel bloğu için bu şartı sağlayan tek bir konfigürasyon varsa, o blok için en iyi sonucu bu dizilimin verdiği düşünülür. Eğer birden fazla ise, önceki bloklarda en çok tercih edilen dizilimle işlem yapılır. Eşik değer, tüm sistemler için optimum olarak tespit edilmiş bir değer değildir, her sistem için deneysel olarak belirlenmelidir.

3.2.5.5. Rahat kenar Tetrolet dönüşümü

Bu TD türü, kenar Tetrolet ve rahat Tetrolet dönüşümlerini tek bir algoritmada birleştirir. Kenar Tetrolet' e benzer şekilde TD uygulamasından önce bir kenar belirleme algoritması kullanılır. Düz bölgelerde Haar DD uygulanırken, geçiş bölgesi içeren piksel bloklarında rahat Tetrolet uygulanır (Krommweh, 2010).

3.2.5.6. Birleştirilmiş Tetrolet dönüşümü

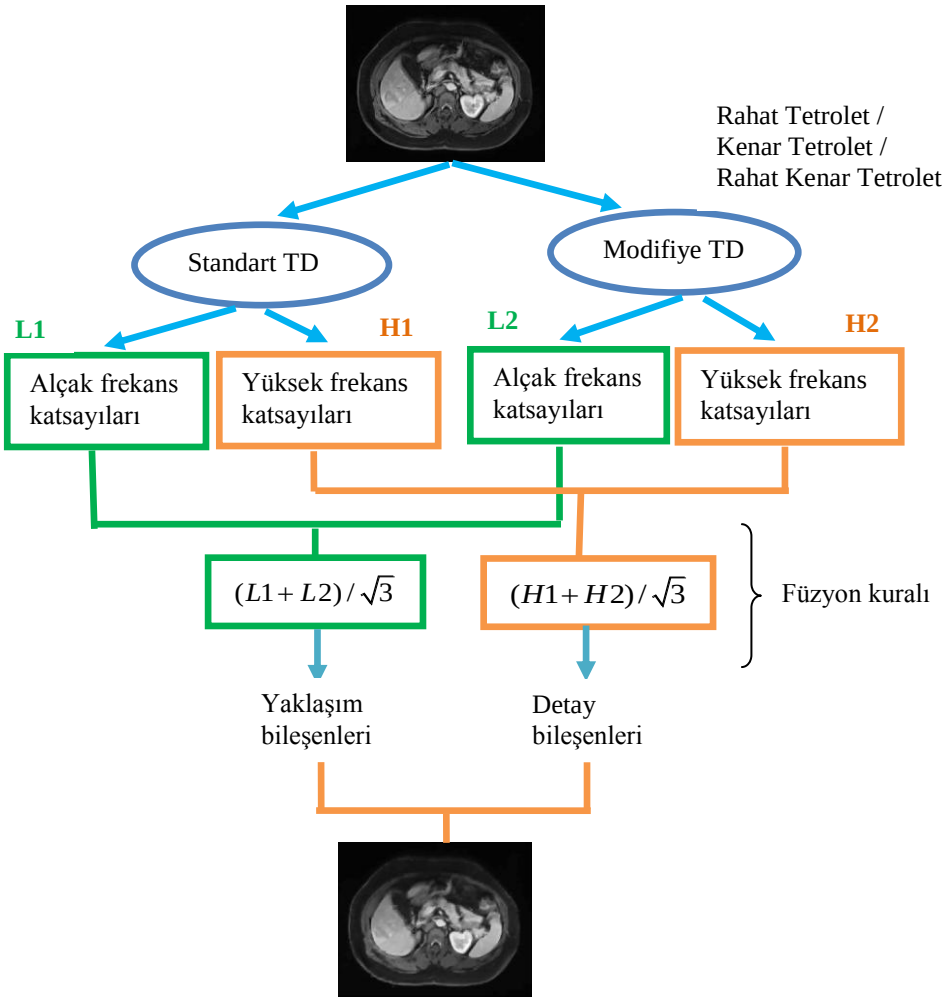
Literatürde, füzyon ile görüntü kalitesini ve gürültü giderme performansını artıran, çoklu çözünürlük analizlerinin kullanıldığı çeşitli çalışmalar mevcuttur (Das ve ark., 2011; Shanmugasundaram ve ark., 2013; Ganasala ve ark., 2014). Bu tez çalışmasında, TD için de füzyona dayalı bir teknik geliştirilmiştir. Böylece, birleştirilmiş Tetrolet adı verilen yeni bir TD türü ortaya koyulmuştur.

Şekil 3.17' de, birleştirilmiş TD' nin uygulama aşamaları görülmektedir. İlk olarak, önceki bölümlerde bahsedilen işlem basamaklarına uygun biçimde, giriş görüntüsüne standart TD ve modifiye TD türlerinden biri (kenar Tetrolet, rahat Tetrolet ya da rahat kenar Tetrolet) uygulanır. Böylece Şekil 3.17' de görüldüğü gibi standart TD

ve seçilen modifiye TD için katsayılar ayrı ayrı elde edilir. Daha sonra, Eşitlik 3.36 ve 3.37 ile verilen füzyon kuralı kullanılarak, katsayıların yaklaşım ve detay bileşenleri birleştirilir ve sonuçta birleştirilmiş TD katsayıları elde edilir. Sırasıyla formüllerdeki *L1* ve *H1* standart TD' nin, *L2* ve *H2* ise seçilen modifiye TD' nin yaklaşım ve detay bileşenlerini temsil etmektedir. Sonuçta birleştirilmiş TD' nin alçak ve yüksek frekans katsayıları elde edilmektedir.

$$\text{Yaklaşım katsayıları} = \frac{(L1+L2)}{\sqrt{3}} \tag{3.36}$$

$$\text{Detay katsayıları} = \frac{(H1+H2)}{\sqrt{3}} \tag{3.37}$$



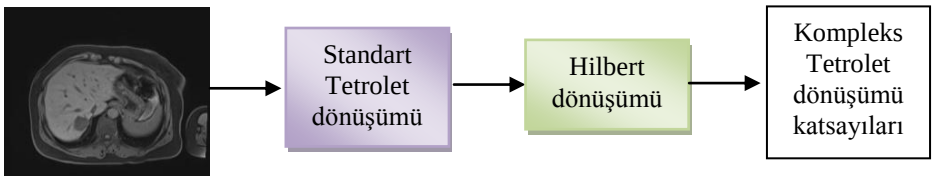
Şekil 3.17. Birleştirilmiş TD' nin uygulama aşamaları

TD' nin modifiye edilmiş türlerinden hangisinin dönüşüm uygulanırken seçildiği göz önünde bulundurularak, birleştirilmiş TD, 3' e ayrılmıştır: Birleştirilmiş kenar TD, birleştirilmiş rahat TD ve birleştirilmiş rahat kenar TD.

Birleştirilmiş TD' nin ters işlemleri, standart TD ile aynıdır. Birleştirilmiş TD' nin alçak ve yüksek frekans bileşenleri biliniyorsa, ters işlemlerle, orijinal görüntüye ulaşmak mümkündür.

3.2.5.7. Kompleks Tetrolet dönüşümü (Kompleks TD)

Standart Tetrolet dönüşümünün kompleks formu bu tez çalışması ile ilk kez ortaya konmuştur. Kompleks TD uygulanırken, önce standart TD ile katsayılar elde edilmekte, daha sonra elde edilen bu katsayılara Hilbert dönüşümü uygulanmaktadır. Böylece sonuçta elde edilen katsayılar matrisi kompleks sayılardan oluşmaktadır (Şekil 3.18).



Şekil 3.18. Kompleks TD uygulama şeması

Hilbert dönüşümü, reel bir veri dizisinden, kompleks bir dizi oluşturmaktadır. $x_{komp} = x_{re} + i.x_{im}$ şeklinde ifade edilebilen bu kompleks dizinin reel kısmı x_{re} orijinal veriyi içerirken, imajiner kısmı x_{im}, orijinal sinyalin Hilbert dönüşümünü içermektedir. İmajiner kısım, orijinal dizinin $90°$ faz kayması ile elde edilen versiyonuna eşittir (Web-1). Bir *f(n)* ayrık verisinin ayrık Hilbert dönüşümü Eşitlik 3.38' deki gibi tanımlanır (Kandregula, 2009). Ters ayrık Hilbert dönüşümü, Eşitlik 3.39 ile verilmiştir.

$$AHD\{f(n)\} = g(k) = \begin{cases} \frac{2}{\pi} \sum_{n\ \text{tek}} \frac{f(n)}{k-n}; & k \text{ çift} \\ \frac{2}{\pi} \sum_{n\ \text{çift}} \frac{f(n)}{k-n}; & k \text{ tek} \end{cases} \tag{3.38}$$

$$f(n)=\begin{cases} -\frac{2}{\pi}\sum_{n\ \text{tek}}\frac{g(k)}{n-k}; & k\ \text{çift} \\ -\frac{2}{\pi}\sum_{n\ \text{çift}}\frac{g(k)}{n-k}; & k\ \text{tek} \end{cases} \tag{3.39}$$

Kompleks TD' nin uygulama adımları şu şekilde sıralanabilir:

1- Görüntü matrisini 4x4 boyutunda piksel bloklarına ayır.

2- Sol üstteki ilk blok ile işleme başla.

3- Bloktaki pikselleri, kompleks TD algoritması içindeki ilk tetromin diziliminin (genellikle Haar düzeni) içerdiği tetrominlere göre düzenle.

4- Pikselleri düzenlenen bloğu Eşitlik 3.35' teki Haar matrisi ile çarp.

5- Elde edilen dönüşüm katsayılarını sakla.

6- Kalan 116 tetromin kombinasyonunun her biri için bloğun içerdiği pikselleri yeniden düzenleyerek, 4. ve 5. basamaklarını tekrarla.

7- Her bir kombinasyon için elde edilen detay katsayılarını kullanarak, standart sapmayı hesapla.

8- Standart sapma değerini minimum şekilde elde eden kombinasyona ait katsayıları, ilk piksel bloğu için elde edilen optimum sonuçlar olarak, sonuç matrisi için sakla.

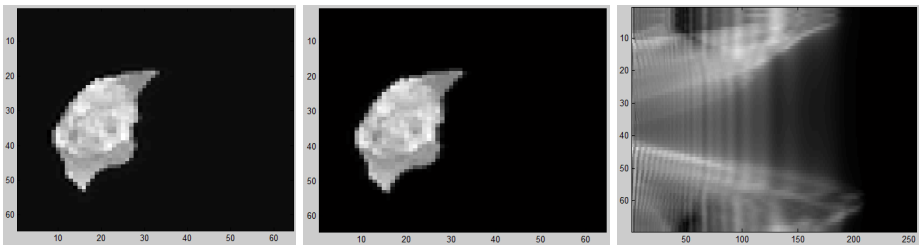
9- Kalan tüm piksel blokları için, 3-8 arası basamakları yinele.

10- Sonuç için saklanan değerleri yaklaşım ve detay bileşen matrisleri olarak düzenle.

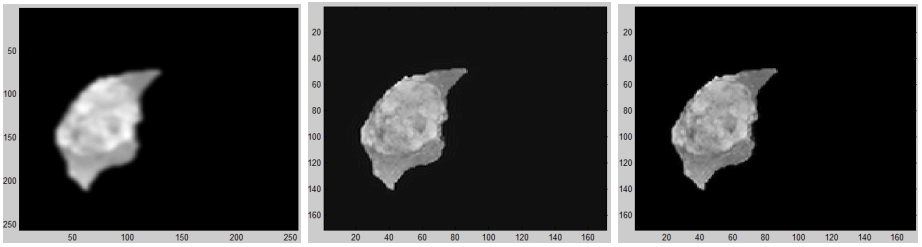
11- Elde edilen yaklaşım ve detay bileşenleri matrislerine Hilbert dönüşümü uygula.

Bu metodun geliştirilmesiyle standart TD' ye faz bilgisi eklenerek, kompleks bir yaklaşım kazandırılmıştır. Ters işlemlerle, kompleks TD katsayıları bilinen bir orijinal görüntünün yeniden elde edilmesi mümkündür.

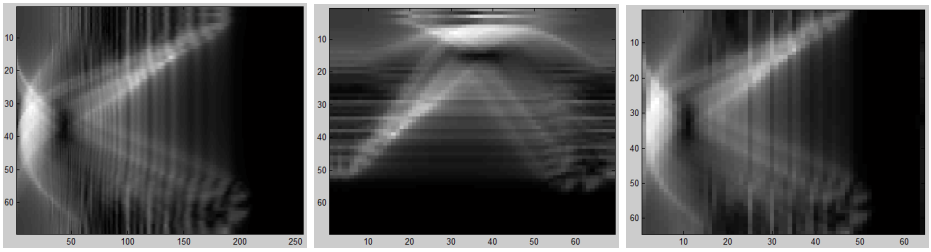
Tez çalışmasında kullanılan tüm çoklu çözünürlük analizleri için, veri tabanındaki 4 numaralı görüntünün arteryel fazının segmente edilmiş hali ile elde edilen yaklaşım katsayıları, Şekil 3.19' da verilmiştir. Kompleks yöntemlerle elde edilen katsayı matrisleri, katsayıların genlik değerleri kullanılarak çizdirilmiştir.



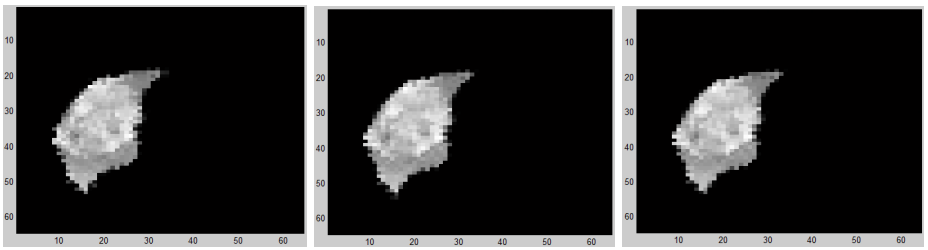
a) b) c)



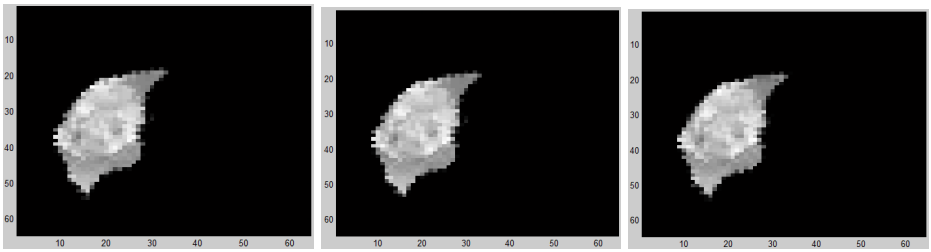
d) e) f)



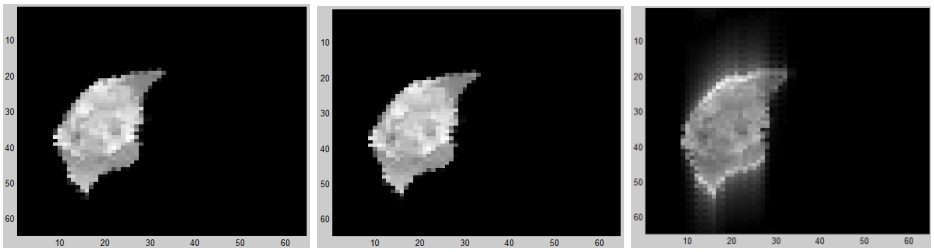
g) h) i)



j) k) l)



m) n) o)



p) r) s)

Şekil 3.19. Veri tabanındaki 4 numaralı görüntünün (segmente edilmiş) arteryel fazına ait, çoklu çözünürlük analizi metodları ile elde edilmiş yaklaşım katsayıları: a) DD, b) Kompleks DD, c) RD, d) birinci nesil CD, e) ikinci nesil reel CD, f) ikinci nesil kompleks CD, g) Ripplet-II, h) Ortagonal Ripplet-II, i) Kompleks ortagonal Ripplet-II, j) Standart TD, k) Tetrolet 16, l) Kenar TD, m) Rahat TD, n) Rahat kenar TD, o) Birleştirilmiş kenar TD, p) Birleştirilmiş rahat TD, r) Birleştirilmiş rahat kenar TD, s) Kompleks TD.

3.3. İstatistiksel Özellik Çıkarma Yöntemleri

Bu tez çalışması için gerçekleştirilen sınıflandırma uygulamalarının özellik çıkarma aşamasında çoklu çözünürlük analizi yöntemlerinin yanı sıra bazı istatistiksel yöntemler de kullanılmıştır. Bunlar; aritmetik ortalama, standart sapma, varyans, skewness, kurtosis ve moment değerleridir.

Bir *x* sayı dizisi için; *n* eleman sayısını göstermek üzere aritmetik ortalama Eşitlik 3.40' tan, standart sapma Eşitlik 3.41' den, varyans Eşitlik 3.42' den hesaplanır.

$$\bar{x} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i = \frac{x_1 + x_2 + \ldots + x_n}{n} \tag{3.40}$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2} \tag{3.41}$$

$$v = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2 \tag{3.42}$$

Bir veri setinin k' ıncı momenti, Eşitlik 3.43 ile bulunur. Uygulamalarda üçüncü moment değeri kullanılmıştır.

$$m_k = E(x - \bar{x})^k \tag{3.43}$$

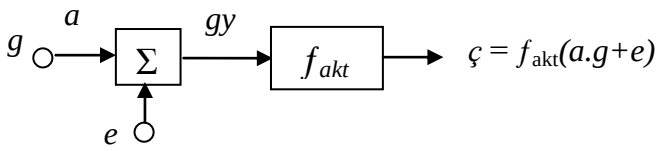
Skewness ve kurtosis, ortalama değer civarındaki asimetrinin istatistiksel birer ölçümüdür. Beklenen değer *E(.)* ile gösterilmek üzere Eşitlik 3.44 skewness değerini, Eşitlik 3.45 ise kurtosis değerini vermektedir.

$$sk = \frac{E\left[(x-\bar{x})^3\right]}{\sigma^3} \tag{3.44}$$

$$ku = \frac{E\left[(x-\bar{x})^4\right]}{\sigma^4} \tag{3.45}$$

3.4. Yapay Sinir Ağları (YSA)

Yapay sinir ağı yapısı, insan sinir sistemi ve sinir hücreleri arasındaki iletişim mekanizması model alınarak geliştirilmiştir. İnsan sinir sisteminde hücrelere gelen sinyaller belli bir merkezde toplanır ve gerekli bilgi işlendikten sonra diğer hücrelere aktarılır. İnsan beyninde ardışık paralel işlemlerle reaksiyon üretilmesine benzer şekilde, YSA da hedef değerlere göre cevaplar üretmektedir. Girişler, nöron adı verilen yapılarda belli ağırlıklarla çarpılıp, hedef değerlere yaklaştırılmaya çalışılmaktadır. Basit bir nöron yapısı; *g* giriş değerini, *a* ağırlığı, *e* eşik değerini, *gy* aktivasyon fonksiyonu girişini, f_{akt} aktivasyon fonksiyonunu ve *ç* de çıkış değerini göstermek üzere, Şekil 3.20' de verilmiştir (Demuth ve ark., 1998).



Şekil 3.20. Basit nöron yapısı

Nöronun giriş değeri eğer bir dizi (g_n) ise, bu giriş dizisinin eleman sayısı (n) kadar ağırlık (a_n) ve eşik değeri (e_n) kullanılır. Bu durumda, *n* elemanlı bir dizi girişi için aktivasyon fonksiyonunun girişi şu şekilde olacaktır:

$$gy = \sum_n a_n.g_n + e_n \tag{3.46}$$

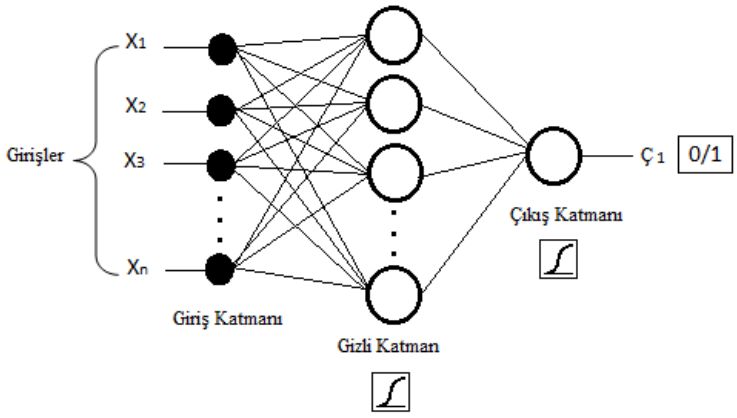
3.4.1. Reel değerli yapay sinir ağları (RDYSA)

Problemin niteliğine göre farklı YSA modelleri tasarlamak mümkündür (Öztürk ve ark., 2014). Bu tez çalışmasında kullanılan reel değerli yapay sinir ağı (RDYSA) modelleri; üç katmanlı (giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanı), ileri beslemeli ve geri yayılımlı olarak tasarlanmış olup, ana hatlarıyla Şekil 3.21' de verilmiştir. Her bir

katman, farklı sayıda nörondan oluşmaktadır ve bir önceki katmanla ağırlıklar vasıtasıyla bağlantılıdır.

Her bir uygulama için spesifik RDYSA parametreleri belirlenmiştir. Gizli katman ve çıkış katmanında aktivasyon fonksiyonu olarak (0,1) aralığında tanımlı olan logaritmik sigmoid fonksiyonu kullanılmıştır:

$$f_{\log}(n) = \frac{1}{1+e^{-n}} \tag{3.47}$$



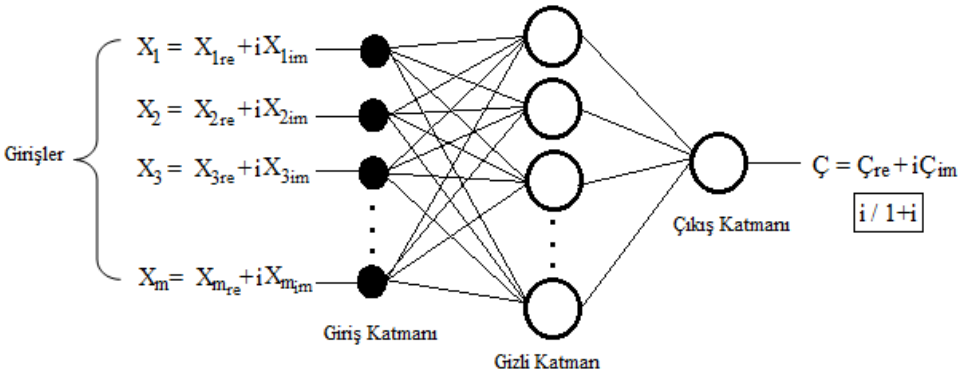
Şekil 3.21. RDYSA modeli

3.4.2. Kompleks değerli yapay sinir ağları (KDYSA)

Tez çalışmasında kullanılan çoklu çözünürlük analizi metodlarının kompleks versiyonları arasında performans kıyaslaması yapmak için, kompleks katsayıların reel ve imajiner kısımlarına ayrı ayrı RDYSA uygulamak yerine, kompleks değerli YSA (KDYSA)' dan yararlanılmıştır. KDYSA modeli RDYSA yapısı ile benzerdir, ancak; giriş sinyallerinin, ağırlıkların, eşik değerlerin, aktivasyon fonksiyonlarının ve çıkış sinyallerinin tamamı kompleks sayılardan oluşmaktadır (Şekil 3.22) (Ceylan ve ark., 2010).

KDYSA' ya ait bir n nöronuna ait aktivasyon fonksiyonu girişi (aktivasyon); n ve m nöronları arasındaki ağırlık katsayıları a_{nm}, m nöronunun giriş sinyali X_m, n nöronunun eşik değeri e_n ile temsil edilmek üzere aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır:

$$Y_n = \sum_m a_{nm}.X_m + e_n \tag{3.48}$$



Şekil 3.22. KDYSA modeli

Çıkış sinyalini elde etmek için; Y_n değeri, $Y_n = x + iy = z \quad (i = \sqrt{-1})$ şeklinde reel ve imajiner kısımlarına ayrılarak $f_R(u)$ aktivasyon fonksiyonu ile işleme alınır (Eşitlik 3.49). Bu tez çalışmasında KDYSA' da kullanılan $f_R(u)$ aktivasyon fonksiyonu, reel ve imajiner logaritmik sigmoidlerin süperpozisyonu ile oluşturulmuştur (Eşitlik 3.50).

$$f_C(z) = f_R(x) + i.f_R(y) \tag{3.49}$$

$$f_R(u) = \frac{1}{1+e^{(-u_R)}} + j\frac{1}{1+e^{(-u_R)}} \tag{3.50}$$

3.5. Eşikleme Yöntemleri

Eşikleme yöntemleri, gürültü giderme uygulamalarında kullanılmıştır. Bu uygulamalarda, öncelikle görüntülere; rastgele gürültü, gauss gürültüsü ve poisson gürültüsünden biri eklenmiştir. Daha sonra uygun bir eşikleme yöntemi seçilmiş ve gürültü giderme algoritmaları kullanılarak çoklu çözünürlük analizi metodlarının gürültü giderme performansları karşılaştırılmıştır.

Eşikleme yöntemleri, bir sınır (eşik) değer hesaplar ve bu değere göre gürültülü görüntüye uygulanan dönüşümden temiz bir görüntü oluşturmak üzere anlamlı katsayılar elde etmeyi hedefler. Bu tez çalışması esnasında gerçekleştirilen uygulamalarda; yumuşak eşikleme, sert eşikleme ve ölçeklenmiş global eşikleme metodları kullanılmıştır.

Donoho ve ark. (1995)' nın geliştirdiği yumuşak eşikleme yönteminde λ önceden belirlenmiş bir kritik değeri göstermek üzere, Eşitlik 3.51 kullanılır. Bu

eşitlikte *Y*, eşiklenecek katsayıları; *S* ise eşiklendikten sonra katsayıların aldığı yeni değerleri göstermektedir. Yumuşak eşiklemede; eğer bir katsayının mutlak değeri hesaplanan eşik değerinden küçükse sıfır kabul edilir, büyükse değeri azaltılır.

$$Sy = sign(Y).*((abs(Y) > \lambda).*(abs(Y) - \lambda)) \quad (3.51)$$

Sert eşikleme yöntemi, yumuşak eşiklemeye benzer şekilde uygulanır. Katsayıların mutlak değerleri belirlenmiş bir eşik değerinden büyükse, katsayı üzerinde herhangi bir işlem yapılmaz. Eğer küçükse, ilgili katsayı sıfır kabul edilir. Matematiksel olarak şu şekilde ifade edilir:

$$Sy = sign(Y)(Y.*(abs(Y) > \lambda)) \quad (3.52)$$

Ölçeklenmiş global eşikleme yönteminde eşik değeri Eşitlik 3.53 ile hesaplanır. Bu eşitlikte σ_g gürültü sapmasını temsil etmektedir.

$$\lambda = s.\sigma_g.\sqrt{2.\log(k)} \quad (3.53)$$

3.6. Performans Değerlendirme Kriterleri

Bu bölümde, uygulamalarda kullanılan yöntemlerin performanslarını kıyaslamada yararlanılan değerlendirme kriterleri ele alınmıştır. Gürültü giderme uygulamalarında kullanılan yöntemlerin değerlendirilmesinde ortalama karesel hata (OKH), tepe sinyali gürültü oranı (TSGO), ortalama yapısal benzerlik indeksi (OYBİ) ve özellik benzerliği indeksi (ÖBİ) değerlerinden; sınıflama uygulamalarında ise doğruluk, hassasiyet, özgüllük değerleri ile alıcı işlem karakteristiği (AİK) eğrisi ve eğri altındaki alan (EAA) değerlerinden yararlanılmıştır. Bu ifadeler, alt başlıklar ile tanımlanmıştır.

3.6.1. Ortalama karesel hata (OKH)

Ortalama karesel hata, iki görüntü arasındaki sayısal farkın karesini verir. Dolayısıyla, OKH değerinin düşük olması, görüntülerin birbirine benzediği anlamına

gelmektedir. *M* ve *N* sırasıyla *f* ve *g* görüntülerinin satır ve sütun sayısını temsil etmek üzere, OKH şu formülden hesaplanır (Yaşar ve ark., 2013):

$$OKH(f,g)=\frac{1}{MN}.\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}(f_{i,j}-g_{i,j})^2 \tag{3.54}$$

3.6.2. Tepe sinyali gürültü oranı (TSGO)

Tepe sinyali gürültü oranı, işlemler esnasında oluşan bilgi kayıplarının desibel (dB) cinsinden ölçüldüğü objektif bir değerlendirme kriteridir. Yüksek TSGO, daha az kayıp demektir. Orjinal görüntü *f*, elde edilen görüntü *g* olmak üzere , TSGO aşağıdaki formül ile hesaplanır (Yaşar ve ark., 2013):

$$TSGO(f,g)=10.\log_{10}(255^2/OKH(f,g)) \tag{3.55}$$

3.6.3. Ortalama yapısal benzerlik indeksi (OYBİ)

Uzun yıllar boyunca görüntü kalitesinin değerlendirilmesinde kullanılan OKH, yalnız görüntü yoğunluğu üzerinde işlem yaptığı için zayıf bir ölçüm kriteridir. Bu nedenle, OYBİ gibi kontrast, parlaklık gibi farklı kriterleri birlikte göz önünde bulunduran yeni performans değerlendirme yöntemleri geliştirilmiştir (Wang ve ark., 2004). OYBİ, basit işlem basamakları sayesinde görüntü ve video işleme uygulamalarında yaygın olarak kullanılmaktadır.

Verilen *x* ve *y* gibi iki görüntünün yapısal benzerlik indeksi (YBİ) değeri, üç bileşene sahiptir. Bunlar; parlaklık bozulması $l(x,y)$, kontrast bozulması $c(x,y)$ ve korelasyon bozulması $s(x,y)$ olarak adlandırılmaktadır. Sabit c_1, c_2 ve c_3 değerleri için; $\overline{x}, \overline{y}, s_x^2, s_y^2$ ve $s_{x,y}$ sırasıyla *x* ve *y*' nin yerel ortalaması, yerel varyansı ve kovaryansını temsil etmek üzere, bu bileşenler aşağıdaki eşitliklerden hesaplanır (Wang ve ark., 2004):

$$l(x,y)=\frac{2\overline{xy}+c_1}{\overline{x}^2+\overline{y}^2+c_1} \tag{3.56}$$

$$c(x,y)=\frac{2s_x s_y+c_2}{s_x{}^2+s_y{}^2+c_2} \tag{3.57}$$

$$s(x,y)=\frac{s_{x,y}+c_3}{s_x s_y+c_2} \tag{3.58}$$

$S_1(x,y)$ ve $S_2(x,y)$ yerel pencere fonksiyonlarıyla hesaplanan benzerlik değerleri olmak üzere, $S_1(x,y)=l(x,y)$, $S_2(x,y)=c(x,y)s(x,y)$ olduğu düşünülürse, $c_3=c_2/2$ şartı sağlandığında, verilen iki görüntünün YBİ değeri şu şekilde hesaplanır (Wang ve ark., 2004):

$$YB\dot{I}(x,y)=S_1(x,y).S_2(x,y) \tag{3.59}$$

$YB\dot{I}(x,y)$, -1 ile 1 arasında değerler alabilir. Eğer $YB\dot{I}(x,y)$=1 ise verilen iki görüntü birbirinin aynısı demektir. Dolayısıyla, görüntüler arasındaki benzerlik arttıkça YBİ değeri 1' e yaklaşır (Brunet ve ark., 2012).

YBİ, görüntüler üzerinde kayan pencereler kullanarak uygulanır (Thakur ve ark., 2011). YBİ prosedürü, sol üst köşeden başlayıp sağ alt köşeye kadar görüntünün tamamı işleme alınana dek devam eder. *P* pencere sayısı olmak üzere, OYBİ aşağıdaki eşitlik ile hesaplanır (Wang ve ark., 2004):

$$OYB\dot{I}(x,y)=\frac{1}{P}\sum_{j=1}^{P}YB\dot{I}(x_j,y_j) \tag{3.60}$$

3.6.4. Özellik benzerliği indeksi (ÖBİ)

Son zamanlarda geliştirilen değerlendirme kriterlerinden biri de Zhang ve ark. (2011) tarafından önerilen ÖBİ' dir. ÖBİ hesaplanırken dikkate alınan değerlerden biri faz uyumu (*FU*)' dur. Bunun yanında, gradyent genliği (*GG*) ile *FU*' ya dayanan özelleştirilmiş benzerlik (*B*) değeri de hesaplarda kullanılır.

FU modeli, görüntü yoğunluğundaki keskin geçişleri direkt olarak belirlemek yerine, Fourier bileşenlerinin en büyük olduğu yerlerdeki özellikleri tanımlar (Zhang ve ark., 2011).

GG; Sobel, Prewitt ve Scharr gibi gradyent operatörleri kullanılarak hesaplanır. Bir *f(x,y)* görüntüsünün *GG* değeri; G_x ve G_y görüntünün yatay ve dikey yöndeki kısmi türevleri olmak üzere şu şekilde bulunur (Zhang ve ark., 2011):

$$GG = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \tag{3.61}$$

Eşitlik 3.62' deki $B_L(x)$ değeri iki görüntü arasında *FU* ve *GG*' ye bağlı benzerlik indeksidir. ÖBİ; Ω tüm görüntüyü, $FU_m(x)$ de *FU* değerini temsil etmek üzere, Eşitlik 3.63 ile tanımlanmıştır (Zhang ve ark., 2011).

$$B_L(x) = [B_{FU}(x)].[B_{GG}(x)] \tag{3.62}$$

$$\ddot{O}B\dot{I} = \frac{\sum_{x\in\Omega} B_L(x).FU_m(x)}{\sum_{x\in\Omega} FU_m(x)} \tag{3.63}$$

3.6.5. Doğruluk, hassasiyet ve özgüllük

Sınıflama uygulamalarında performans değerlendirme amacıyla yaygın olarak kullanılan parametreler; doğruluk, hassasiyet ve özgüllüktür. Bu değerlerin hesaplanabilmesi için doğru pozitif (DP), doğru negatif (DN), yanlış pozitif (YP) ve yanlış negatif (YN) terimlerinin bilinmesi gerekmektedir. Bu terimler, veri grubunun hasta ve sağlıklı olmak üzere iki sınıfa ait olduğu düşünüldüğünde şu şekilde tanımlanır (Öztürk ve ark., 2014):

- DP: Gerçekte hasta olarak etiketlenmiş verinin, sınıflayıcı tarafından hasta olarak belirlenmesi,
- DN: Gerçekte sağlıklı olarak etiketlenmiş verinin, sınıflayıcı tarafından da sağlıklı olarak belirlenmesi,
- YP: Gerçekte sağlıklı olarak etiketlenmiş verinin, sınıflayıcı tarafından hasta olarak belirlenmesi,
- YN: Gerçekte hasta olarak etiketlenmiş verinin, sınıflayıcı tarafından sağlıklı olarak belirlenmesi.

Bu tanımlar göz önünde bulundurularak doğruluk, hassasiyet ve özgüllük değerleri sırasıyla aşağıdaki eşitliklerle hesaplanır (Öztürk ve ark., 2014):

$$\text{Doğruluk}=\frac{DP+DN}{DP+YN+YP+DN} \tag{3.64}$$

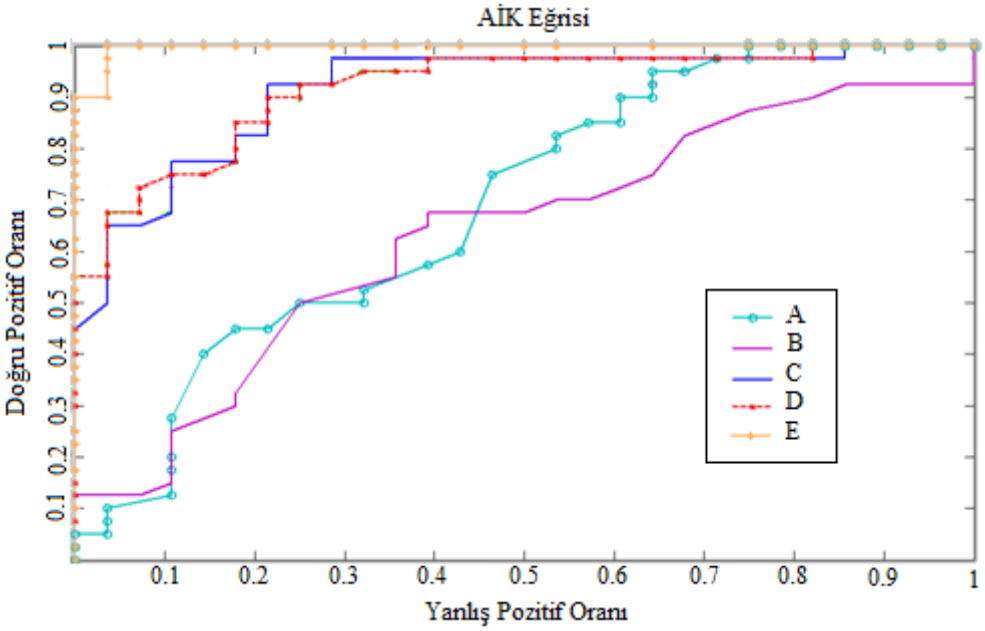
$$\text{Hassasiyet}=\frac{DP}{DP+YN} \tag{3.65}$$

$$\text{Özgüllük}=\frac{DN}{YP+DN} \tag{3.66}$$

3.6.6. Alıcı işlem karakteristiği (AİK) eğrisi ve eğri altındaki alan (EAA) değeri

Alıcı işlem karakteristiği eğrileri, yatay ekseninde YP oranı, dikey ekseninde DP oranı kullanılarak çizilen eğrilerdir. EAA değeri ise bu eğrinin altında kalan alanı verir ve sistem duyarlılığı hakkında bilgi taşır. EAA değeri 0 ile 1 arasında değerler alır. İdeal sistem durumunda EAA=1 değerini alır. Yani, EAA değeri 1' e daha yakın olan sistemler daha doğru sınıflandırma sonuçlarına sahip demektir (Web-2).

Şekil 3.23' te, beş farklı sınıflandırma sistemi (A,B,C,D,E) kullanılarak gerçekleştirilen sınıflandırma işlemlerine ait örnek AİK eğrileri verilmiştir. Bu şekildeki AİK eğrilerine bakarak, en doğru sonuçların EAA' sı maksimum olduğu için, E sistemi ile elde edildiği söylenebilir.



Şekil 3.23. AİK eğrisi örnekleri

4. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA

Bu tez çalışmasında; MR görüntüleri kullanılarak, karaciğer fokal lezyonlarının tespitine yönelik sınıflandırma çalışmaları yapılmıştır. Ayrıca tanı esnasında yanlış yorumlara sebep olabilecek gürültülerin yok edilmesi için gürültü giderme çalışmaları gerçekleştirilmiştir. Gerçeklenen çalışmalar ve elde edilen sonuçlar, bu bölümde sunulmuştur.

4.1. Gürültü Giderme Uygulamaları

Tez çalışmasında kullanılan çoklu çözünürlük analizi yöntemlerinin karaciğer MR görüntülerinin içerdiği gürültüleri giderme performansları, iki ayrı uygulama ile karşılaştırılmıştır. Uygulamalarda, öncelikle orijinal karaciğer MR görüntülerine rastgele gürültü, gauss gürültüsü ve poisson gürültüsünden biri eklenmiş, daha sonra çoklu çözünürlük analizi metodları ve uygun eşikleme yöntemlerinden biri kullanılarak bu gürültüler yok edilmeye çalışılmıştır. Yöntemlerin başarılarını karşılaştırmak için, TSGO, OKH, OYBİ ve ÖBİ kriterleri kullanılmıştır. Uygulamalar, alt başlıklarda detaylandırılmıştır.

4.1.1. Standart Tetrolet dönüşümü ve Ridgelet dönüşümünün, karaciğer MR görüntülerinin gürültülerini giderme performanslarının Dalgacık dönüşümü ve Curvelet dönüşümleri (birinci ve ikinci nesil) ile karşılaştırılması

Bu uygulamada, otuz karaciğer MR görüntüsü kullanılmış (Şekil 4.1.a) ve dört farklı çoklu çözünürlük analizi metodu (TD, RD, DD ve CD) ile gürültü giderme işlemi uygulanmıştır.

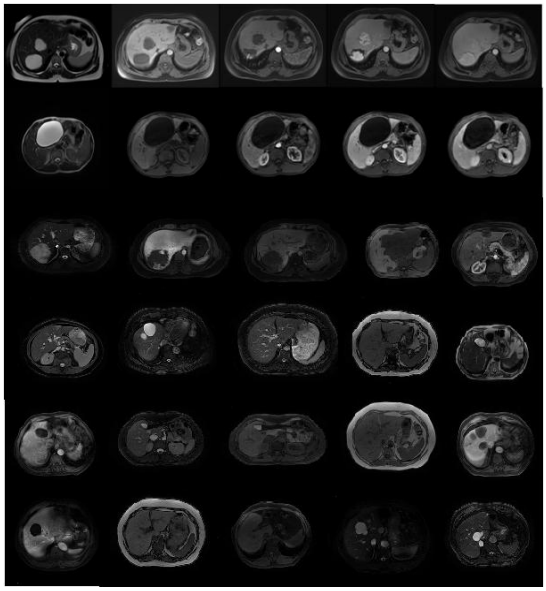
Uygulama gerçekleştirilirken, öncelikle 256x256 boyutundaki orijinal karaciğer MR görüntülerine rastgele gürültü ya da gauss gürültüsünden biri eklenmiştir. Gürültü eklenmiş bir I_g görüntüsü matematiksel olarak; I orijinal görüntüyü, Gr de gürültüyü temsil etmek üzere Eşitlik 4.1 ile ifade edilir.

$$I_g = I+Gr \tag{4.1}$$

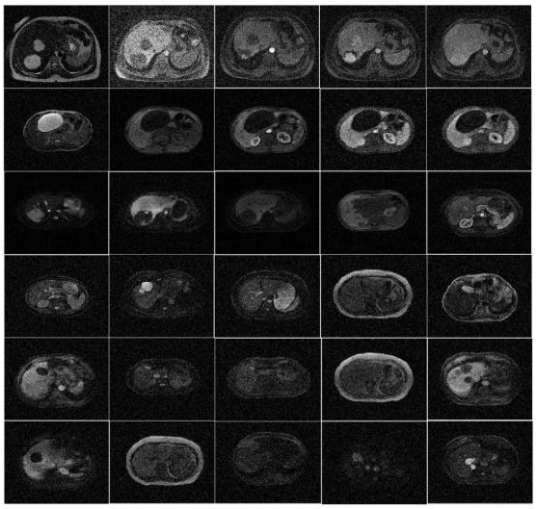
Rastgele gürültü; *sigma* gürültü oranı olmak üzere Eşitlik 4.2' de verildiği gibi eklenmiştir. Rastgele gürültü ile, altı farklı gürültü oranında (*sigma*=5,10,15,20,25,30) işlem yapılmıştır. Benzer biçimde, gauss gürültüsü için de dört farklı sinyal gürültü oranı (SGO) belirlenmiştir (SGO=3,5,10,15). Gauss gürültüsünün rastgele gürültüden farkı, SGO değeri ile gürültü miktarının ters oranıtılı olmasıdır. Yani SGO arttıkça gürültü miktarı azalır. Şekil 4.1.b' de, rastgele gürültü ve gauss gürültüsü eklenmiş örnek görüntüler verilmiştir.

$$I_g = I + sigma * Gr \tag{4.2}$$

Gürültü eklendikten sonra; DD, RD, TD ve CD' den biri kullanılarak gürültülü görüntü yaklaşım ve detay bileşenlerine ayrılmıştır. Deneysel olarak, optimum ayrışma seviyesi DD için 2, TD için 1 olarak belirlenirken; optimum ölçek parametresi hem RD hem de CD için 4 olarak tespit edilmiştir. İşlemler, bu değerlere göre yürütülmüştür. Ayrışma işleminin ardından detay bileşenlerine sert eşikleme uygulanmıştır. Görüntüye ait özellikler yaklaşım bileşenleri ile aktarıldığı için, yaklaşım katsayıları üzerinde herhangi bir işlem yapılmamıştır. Elde edilen eşiklenmiş detay bileşenleri, yaklaşım bileşenleri ile birlikte yeniden yapılandırma işlemlerine tabi tutulmuş ve orijinal karaciğer görüntüleri yeniden oluşturulmaya çalışılmıştır. Sonuç görüntüleri ile orijinal karaciğer görüntüleri arasındaki benzerlik; OKH, TSGO, OYBİ ve ÖBİ kriterleri kullanılarak değerlendirilmiştir. Uygulamaya ait işlem şeması, Şekil 4.2' de verilmiştir.

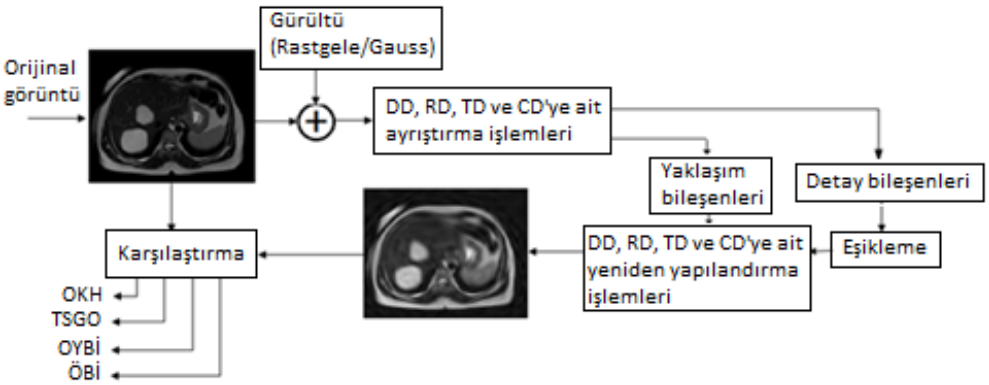


a)



b)

Şekil 4.1. a) Kullanılan orijinal karaciğer MR görüntüleri, b) Gürültü eklenmiş karaciğer MR görüntüleri (İlk üç satıra gauss gürültüsü (SGO=3), son üç satıra rastgele gürültü (sigma=30) eklenmiştir.)

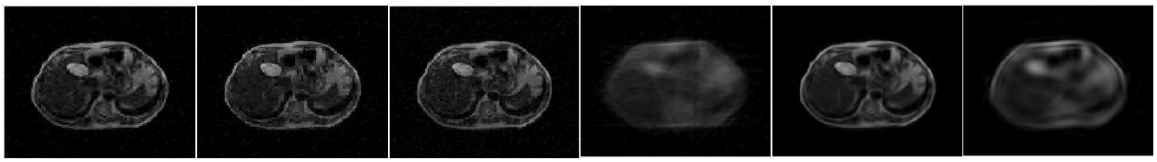


Şekil 4.2. Uygulamaya ait işlem şeması

Detay katsayıları için eşik değer, ölçeklenmiş global eşikleme yöntemiyle belirlenmiştir. Ölçek faktörünün optimum değeri deneme yanılma yöntemiyle 0.68 bulunmuştur.

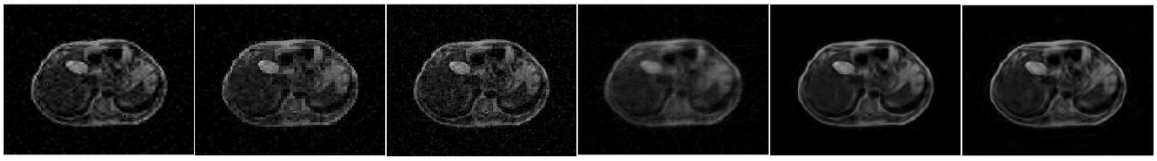
Kullanılan çoklu çözünürlük analizi yöntemlerinin performansını görsel olarak yorumlayabilmek amacıyla, veri tabanındaki 129 numaralı görüntünün gauss gürültüsü (SGO=3) ve rastgele gürültü (*sigma*=30) eklenip temizlenmiş versiyonları Şekil 4.3 ve 4.4' te verilmiştir.

Şekil 4.3' e bakarak, gauss gürültüsü için RD ve ikinci nesil reel CD' nin görüntüde bulanıklığa sebep olduğu ve en iyi sonucun birinci nesil CD ile elde edildiği söylenebilir. Şekil 4.4' e bakıldığında, herhangi bir bulanıklık etkisi olmadığı ve en iyi sonucun CD yöntemleri ile elde edildiği görülmektedir.



a) b) c) d) e) f)

Şekil 4.3. Gauss gürültüsü (SGO=3) eklenip, farklı yöntemlerle temizlenmiş karaciğer MR görüntüsü (Görüntü no:129). a) DD (db4 dalgacığı), b) DD (Haar dalgacığı), c) TD, d) RD, e) CD (birinci nesil) f) CD (ikinci nesil reel)



a) b) c) d) e) f)

Şekil 4.4. Rastgele gürültü (*sigma*=30) eklenip, farklı yöntemlerle temizlenmiş karaciğer MR görüntüleri (Görüntü no:129). a) DD (db4 dalgacığı), b) DD (Haar dalgacığı), c) TD, d) RD, e) CD (birinci nesil) f) CD (ikinci nesil reel)

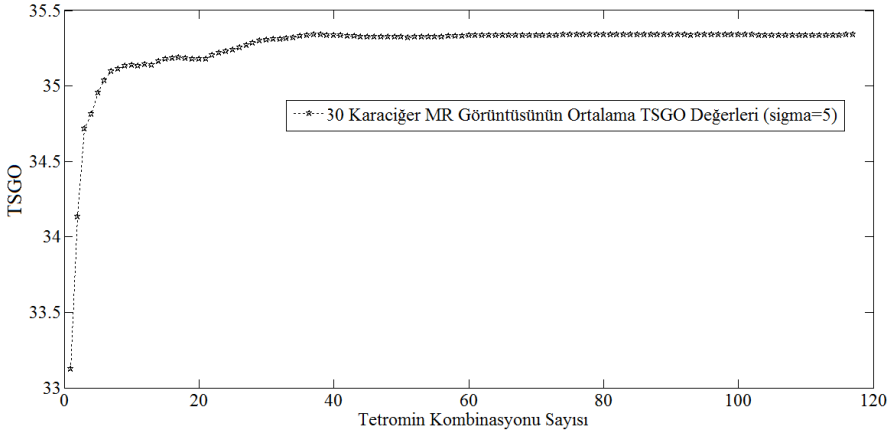
Uygulamada kullanılan otuz karaciğer görüntüsünden rastgele gürültünün ve gauss gürültüsünün giderilmesinden sonra, her bir gürültü oranı için hesaplanan ortalama TSGO, OKH, OYBİ ve ÖBİ değerleri Çizelge 4.1' de verilmiştir. Elde edilen en iyi sonuçlar koyu yazılmıştır.

Çizelge 4.1 incelendiğinde, en iyi sonuçların birinci nesil CD ile elde edildiği, ikinci nesil CD ile de birinci nesil CD' ye çok yakın sonuçlara ulaşıldığı görülmektedir. Ancak, uygulama esnasında, Bölüm 3.2.3' te belirtildiği gibi birinci nesil CD prosedürünün, ikinci nesil CD' den çok daha uzun sürdüğü gözlenmiştir. Buna rağmen en uzun sürede tamamlanan işlemler, TD ile gerçekleştirilen işlemler olmuştur.

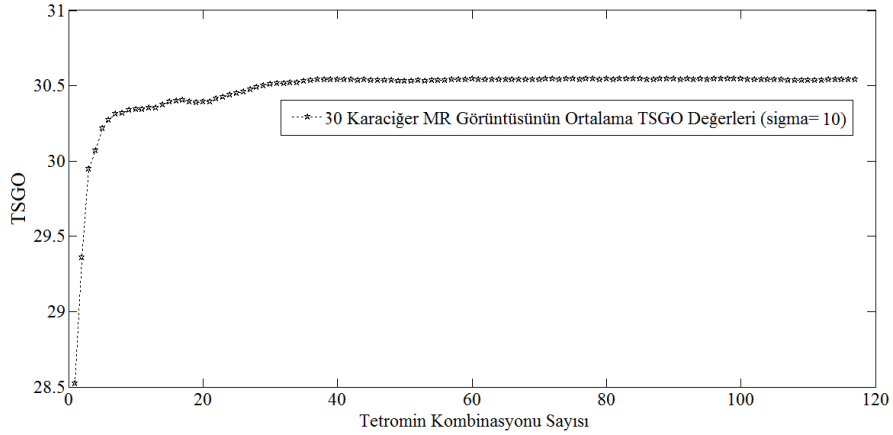
Singh (2010), TD ile gerçekleştirilen gürültü giderme işlemlerinde, kullanılan tetromin dizilimi sayısını azaltmanın, işlem süresini kısaltacağını öne sürmüş ve 117 dizilimin tamamını kullanmak yerine 65 tetromin kombinasyonu kullanmayı önermiştir. Bu düşünceden hareketle, karaciğer MR görüntülerinin gürültülerinin giderilmesi çalışmalarında da daha az tetromin dizilimi kullanılarak başarılı sonuçlar elde edilip edilemeyeceği araştırılmıştır. Bunun için, 1' den 117' ye kadar uygulamada kullanılan tetromin dizilimi sayısı artırılarak, her bir görüntü için TSGO değerleri hesaplanmıştır. İlk tetromin kombinasyonu, Haar dizilimi olarak belirlenmiştir. Kullanılan dizilim sayısına karşılık, otuz karaciğer MR görüntüsü için farklı gürültü oranlarında (rastgele gürültü için *sigma*=5, 10, 15, 20, 25, 30; gauss gürültüsü için SGO=3, 5, 10, 15) elde edilen ortalama TSGO değerleri Şekil 4.5' te verilmiştir.

Çizelge 4.1. Kullanılan 30 karaciğer MR görüntüsüne ait ortalama TSGO, OKH, OYBİ ve ÖBİ değerleri

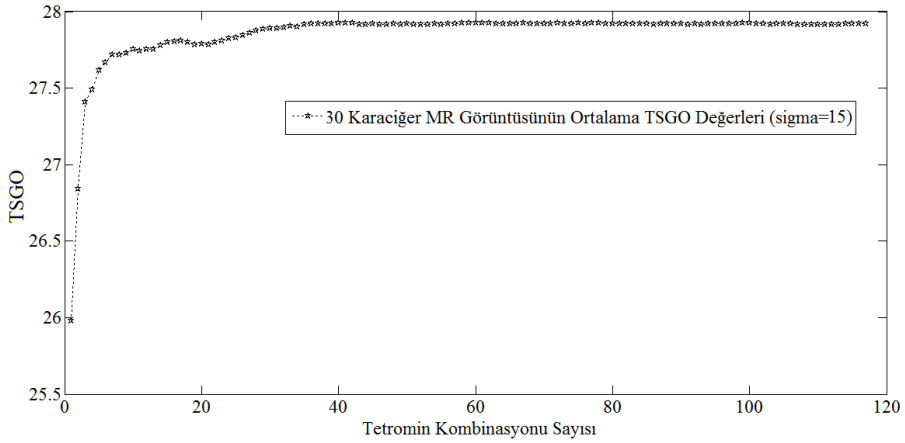
Gürültü Tipi	Gürültü Oranı	Değerlendirme Kriteri	RD	TD	DD		CD	
					Haar	Db4	1.Nesil	2.Nesil
RASTGELE GÜRÜLTÜ	*sigma=5*	TSGO	34,47	36,28	34,71	35,30	**39,3**	38,48
		OKH	24,64	8,79	12,91	11,22	**8,14**	10,09
		OYBİ	0,81	0,91	0,9	0,9	**0,95**	0,93
		ÖBİ	0,85	0,89	0,9	0,9	**0,96**	0,92
	sigma=10	TSGO	32,01	31,73	30,67	31,54	**36,07**	35,76
		OKH	44,88	25,49	33,98	27,84	**17,53**	19,45
		OYBİ	0,73	0,76	0,77	0,78	**0,91**	0,87
		ÖBİ	0,82	0,82	0,84	0,86	**0,93**	0,9
	sigma=15	TSGO	30,86	29,07	28,82	29,6	**34,35**	34,18
		OKH	58,72	47,69	55,08	44,47	**25,73**	27,56
		OYBİ	0,68	0,62	0,67	0,68	**0,87**	0,83
		ÖBİ	0,80	0,75	0,79	0,82	**0,9**	0,88
	sigma=20	TSGO	30,02	27,14	27,43	28,24	**33,22**	33,05
		OKH	71,11	75,72	75,82	61,28	**33,55**	35,3
		OYBİ	0,64	0,51	0,58	0,6	**0,84**	0,78
		ÖBİ	0,79	0,69	0,75	0,79	**0,89**	0,87
	sigma=25	TSGO	29,34	25,58	26,28	27,09	**32,37**	32,16
		OKH	83,1	110,1	96,81	78,96	**40,91**	42,97
		OYBİ	0,61	0,43	0,51	0,53	**0,8**	0,74
		ÖBİ	0,78	0,64	0,71	0,76	**0,88**	0,86
	sigma=30	TSGO	28,77	24,31	25,21	26,14	**31,7**	31,42
		OKH	94,65	150,5	118,73	94,76	**47,83**	50,65
		OYBİ	0,58	0,36	0,45	0,47	**0,78**	0,71
		ÖBİ	0,77	0,59	0,68	0,72	**0,86**	0,85
GAUSS GÜRÜLTÜSÜ	*SGO=15*	TSGO	29,22	31,82	31,27	32,1	**36,57**	31,32
		OKH	86	36,83	37,84	30,4	**17,98**	52,93
		OYBİ	0,69	0,76	0,79	0,8	**0,91**	0,78
		ÖBİ	0,8	0,83	0,84	0,86	**0,93**	0,85
	SGO =10	TSGO	28,29	30,54	30,13	31,06	**35,66**	30,08
		OKH	107,57	42,77	47,58	36,51	**22,13**	70,72
		OYBİ	0,65	0,72	0,75	0,76	**0,89**	0,74
		ÖBİ	0,79	0,8	0,88	0,85	**0,92**	0,83
	SGO =5	TSGO	27,36	28,46	28,59	29,45	**34,35**	29,01
		OKH	134,68	73,12	69,33	55,27	**31,03**	91,78
		OYBİ	0,6	0,61	0,66	0,67	**0,86**	0,7
		ÖBİ	0,79	0,74	0,77	0,81	**0,9**	0,8
	SGO =3	TSGO	27,16	26,88	27,42	28,26	**33,14**	29,08
		OKH	150,88	114,74	91,62	74,18	**39,47**	98,49
		OYBİ	0,56	0,52	0,58	0,6	**0,82**	0,68
		ÖBİ	0,78	0,69	0,74	0,78	**0,88**	0,81


30 Karaciğer MR Görüntüsünün Ortalama TSGO Değerleri (sigma=5)
TSGO
Tetromin Kombinasyonu Sayısı

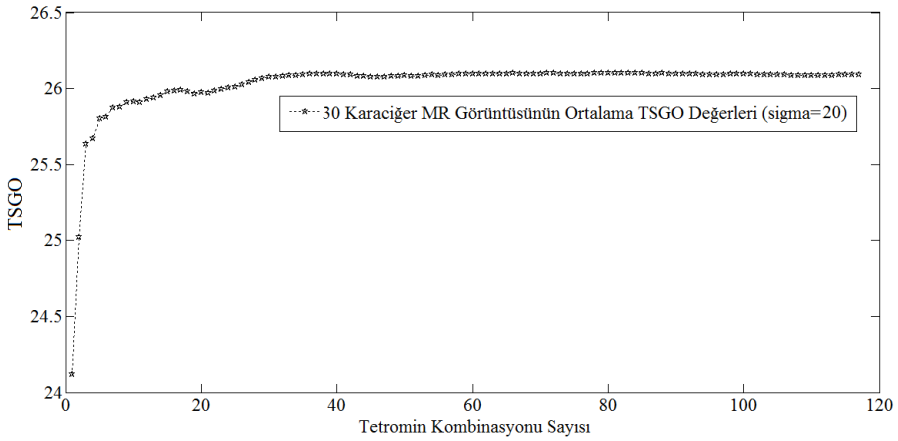
a)


30 Karaciğer MR Görüntüsünün Ortalama TSGO Değerleri (sigma= 10)
TSGO
Tetromin Kombinasyonu Sayısı

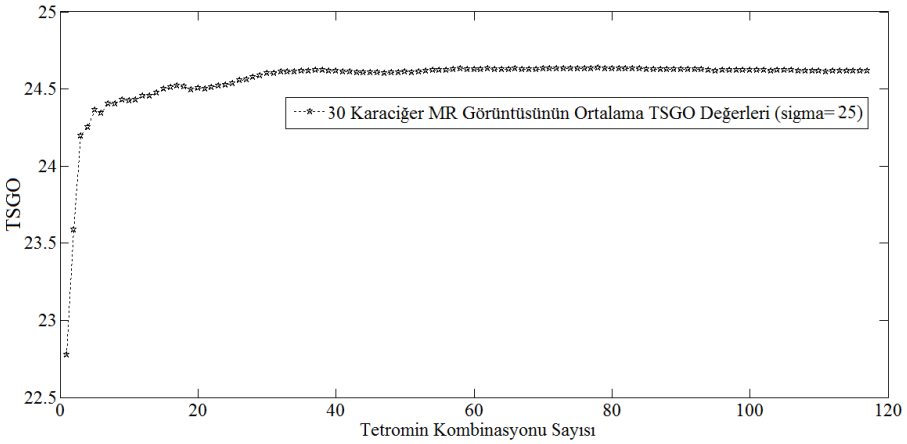
b)


30 Karaciğer MR Görüntüsünün Ortalama TSGO Değerleri (sigma=15)
TSGO
Tetromin Kombinasyonu Sayısı

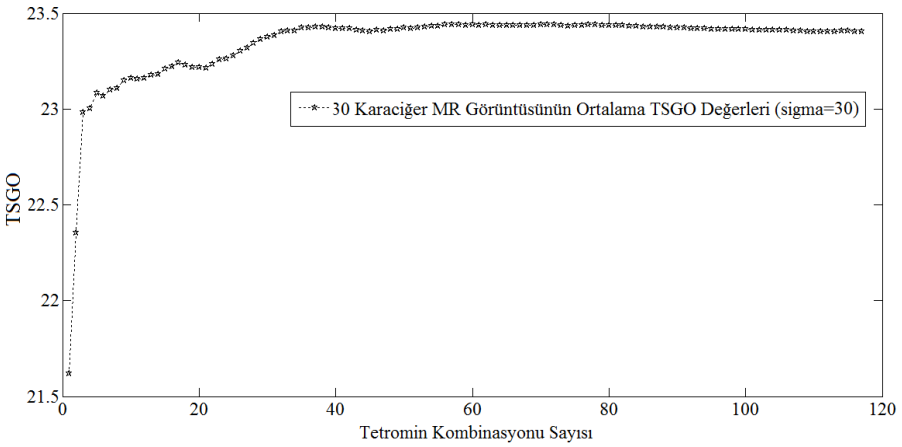
c)


30 Karaciğer MR Görüntüsünün Ortalama TSGO Değerleri (sigma=20)
TSGO
Tetromin Kombinasyonu Sayısı

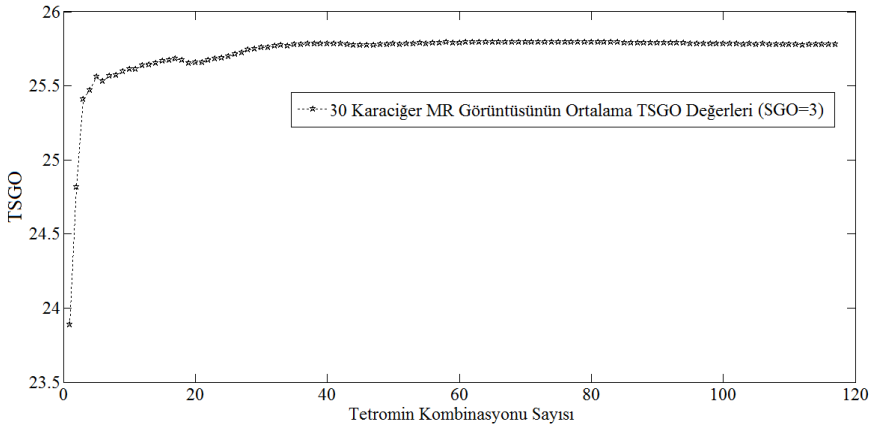
d)


30 Karaciğer MR Görüntüsünün Ortalama TSGO Değerleri (sigma= 25)
TSGO
Tetromin Kombinasyonu Sayısı

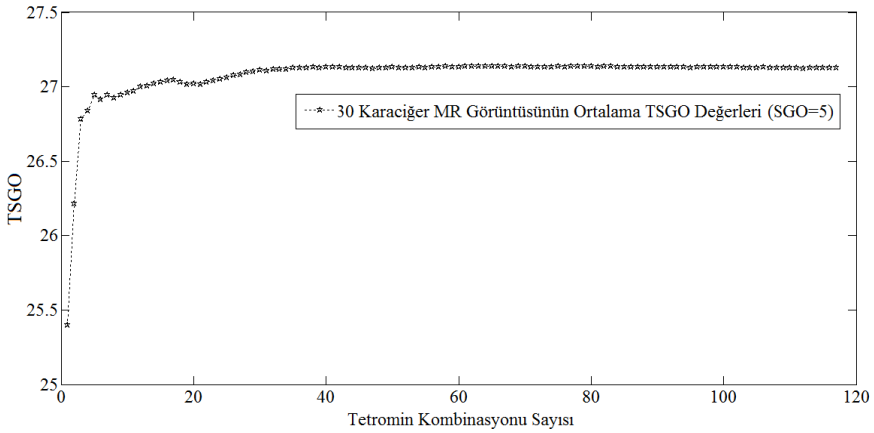
e)


30 Karaciğer MR Görüntüsünün Ortalama TSGO Değerleri (sigma=30)
TSGO
Tetromin Kombinasyonu Sayısı

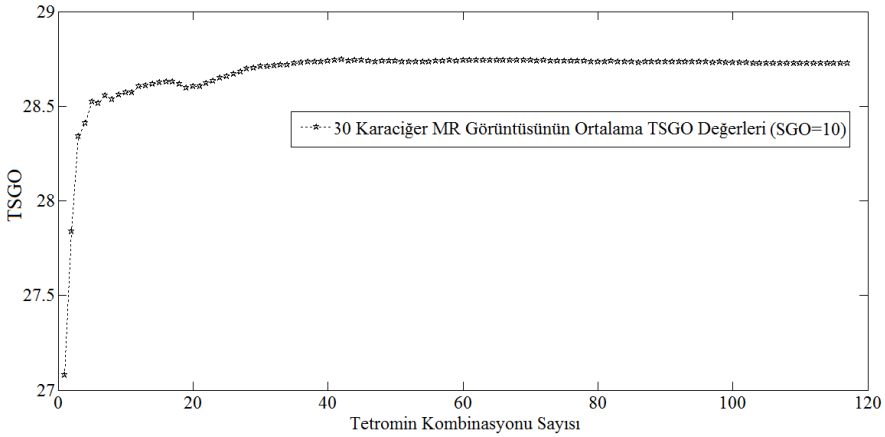
f)


30 Karaciğer MR Görüntüsünün Ortalama TSGO Değerleri (SGO=3)
TSGO
Tetromin Kombinasyonu Sayısı

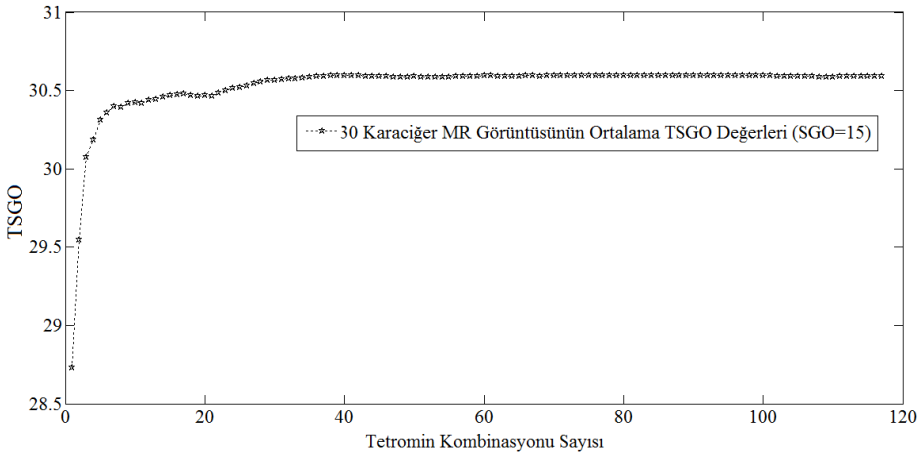
g)


30 Karaciğer MR Görüntüsünün Ortalama TSGO Değerleri (SGO=5)
TSGO
Tetromin Kombinasyonu Sayısı

h)


30 Karaciğer MR Görüntüsünün Ortalama TSGO Değerleri (SGO=10)
TSGO
Tetromin Kombinasyonu Sayısı

i)



j)

Şekil 4.5. 30 karaciğer MR görüntüsü için, kullanılan tetromin kombinasyonu sayısına karşılık elde edilen ortalama TSGO değerleri: a-f) Rastgele gürültü (sigma=5, 10, 15, 20, 25, 30), g-j) Gauss gürültüsü (SGO=3, 5, 10, 15)

Şekil 4.5 incelendiğinde, gürültü giderme uygulamalarında tüm tetromin kombinasyonlarını kullanmanın gereksiz olduğu açıkça görülmektedir. Her iki gürültü çeşidi için de belli bir sayıda tetromin kombinasyonundan sonra dizilim sayısını artırmanın TSGO' da bir artış sağlamadığı, dolayısıyla görüntü kalitesini artırmaya bir katkısının olmadığı görülmektedir. Bu durum, daha az kombinasyon kullanılarak da aynı verimlilikte gürültü giderme uygulanabileceğini göstermektedir. TD' nin başarısını azaltmadan, her bir gürültü oranı için kullanılabilecek optimum kombinasyon sayısı Çizelge 4.2' de verilmiştir.

Çizelge 4.2. Her bir gürültü oranı için belirlenen optimum tetromin dizilimi sayısı

Gürültü Tipi	Rastgele						Gauss			
Gürültü Oranı	5	10	15	20	25	30	3	5	10	15
Optimum tetromin dizilimi sayısı	40	40	40	40	40	60	40	40	40	40

Tetromin dizilimi sayısını azaltmanın, işlem süresini ne kadar kısalttığını matematiksel olarak belirlemek amacıyla; boyutları 128x128 olarak sabitlenmek üzere aynı karaciğer görüntülerine, rastgele gürültünün her bir gürültü oranı için belirlenen optimum sayıda tetromin kombinasyonu kullanılarak gürültü giderme uygulanmış, işlem süreleri ve TSGO değerleri kaydedilmiştir. Her bir gürültü oranı için 117 dizilimin tamamı kullanılarak aynı işlemler tekrarlanmıştır. Elde edilen sonuçlar Çizelge 4.3' te verilmiştir.

Çizelge 4.3. 30 karaciğer MR görüntüsü üzerinde 6 farklı gürültü oranında, optimum ve maksimum sayıda (117) tetromin dizilimi kullanılarak gerçekleştirilen gürültü giderme uygulamalarına ait ortalama TSGO değerleri ve işlem süreleri

Gürültü Oranı	sigma=5		sigma=10		sigma=15		sigma=20		sigma=25		sigma=30	
Tetromin Dizilimi Sayısı	40	117	40	117	40	117	40	117	40	117	60	117
TSGO (dB)	36,28	36,27	31,73	31,73	29,07	29,05	27,14	27,11	25,58	25,56	24,31	24,28
Ortalama İşlem Süresi (s)	**12,02**	**33,71**	**11,97**	**34**	**11,96**	**33,87**	**11,95**	**33,25**	**11,96**	**33,7**	**17,1**	**33,61**

Gürültü giderme işlemleri, 117 farklı tetromin kombinasyonu yerine 40 dizilim kullanıldığında %64,58; 60 dizilim kullanıldığında ise yaklaşık %48,41 oranında daha kısa sürede tamamlanmıştır. Bu kazanç sağlanırken, TSGO değeri ortalama 0,016 dB artmıştır. Bu artış, göz ardı edilebilecek düzeydedir.

4.1.2. Standart Tetrolet dönüşümü, modifiye Tetrolet dönüşümleri ve birleştirilmiş Tetrolet dönüşümünün karaciğer MR görüntülerinden gürültü gidermedeki başarılarının Dalgacık dönüşümü ile karşılaştırılması

Standart Tetrolet dönüşümü, modifiye TD' ler ve birleştirilmiş TD' nin gürültü giderme performanslarını DD ile karşılaştırmak için otuz karaciğer MR görüntüsünün kullanıldığı bir uygulama yapılmıştır. Rastgele gürültü, gauss gürültüsü veya poisson gürültüsü eklenerek gerçekleştirilen uygulamaya ait işlem basamakları şu şekildedir:

1- Orijinal görüntüye poisson gürültüsü ekle.

2- Elde edilen gürültülü görüntüye iki seviyeli standart TD uygulayarak yaklaşım ve detay bileşenlerini elde et.

3- Detay bileşenlerine yumuşak eşikleme uygula.

4- Yaklaşım ve eşiklenmiş detay katsayılarını kullanarak ters TD uygula ve gürültüsü giderilmiş görüntüyü elde et.

5- Orijinal görüntü ile gürültüsü giderilmiş görüntü arasında TSGO değerini hesapla.

6- 1-5 arasındaki basamakları DD için tekrarla.

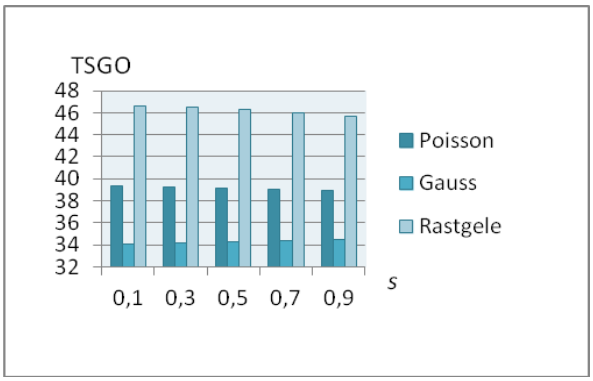
7- 1-5 arasındaki basamakları modifiye TD' ler için tekrarla.

8- 1-5 arasındaki basamakları, algoritma içindeki modifiye TD türünü ayrı ayrı rahat TD, kenar TD ve rahat kenar TD seçerek, birleştirilmiş TD için yinele.

9- Önceki işlemleri gauss gürültüsü ve rastgele gürültü için de uygula.

10- Karaciğer MR görüntülerinin tamamına buraya kadar olan işlemleri uygula. Ortalama TSGO değerlerini hesapla.

Eşik değeri, ölçeklenmiş global eşikleme formülü ile hesaplanmıştır. Formüldeki ölçek parametresini, kullanılan iki veri seti için de optimum olarak belirlemek amacıyla, beş farklı ölçek değeri (s) için (0.1, 0.3, 0.5, 0.7 ve 0.9), otuz karaciğer görüntüsü ile elde edilen ortalama TSGO değerleri, Şekil 4.6' da verilmiştir. Bu şekil göz önünde bulundurularak, gauss gürültüsü için eşik değeri 0,9 olarak; poisson gürültüsü ve rastgele gürütü için 0,1 olarak belirlenmiştir.



Şekil 4.6. Karaciğer MR görüntüleri ile ölçek parametresine karşılık elde edilen ortalama TSGO değerleri

Rahat TD için kritik değerin deneysel olarak bulunması gerekir. 5' ten başlayarak 35' e kadar 5' er artışlarla sağlanan yedi değer rahat Tetrolet' in kritik değeri olarak gürültü giderme işlemlerinde test edilmiştir. En yüksek TSGO değeri, kritik değer 5 iken elde edilmiş, dolayısıyla rahat TD bu değer dikkate alınarak uygulanmıştır.

Birleştirilmiş TD için bu tez çalışmasında önerilen füzyon kuralı (Eşitlik 3.36-3.37) oluşturulmadan önce, Das ve ark. (2011)' nın çalışmalarında kullandıkları ortalama ve toplama kuralları, birleştirilmiş TD algoritmasında denenmiştir. Bunun için, veri tabanından seçilen otuz karaciğer MR görüntüsüne üç farklı tip gürültü (rastgele gürültü, gauss gürültüsü, poisson gürültüsü) eklenip, iki seviyeli birleştirilmiş TD uygulanmış ve yumuşak eşikleme ile detay katsayıları eşiklenerek gürültü giderme yapılmıştır. Gürültü giderme işlemi sonucunda; parlaklık, kontrast ve korelasyon değişimlerini birlikte değerlendiren OYBİ kriterine göre elde edilen sonuçlar, Çizelge 4.4' te verilmiştir. Bu çizelgeye göre toplama kuralıyla ulaşılan sonuçlar, ortalama ve özelleştirilmiş füzyon kuralı ile ulaşılan sonuçların oldukça gerisinde kalmıştır. Sonuçlar görsel olarak da değerlendirilmiş ve toplama kuralı ile elde edilen sonuç görüntülerinde parlamaların meydana geldiği, ortalama ve özelleştirilmiş füzyon kuralı ile daha başarılı ve orijinal görüntüye yakın sonuçlar elde edildiği gözlenmiştir. Görsel sonuçlara örnek teşkil etmesi için, otuz karaciğer MR görüntüsünün beşi ile

birleştirilmiş kenar TD kullanılarak elde edilen gürültüsü giderilmiş görüntüler Şekil 4.7' de verilmiştir.

Çizelge 4.4. Otuz karaciğer MR görüntüsü kullanılarak farklı füzyon kurallarına göre birleştirilmiş TD ile gerçekleştirirlen gürültü giderme işlemleri sonrasında elde edilen ortalama OYBİ değerleri

Füzyon Kuralı	**Toplama**			**Ortalama**			**Özelleştirilmiş Kural**		
Gürültü Tipi	Rastgele	Gauss	Poisson	Rastgele	Gauss	Poisson	Rastgele	Gauss	Poisson
Birleştirilmiş Kenar TD	0,463	0,24	0,69	0,79	0,598	0,917	0,752	0,538	0,912
Birleştirilmiş Rahat TD	0,458	0,251	0,681	0,774	0,601	0,9	0,736	0,548	0,894
Birleştirilmiş Rahat Kenar TD	0,459	0,256	0,68	0,773	0,606	0,898	0,735	0,551	0,892



Şekil 4.7. Optimum füzyon kuralını belirlemek için gerçekleştirilen uygulama sonucunda elde edilen sonuç görüntüleri. İlk satır: Orijinal karaciğer MR görüntüleri. Satır 2,5,8: toplam kuralı; satır 3,6,9: ortalama kuralı, satır 4,7,10: özelleştirilmiş füzyon kuralı kullanılan birleştirilmiş TD ile gürültü eklenip temizlenmiş gürültü sonuçları (Satır 2-4: poisson gürültüsü, satır 5-7: rastgele gürültü, satır 8-10: gauss gürültüsü).

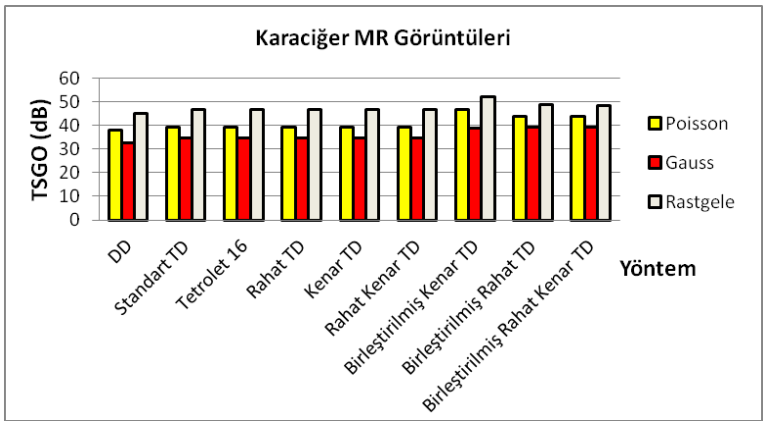
Çizelge 4.4 ve Şekil 4.7 birlikte değerlendirildiğinde toplama kuralının birleştirilmiş TD algoritmasında kullanılmasının uygun olmadığı görülmüştür. Ortalama ve özelleştirilmiş füzyon kurallarının performanslarını karşılaştırmak için, bu iki yöntemle elde edilen TSGO değerleri de değerlendirilmiş (Çizelge 4.5) ve geliştirilen füzyon kuralının daha etkili sonuçlar üretebildiği ispatlanmıştır.

Çizelge 4.5. Otuz karaciğer MR görüntüsü kullanılarak farklı füzyon kurallarına göre birleştirilmiş TD ile gerçekleştirirlen gürültü giderme işlemleri sonrasında elde edilen ortalama OYBİ

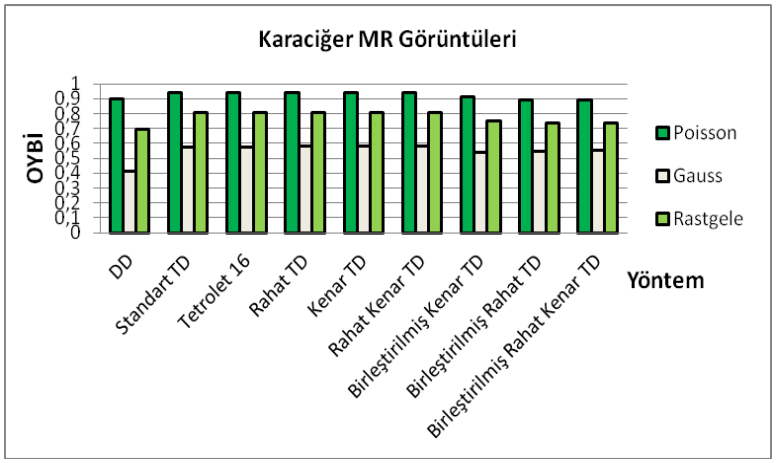
Füzyon Kuralı	**Ortalama**			**Özelleştirilmiş Kural**		
Gürültü Tipi	Rastgele	Gauss	Poisson	Rastgele	Gauss	Poisson
Birleştirilmiş Kenar TD	43,416	34,703	38,142	52,052	38,856	46,582
Birleştirilmiş Rahat TD	41,579	34,753	37,244	48,639	39,075	43,929
Birleştirilmiş Rahat Kenar TD	41,439	34,808	37,199	48,388	39,147	43,796

Ortalama TSGO ve OYBİ değerlerinin, kullanılan dönüşüm türlerine göre değişimini görmek için Şekil 4.8 sunulmuş, sayısal olarak değerleri incelemek için ise Çizelge 4.6 ve 4.7 verilmiştir.

Şekil 4.8 (a) ve Çizelge 4.6 birlikte değerlendirildiğinde, TSGO kriterine göre, tüm TD türleri içinde gürültü giderme performansı en yüksek olan, birleştirilmiş TD' dir. Şekil 4.8 (b) ve Çizgelge 4.7' ye göre birleştirilmiş TD' nin OYBİ değerleri standart TD ve modifiye TD' lerden düşüktür, ancak aradaki fark 0.03-0.07 gibi göz ardı edilebilecek bir düzeydedir.



a)



b)

Şekil 4.8. a) TSGO sonuçları, b) OYBİ sonuçları.

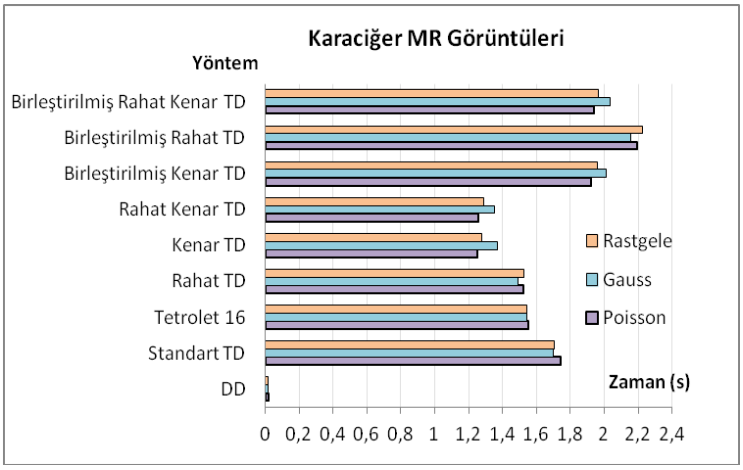
Çizelge 4.6. Ortalama TSGO değerleri

TSGO (dB)	**Gürültü Tipi**		
Kullanılan Yöntem	*Poisson*	*Gauss*	*Rastgele*
DD	37,828	32,69	44,879
Standart TD	39,3209	34,4944	46,6257
Tetrolet 16	39,3297	34,5199	46,6303
Rahat TD	39,3225	34,5615	46,6281
Kenar TD	39,3256	34,5522	46,6307
Rahat Kenar TD	39,3206	34,5774	46,6256
Birleştirilmiş Kenar TD	**46,5822**	38,8569	**52,0524**
Birleştirilmiş Rahat TD	43,9291	39,075	48,6395
Birleştirilmiş Rahat Kenar TD	43,7961	**39,1478**	48,3887

Kullanılan yöntemlerin gürültü giderme başarılarının yanında, işlem süreleri de karşılaştırılmıştır. Her bir yöntemle gürültü giderme işlemini tamamlamak için gerekli ortalama işlem süreleri, Şekil 4.9' da verilmiştir. En kısa süreli işlemler DD ile gerçekleştirilmiştir, ancak DD; hem TSGO, hem de OYBİ kriterlerine göre en kötü sonuçları üretmiştir. En uzun işlem süresi, füzyon basamakları içerdiği için birleştirilmiş TD' ye aittir.

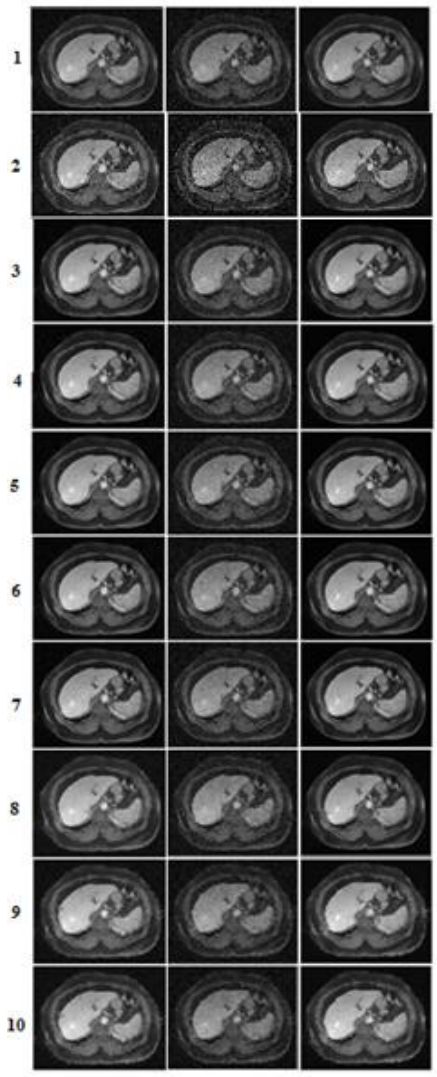
Çizelge 4.7. Ortalama OYBİ değerleri

OYBİ	**Gürültü Tipi**		
Kullanılan Yöntem	*Poisson*	*Gauss*	*Rastgele*
DD	0,8994	0,4096	0,6942
Standart TD	0,9373	0,5752	0,8042
Tetrolet 16	0,9373	0,5765	0,8043
Rahat TD	0,9374	0,5804	**0,8047**
Kenar TD	0,9374	0,5795	0,8046
Rahat Kenar TD	**0,9375**	**0,5814**	**0,8047**
Birleştirilmiş Kenar TD	0,9126	0,5385	0,7521
Birleştirilmiş Rahat TD	0,8943	0,5489	0,7369
Birleştirilmiş Rahat Kenar TD	0,8929	0,5512	0,7357



Şekil 4.9. Kullanılan yöntemlerin işlem sürelerinin karşılaştırması

Bu uygulama için seçilen otuzuncu karaciğer MR görüntüsünün gürültüsü giderilmiş halleri, görsel yorum yapabilmek için Şekil 4.10' da verilmiştir.



a) b) c)

Şekil 4.10. Gürültülü ve gürültüsü giderilmiş otuzuncu karaciğer MR görüntüsü. 2. satırdan 10. satıra kadar kullanılan yöntemler sırasıyla şöyledir: DD, standart TD, Tetrolet 16, rahat TD, kenar TD, rahat kenar TD, birleştirilmiş kenar TD, birleştirilmiş rahat TD, birleştirilmiş rahat kenar TD. Görüntüler üç farklı gürültü tipi için verilmiştir: 1. sütun rastgele gürültü, 2. sütun gauss gürültüsü, 3. sütun poisson gürültüsü.

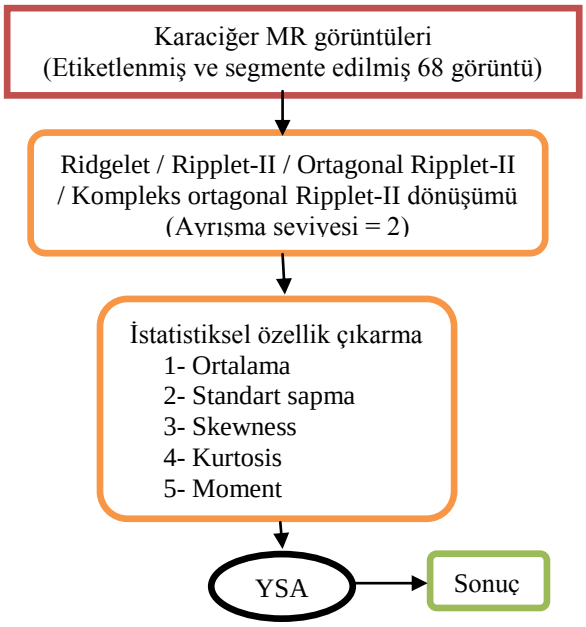
4.2. Sınıflandırma Uygulamaları

Tez çalışması için oluşturulan veri tabanındaki karaciğer görüntülerinin içerdiği lezyonlar, tasarlanan farklı karar destek sistemleri ile sınıflandırılmıştır. Bu sistemlerde, çoklu çözünürlük analizi yöntemleri ve istatistiksel metotlar yardımıyla görüntülerin özellikleri çıkarılmış, çeşitli YSA modelleri ile sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Ripplet-II, Tetrolet ve Ridgelet dönüşümlerinin sınıflandırma performansları; bu dönüşümlerin farklı versiyonlarıyla, CD ile ve DD ile kıyaslanmıştır. Sınıflandırma

başarılarını değerlendirmek için doğruluk, duyarlılık, özgüllük ve EAA kriterleri kullanılmıştır.

4.2.1. Ridgelet dönüşümü ve Ripplet-II dönüşümleri ile karaciğer MR görüntülerinin sınıflandırılması

Ridgelet, Ripplet-II ve ortagonal Ripplet-II dönüşümlerinin karaciğer MR görüntülerini sınıflandırma performanslarını, bu tez çalışması ile ilk kez tanımlanmış olan kompleks ortagonal Ripplet-II dönüşümünün performansıyla kıyaslamak için gerçekleştirilen uygulamalar bu bölümde detaylandırılmıştır. Tez çalışmasının bu kısmında, karaciğer MR görüntüleri veri tabanından faz bilgisi dikkate alınmadan seçilen 28' i hemanjiom, 40' ı kist etiketli toplam 68 görüntü kullanılmıştır. 256x256 boyutuna sabitlenmiş ve uzman radyologlar tarafından yalnız karaciğer bölgesini içerecek şekilde segmente edilmiş bu görüntüler ile gerçekleştirilen ilk uygulamaya ait işlem şeması, Şekil 4.11' de verilmiştir.



Şekil 4.11. Karaciğer MR görüntülerinin sınıflandırılması için kullanılan yapı

Sınıflandırma için gerçekleştirilen işlemler sırasıyla şu şekildedir:

1) Orijinal MR görüntülerini, yalnız karaciğer bölgesini içerecek biçimde segmente et.

2) Segmente edilmiş 68 görüntünün tamamına RD uygula ve dönüşüm katsayılarını elde et.

3) Her görüntüye ait yaklaşım katsayılarını kullanarak ortalama, standart sapma, skewness, kurtosis ve moment değerlerini hesapla.

4) Her görüntü için, elde edilen tüm istatistiksel özellikleri tek bir özellik vektöründe birleştir, sonuçta 68 adet özellik vektörü elde et.

5) Elde edilen özellik vektörlerini YSA' ya giriş olarak ver.

6) YSA' da, hemanjiom etiketli görüntülerin hedefini 0, kist etiketli görüntülerin hedefini 1 olarak belirle. YSA çıkışında elde edilen sonuca göre görüntüleri hemanjiom/kist olarak aşağıdaki kurala göre sınıfla:

Eğer çıkış < 0.5 ise "sonuç = hemanjiom", değilse "sonuç = kist"

7) 3-6 arası basamakları Ripplet-II dönüşümünü kullanarak tekrarla.

8) 3-6 arası basamakları ortagonal Ripplet-II dönüşümünü kullanarak tekrarla.

9) 3-6 arası basamakları kompleks ortagonal Ripplet-II dönüşümünü kullanarak tekrarla. Kompleks ortagonal Ripplet-II ile sınıflandırma aşamasında dönüşüm katsayılarının reel ve imajiner kısımları ile bunların genlik değerlerini ayrı ayrı değerlendir.

Kullanılan YSA yapısı için, deneysel olarak iterasyon sayısı 150, gizli katmandaki nöron sayısı 30, öğrenme oranı 0.7 olarak belirlenmiştir. Birini-dışarda-bırak (leave-one-out) çaprazlama yöntemi kullanılarak sonuçlar elde edilmiştir.

Karaciğer MR görüntüleri, RD ile %76.74, Ripplet-II ile %67.65, ortagonal Ripplet-II ile %61.76; kompleks ortagonal Ripplet-II' nin reel ve imajiner bileşenleri ile %83.82, genlik değerleri ile %85.3 doğrulukla sınıflanmıştır. Elde edilen doğruluk oranları yeterli görülmemiş, "ikili birleşik sistem" ve "üçlü birleşik sistem" isimleri verilen iki ayrı yapı tasarlanmıştır. Bu sistemlerde, lojik VE ve VEYA işlemlerinden yararlanılmıştır. VE işlemi; girişlerden biri 0 ise, çıkış değeri olarak 0 üretir. VEYA işlemi ise girişlerden biri 1 ise, çıkış olarak 1 üretir (Çizelge 4.8).

Çizelge 4.8. a) VE işlemine ait doğruluk tablosu, b) VEYA işlemine ait doğruluk tablosu

a)

1. Giriş	2. Giriş	VE Çıkışı
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

b)

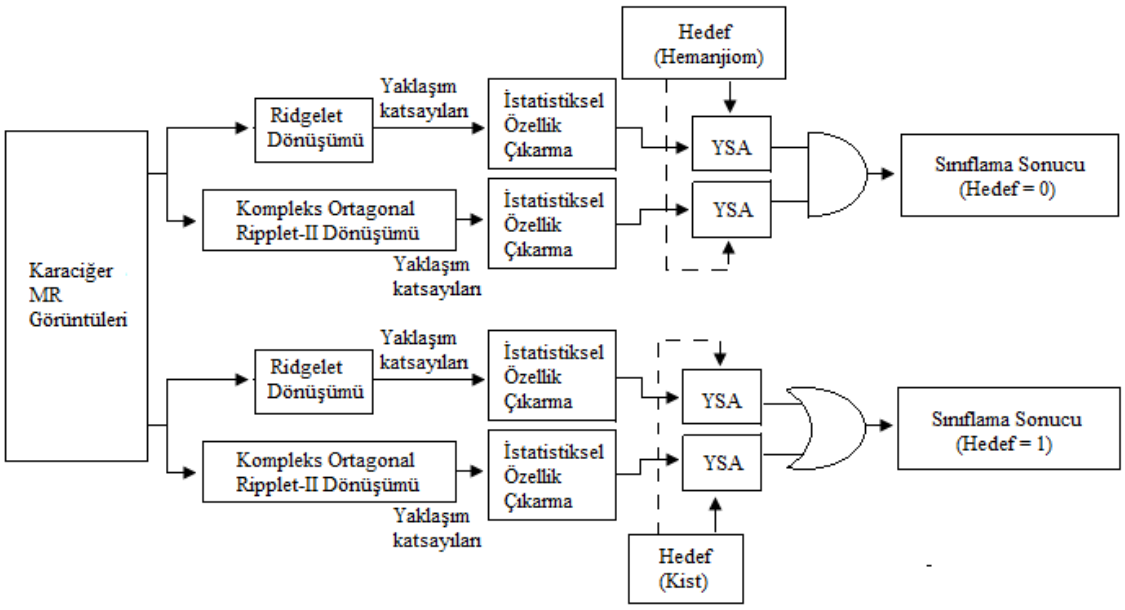
1. Giriş	2. Giriş	VEYA Çıkışı
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1

İkili birleşik sistemde (Şekil 4.12), çoklu çözünürlük analizi yöntemlerinden iki tanesinin YSA sonuçları; hemanjiom etiketli karaciğer MR görüntüleri (hedef=0) için VE; kist etiketli görüntüler (hedef=1) için VEYA işleminin girişine sunulmuştur. Böylece görüntüler, iki yöntemden herhangi birinde doğru sınıflanmışsa, diğer yöntemle yanlış sınıflanmış bile olsalar, doğru sınıfa dahil edilmişlerdir. İkili birleşik sistemde sonuçların en yüksek doğrulukla elde edilebilmesi için, şu şartları sağlayan iki yöntemin YSA sonuçları kullanılmalıdır:

1) İlk seçilen yöntem, kullanılan metodlar içinde doğruluk oranı maksimum olan yöntem olmalıdır. Bu durum, iki yöntemin YSA sonuçları birlikte değerlendirilmeden önce, yanlış sonuç üretme ihtimalini minimum düzeye indirmek için gereklidir.

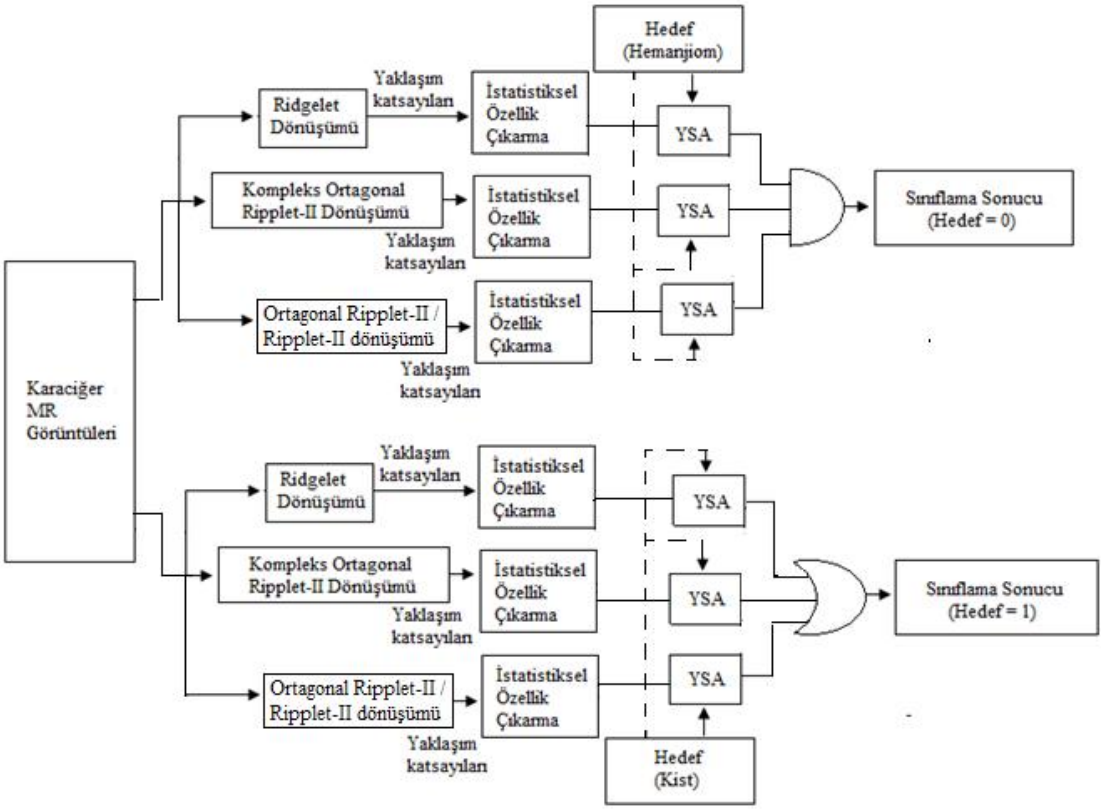
2) İlk yöntemle yanlış sınıflanan görüntüler, ikinci olarak seçilecek yöntemle maksimum düzeyde doğru sınıflanmış olmalıdır.

Kullanılan çoklu çözünürlük metodları ile elde edilen sonuçlar ayrı ayrı değerlendirildiğinde, en yüksek başarıyı %85.3 doğrulukla kompleks ortagonal Ripplet-II göstermiştir. Bu yöntemle yanlış sınıflanan görüntüleri, diğer metodlar arasında maksimum düzeyde doğru sınıflayan yöntemin RD olduğu belirlenmiştir. Dolayısıyla, bu iki şarta en uygun iki yöntem; RD ve kompleks ortagonal RD (genlik bileşeniyle) olarak tespit edilmiştir. Bu iki yöntem ile elde edilen YSA sonuçları, ikili birleşik sistemde değerlendirildiğinde, %95.6 doğruluk oranına ulaşılmıştır.



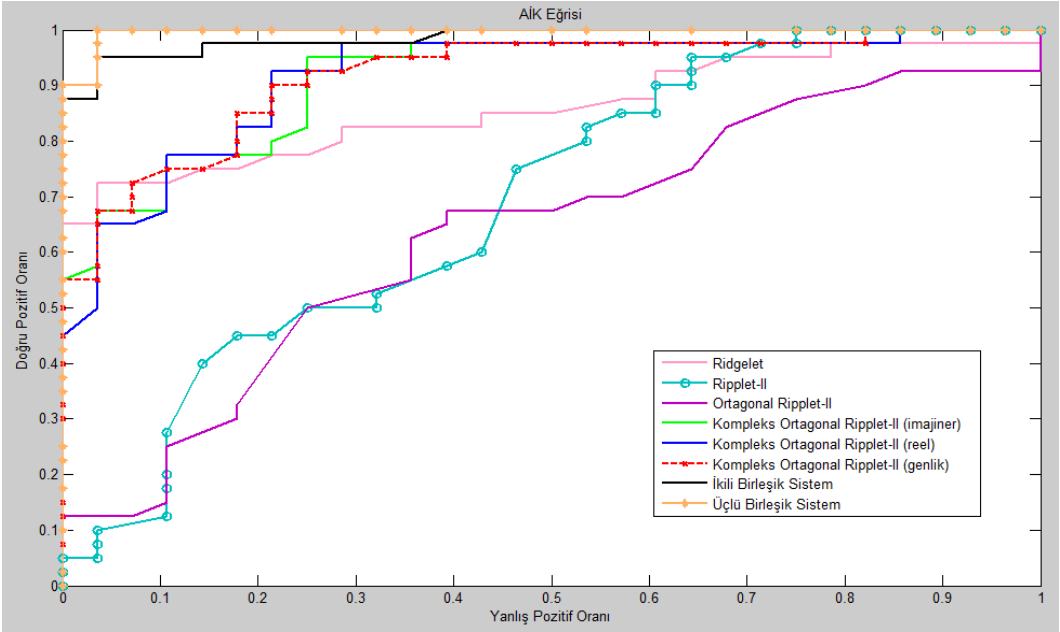
Şekil 4.12. İkili birleşik sisteme ait işlem şeması

Üçlü birleşik sistemde ise üç farklı yöntemle elde edilen YSA sonuçları, ikili birleşik sisteme benzer biçimde lojik VE/VEYA işlemlerine tabi tutulmuştur (Şekil 4.13). Bu sistemde, ikili birleşik sistemde kullanılan yöntemlerin yanında üçüncü yöntem olarak Ripplet-II ve ortagonal Ripplet-II ayrı ayrı denenmiş, doğruluk oranı iki durumda da %97.06 olarak bulunmuştur.



Şekil 4.13. Üçlü birleşik sisteme ait işlem şeması

Sınıflandırma performanslarını karşılaştırmak için doğruluk değerinin yanında duyarlılık ve özgüllük değerleri de hesaplanmış ve AİK eğrilerinden yararlanılmıştır. AİK eğrisinin altında kalan alanın (EAA) 1' e eşit olduğu durumun %100 doğruluğa karşılık geldiği göz önünde bulundurulursa, sınıflandırma sonuçlarıyla çizdirilen Şekil 4.14' teki AİK eğrisine göre en başarılı sistem, üçlü birleşik sistemdir. Sınıflandırma işlemleri sonucunda elde edilen tüm sayısal değerlendirme sonuçları, Çizelge 4.9' da verilmiştir.

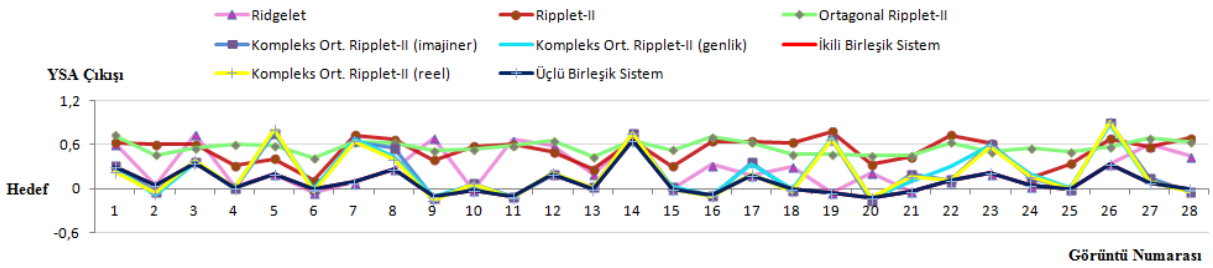


Şekil 4.14. Sınıflama sonuçlarına göre çizilen AİK eğrisi

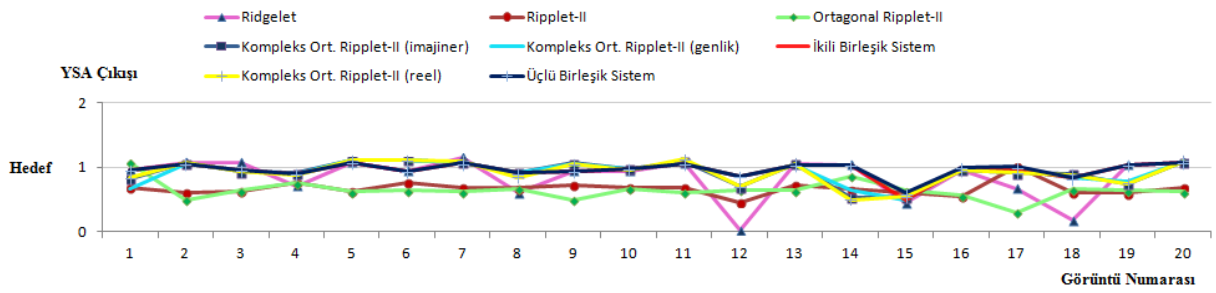
Çizelge 4.9. Sınıflandırma sonuçlarından elde edilen özgüllük, duyarlılık, doğruluk ve EAA değerleri

Değerlendirme Kriteri	Ridgelet	Ripplet-II	Ortagonal Ripplet-II	Kompleks Ortagonal Ripplet-II (imajiner)	Kompleks Ortagonal Ripplet-II (reel)	Kompleks Ortagonal Ripplet-II (genlik)	İkili Birleşik Sistem	Üçlü Birleşik Sistem
Özgüllük	75%	35,71%	25%	75%	78,57%	78,57%	96,43%	**96,43%**
Duyarlılık	77,5%	90%	87,5%	90%	87,5%	90%	95%	**97,5%**
Doğruluk	76,47%	67,65%	61,76%	83,82%	83,82%	85,3%	95,6%	**97,06%**
EAA	0.86	0.69	0.63	0.91	0.91	0.92	0.98	**0.99**

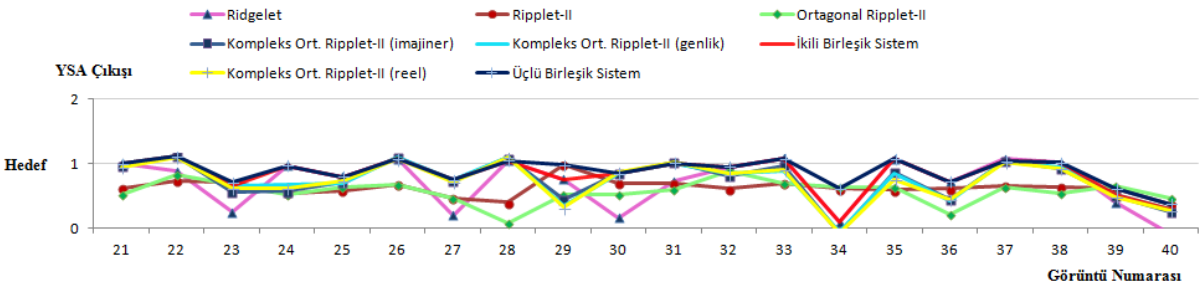
Kullanılan sistemlerle YSA çıkışında elde edilen sonuçların hedef değerlere ne kadar yaklaştırılabildiğini görebilmek için Şekil 4.15' teki grafikler çizilmiştir. Bu grafiklere göre, her iki sınıf için de hedef değere en yakın sonuçlar üçlü birleşik sistemle elde edilmiştir.



a)



b)



c)

Şekil 4.15. Her görüntü için YSA çıkışında elde edilen sınıflandırma sonuçları: a) Hemanjiom görüntüleri, b) Kist görüntüleri (No: 1-20), c) Kist görüntüleri (No: 21-40)

Literatürde karaciğer görüntülerinin sınıflandırılmasına yönelik gerçekleştirilen çalışmalar ve ulaşılan doğruluk oranları, Çizelge 4.10' da verilmiştir. Tez çalışmasında kullanılan üçlü birleşik sistem ile, bu çizelgede verilen çalışmaların hepsinden daha başarılı sonuç elde edildiği açıkça görülmektedir. Ayrıca önerilen birleşik sistemlerin ikisi ile de, Mitrea ve ark. (2010)' nın ultrason görüntüleri kullanarak (EAA=89.3) ve Eiber ve ark. (2012)' nın difüzyon ağırlıklı MR ile BT görüntüleri kullanarak (EAA=0.95) karaciğer lezyonlarını sınıflandırmak için gerçekleştirdikleri çalışmalarda elde ettikleri EAA değerlerinden daha yüksek EAA değeri elde edilmiştir.

Ridgelet ve Ripplet-II dönüşümlerinin karaciğer fokal lezyonlarını sınıflandırma performanslarını kıyaslamak ve sınıflandırma işleminde hangi istatistiksel özelliklerle daha etkin sonuçlar üretilebileceğini belirlemek amacıyla ikinci bir uygulama gerçekleştirilmiştir. İlk uygulamada kullanılan segmente edilmiş 68 karaciğer MR görüntüsü kullanılmış ve bu görüntülere özellik çıkarma işlemi uygulamak için üç farklı sistem şu şekilde tasarlanmıştır (Şekil 4.16):

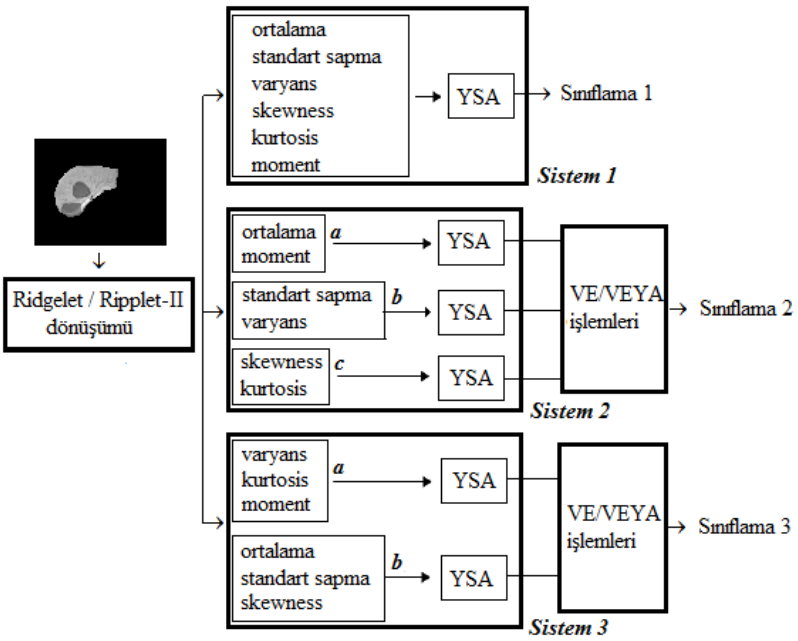
- *Sistem 1*: Görüntülerden altı farklı istatistiksel özellik (ortalama, standart sapma, varyans, skewness, kurtosis, moment) çıkarılır ve bu özellikler YSA girişine birlikte sunulur.

- *Sistem 2*: İstatistiksel özellikler 3 gruba ayrılır: a) Ortalama ve moment, b) Standart sapma ve varyans, c)Skewness ve kurtosis. YSA girişleri, yalnızca a,b,c gruplarından biri ile oluşturulur.

- *Sistem 3*: İstatistiksel özellikler 2 gruba ayrılır: a) Varyans, kurtosis, moment, b) Ortalama, standart sapma, skewness. YSA girişleri, a veya b grubu olarak seçilir.

Çizelge 4.10. Karaciğer lezyonlarının sınıflandırılması ile ilgili literatürdeki çalışmalar

Çalışma	Yıl	Yöntemler	Sınıflar	Doğruluk
Mojsilovic ve ark.	1996	DD	Normal, siroz	92%
Lee ve ark.	2003	Bayes sınıflandırıcı	Hepatoma, siroz	94%
Mala ve ark.	2005	DD, YSA	Yağlı, siroz	95%
Balasubramanian ve ark.	2007	BPN ağı, k-ortalama kümeleme	Normal, kist, iyi huylu, metastaz	70% - 93,5%
Sela ve ark.	2011	Destek vektör makinesi	Sağlıklı, fibrotik, siroz	75,30%
Ribeiro ve ark.	2011	k-en yakın komşu sınıflandırıcı, destek vektör makinesi	Normal, hepatitis, siroz	81%
Jeon ve ark.	2013	Destek vektör makinesi	Kist, hemanjiom, kötü huylu	80,00%
Singh ve ark.	2014	Doğrusal sınıflandırıcı	Yağlı, normal	95%
Önerilen üçlü birleşik yöntem	2014	RD, Ripplet-II dönüşümlerinin reel ve kompleks formları, YSA	Hemanjiom, kist	**97,06%**



Şekil 4.16. Karaciğer görüntülerini sınıflandırmak için gerçekleştirilen ikinci uygulamada önerilen sistemler

Tanımlanan sistemlerle YSA girişleri elde edilmiştir. YSA yapısındaki hedef değerler, aktivasyon fonksiyonu, maksimum iterasyon sayısı ve gizli katmandaki nöron sayısı, ilk uygulama ile özdeştir. Öğrenme oranı, deneysel olarak 0.17 bulunmuştur. İlk uygulamaya benzer şekilde, YSA çıkışı 0.5' in altında olan görüntüler hemanjiom, 0.5' e eşit ve ondan büyük olanlar kist olarak değerlendirilmiştir. Elde edilen sonuçların yorumlanabilmesi için, doğruluk, özgüllük ve duyarlılık hesabı yapılmıştır.

Bu üç sistemle elde edilen doğruluk oranı, %86.76' da kalmıştır. Yanlış sınıflanan görüntülerin sistemler arasında farklılık gösterdiği tespit edilmiş ve bu uygulamada da sonuçların değerlendirilmesinde lojik VE/VEYA işlemlerinden yararlanılmıştır. Sistem 2' deki a,b,c gruplarından elde edilen sonuçlar ve Sistem 3' teki a,b gruplarından elde edilen sonuçlar kendi aralarında, hemanjiom ve kist görüntülerinin hedef değerlerini göz önünde bulundurarak VE/VEYA işlemine tabi tutulmuştur. Elde edilen tüm sonuçlar, Çizgelge 4.11' de verimiştir. Sistem 2' deki özellik grupları kendi içinde değerlendirildiğinde, c grubu özellikleri olan skewness ve kurtosisin özellikle Rippet-II dönüşümü ile birlikte kullanıldığında görüntüyü temsil etme yetenekleri göze çarpmaktadır. VE/VEYA işlemleri, sistemlerin performansını ciddi oranda artırmıştır.

Çizelge 4.11. RD ve Ripplet-II dönüşümü ile elde edilen değerlendirme sonuçları

		RIDGELET			**RIPPLET-II**		
Sistemler	**Özellik Grupları**	**Özgüllük**	**Duyarlılık**	**Doğruluk**	**Özgüllük**	**Duyarlılık**	**Doğruluk**
1	—	67,86%	67,50%	67,65%	35,71%	85%	64,70%
2	a	75%	87,50%	82,35%	67,86%	75%	72,06%
	b	82,14%	80%	80,88%	57,14%	75%	67,65%
	c	82,14%	85%	83,82%	85,71%	82,50%	83,82%
	VE/VEYA'dan sonra	**96,43%**	**95%**	**95,59%**	**89,29%**	**97,50%**	**94,12%**
3	a	85,70%	87,50%	86,76%	**82,14%**	77,50%	79,41%
	b	**96,42%**	72,50%	82,35%	67,86%	87,50%	79,41%
	VE/VEYA'dan sonra	89,30%	**92,50%**	**91,18%**	75%	**92,50%**	**85,29%**

4.2.2. Ridgelet ve Tetrolet dönüşümlerinin karaciğer MR görüntülerini sınıflandırma performanslarının Dalgacık ve Curvelet dönüşümleri ile karşılaştırılması

Karaciğer fokal lezyonlarının sınıflandırılması için, füzyon tabanlı bir sistem önerilmektedir. Bu sistemde, sınıflama işleminde karaciğer MR görüntülerine ait tek bir faz görüntüsünü kullanmak yerine, dört farklı fazda (kontrast öncesi faz, arteryal faz, venöz faz, geç faz) çekilmiş görüntüler birlikte kullanılmıştır. Böylece dört faza ait kontrast tutulum özelliklerinin tamamı bir algoritmada değerlendirilmiş ve daha objektif sonuçlar elde edilmiştir. Karaciğer MR görüntüleri veri tabanından 17' si kötü huylu, 43' ü iyi huylu lezyonlara sahip olmak üzere toplamda 60 hastadan alınan 240 görüntü (bir hasta için dört fazda çekim) uzman radyologlar tarafından segmente edilerek bu uygulamada kullanılmıştır. Üç farklı füzyon kuralı ve dört farklı çoklu çözünürlük analizi yöntemi kullnılarak gerçekleştirilen bu uygulamaya ait işlem şeması, Şekil 4.17' de verilmiştir.

Önerilen sistemde, öncelikle her hastanın farklı dört fazdaki karaciğer MR görüntülerine iki seviyeli DD, TD, RD ve CD uygulanır. Her bir yöntem için elde edilen dönüşüm katsayıları üç farklı füzyon tekniği ile birleştirilir. Sonuçta elde edilen birleştirilmiş katsayıların yaklaşım bileşenleri YSA' ya giriş olarak sunulur. Kullanılan füzyon yöntemleri Eşitlik 4.3, 4.4 ve 4.5 ile verilmiştir. Bu eşitliklerde A, G, K ve V sırasıyla arteryal faz, geç faz, kontrast öncesi faz ve venöz faz görüntülerinden elde edilen katsayıları temsil etmektedir.

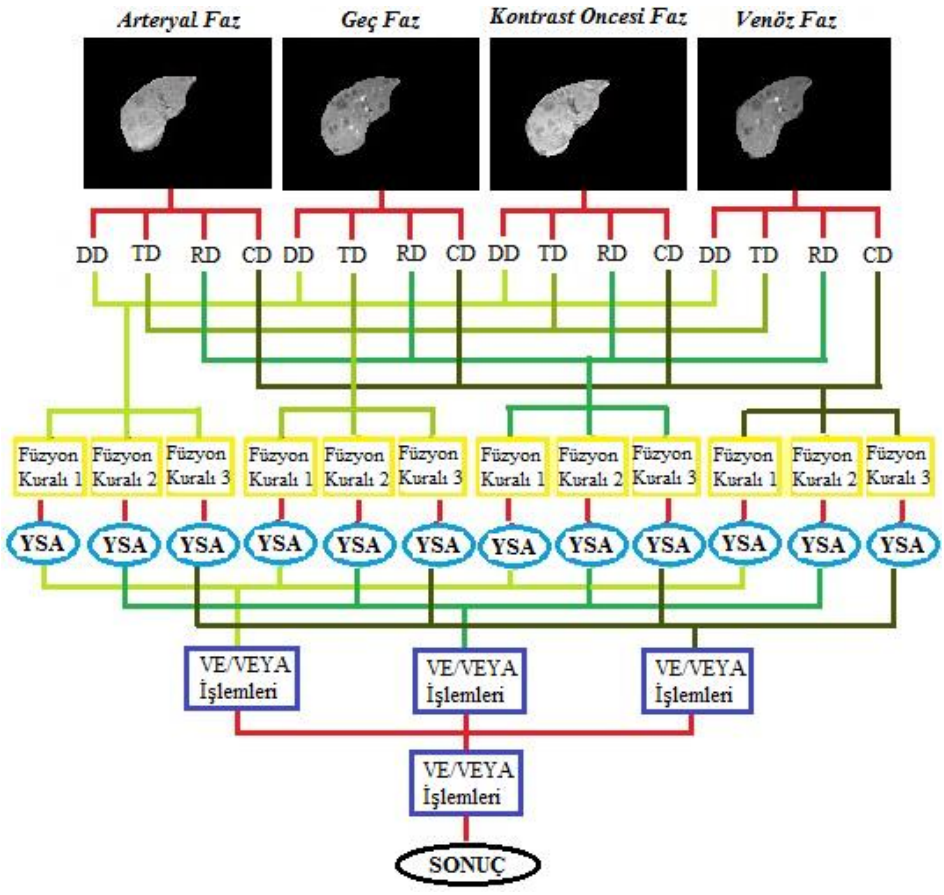
$$F1=A+G+K+V \tag{4.3}$$

$$F2=(A+G+K+V)/4 \tag{4.4}$$

$$F3=\begin{cases} A & A \geq G, K, V \text{ ise} \\ G & G > A, K, V \text{ ise} \\ K & K > A, G, V \text{ ise} \\ V & V > A, G, K \text{ ise} \end{cases} \tag{4.5}$$

Kullanılan YSA yapısı üç katmanlı, ileri beslemeli ve geri yayılımlıdır. Deneysel olarak maksimum iterasyon sayısı 180, öğrenme oranı 0.7 ve gizli katmandaki nöron sayısı 9 olarak belirlenmiştir. İyi huylu lezyona sahip görüntülerin hedefi 0, kötü huylu

kitlelerinki 1 olarak belirlenmiştir. YSA çıkışı 0.5' in altında olan görüntüler iyi huylu, 0.5' e eşit ve 0.5' ten büyük olanlar kötü huylu olarak değerlendirilmiştir. Sistemin bu haliyle, maksimum %73.33 doğruluk oranına ulaşılabilmiştir. Bir önceki sınıflama uygulamasında olduğu gibi sistem başarısını artırmak için VE/VEYA işlemleri kullanılmıştır. Her füzyon kuralı için, dört farklı dönüşüm sonucunda yanlış sınıflanan görüntünün genellikle birbirinden farklı olduğu görülmüş ve bu sonuçlar arasında lojik VE/VEYA işlemleri yapılması uygun görülmüştür (Şekil 4.17). Hedef değerleri göz önünde bulundurularak, iyi huylu lezyona sahip görüntü sonuçları VE, kötü huylu lezyona sahip görüntü sonçları ise VEYA işlemine tabi tutulmuştur. Sistemin doğruluğu, bu ek işlemlerin ardından %83.33 olarak bulunmuştur. Son olarak, her bir füzyon kuralı için uygulanan bu lojik işlemlerden elde edilen sonuçlara da görüntü hedefleri dikkate alınarak VE/VEYA uygulanmış, sistemin nihai başarısı %90 doğruluk olarak elde edilmiştir. Son VE/VEYA işlemine kadar elde edilen sonuçlarla oluşturulan hata matrisi Çizelge 4.12' de, nihai sonuçlarla oluşturulan hata matrisi Çizelge 4.13' te verilmiştir.



Şekil 4.17. Önerilen sisteme ait işlem şeması

Çizelge 4.12. Kullanılan çoklu çözünürlük analizi metodlarına ve füzyon kurallarına göre elde elde edilen sınıflama sonuçları

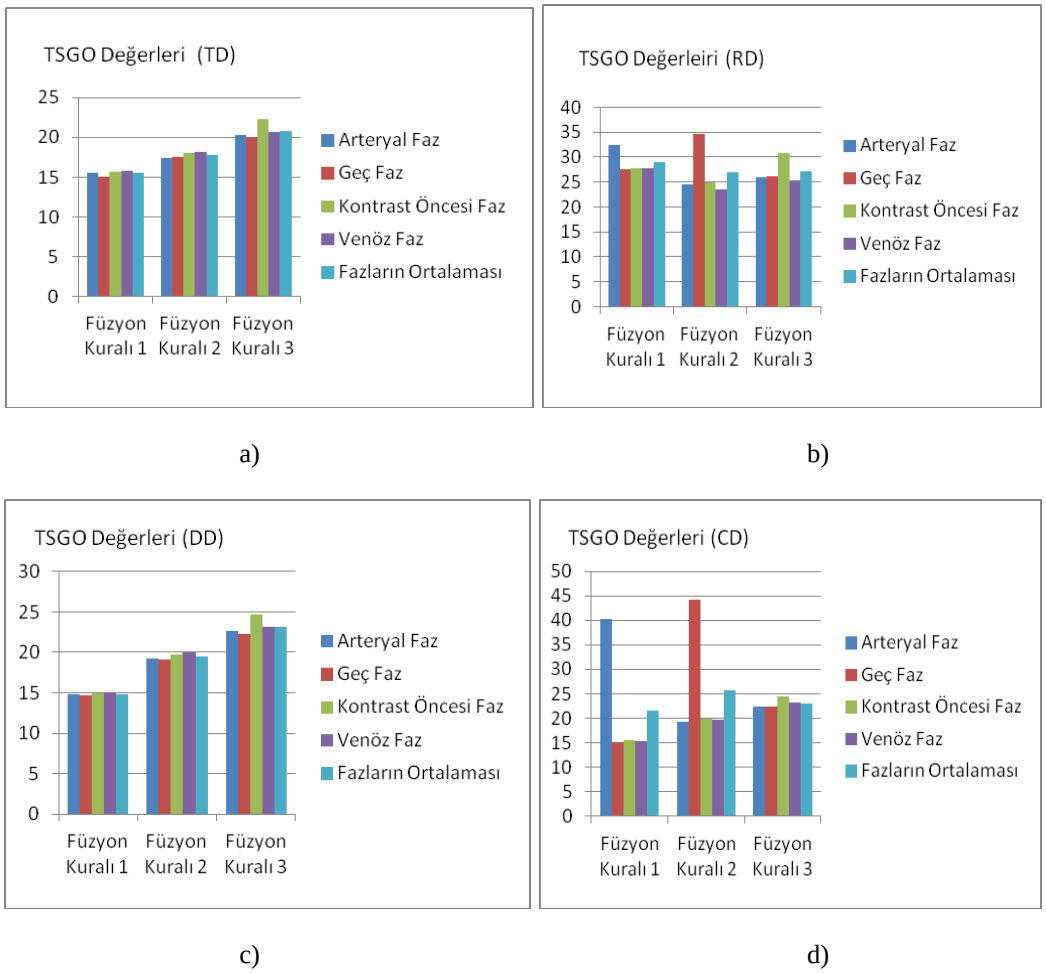
Curvelet	**F1**	Kötü huylu (tahmin edilen)	İyi huylu (tahmin edilen)	**F2**	Kötü huylu (tahmin edilen)	İyi huylu (tahmin edilen)	**F3**	Kötü huylu (tahmin edilen)	İyi huylu (tahmin edilen)
	Kötü huylu (gerçekte)	0	17	Kötü huylu (gerçekte)	0	17	Kötü huylu (gerçekte)	2	15
	İyi huylu (gerçekte)	0	43	İyi huylu (gerçekte)	4	39	İyi huylu (gerçekte)	14	29
	Doğruluk	71,67%		***Doğruluk***	65%		***Doğruluk***	51,67%	
Ridgelet	**F1**	Kötü huylu (tahmin edilen)	İyi huylu (tahmin edilen)	**F2**	Kötü huylu (tahmin edilen)	İyi huylu (tahmin edilen)	**F3**	Kötü huylu (tahmin edilen)	İyi huylu (tahmin edilen)
	Kötü huylu (gerçekte)	1	16	Kötü huylu (gerçekte)	4	13	Kötü huylu (gerçekte)	3	14
	İyi huylu (gerçekte)	0	43	İyi huylu (gerçekte)	7	36	İyi huylu (gerçekte)	6	37
	Doğruluk	73,33%		***Doğruluk***	66,67%		***Doğruluk***	66,67%	
Dalgacık	**F1**	Kötü huylu (tahmin edilen)	İyi huylu (tahmin edilen)	**F2**	Kötü huylu (tahmin edilen)	İyi huylu (tahmin edilen)	**F3**	Kötü huylu (tahmin edilen)	İyi huylu (tahmin edilen)
	Kötü huylu (gerçekte)	4	13	Kötü huylu (gerçekte)	4	13	Kötü huylu (gerçekte)	1	16
	İyi huylu (gerçekte)	8	35	İyi huylu (gerçekte)	6	37	İyi huylu (gerçekte)	2	41
	Doğruluk	65%		***Doğruluk***	68,33%		***Doğruluk***	70%	
Tetrolet	**F1**	Kötü huylu (tahmin edilen)	İyi huylu (tahmin edilen)	**F2**	Kötü huylu (tahmin edilen)	İyi huylu (tahmin edilen)	**F3**	Kötü huylu (tahmin edilen)	İyi huylu (tahmin edilen)
	Kötü huylu (gerçekte)	1	16	Kötü huylu (gerçekte)	2	15	Kötü huylu (gerçekte)	3	14
	İyi huylu (gerçekte)	0	43	İyi huylu (gerçekte)	2	41	İyi huylu (gerçekte)	2	41
	Doğruluk	73,33%		***Doğruluk***	71,67%		***Doğruluk***	73,33%	
VE / VEYA işlemlerinden sonra	**F1**	Kötü huylu (tahmin edilen)	İyi huylu (tahmin edilen)	**F2**	Kötü huylu (tahmin edilen)	İyi huylu (tahmin edilen)	**F3**	Kötü huylu (tahmin edilen)	İyi huylu (tahmin edilen)
	Kötü huylu (gerçekte)	6	11	Kötü huylu (gerçekte)	7	10	Kötü huylu (gerçekte)	7	10
	İyi huylu (gerçekte)	0	43	İyi huylu (gerçekte)	0	43	İyi huylu (gerçekte)	0	43
	Doğruluk	81,67%		***Doğruluk***	83,33%		***Doğruluk***	83,33%	

Çizelge 4.12 incelendiğinde, CD ve RD için en iyi sonuçların F1 füzyon kuralı ile elde edildiği, DD için ise en uygun füzyon kuralının F3 olduğu görülmektedir. Sınıflama başarısı en yüksek yöntem TD olarak bulunmuştur.

Çizelge 4.13. Kullanılan sistemin nihai sınıflama sonuçları

F1, F2, F3 ile elde edilen sonuçlara VE/VEYA uygulandıktan sonra	Kötü huylu (tahmin edilen)	İyi huylu (tahmin edilen)
Kötü huylu (gerçekte)	11	6
İyi huylu (gerçekte)	0	43
Doğruluk	90%	

Kullanılan füzyon kurallarının, orijinal görüntüyü yeniden oluşturma yeteneklerini kıyaslamak için bir uygulama daha yapılmıştır. İlk olarak her hastanın dört ayrı fazdaki karaciğer MR görüntülerine DD uygulanmış ve elde edilen dönüşüm katsayıları Eşitlik 4.3, 4.4 ve 4.5' teki füzyon kuralları ile birleştirilmiştir. Daha sonra birleştirilmiş katsayılara ters DD uygulanarak, her bir hasta için bir adet birleştirilmiş sonuç görüntüsü elde edilmiştir. Dört farklı fazdaki orijinal karaciğer MR görüntüleri ile birleştirilmiş sonuç görüntüsü arasında TSGO hesabı yapılmıştır. Bu işlem CD, RD ve TD ile tekrarlanmış ve sonuçlar Şekil 4.18' de verilmiştir. Her bir değer, 60 hastanın ortalama TSGO değerini göstermektedir. Şekil 4.18' e göre; kontrast öncesi faz ve venöz faz görüntüleri için en iyi yeniden yapılandırma sonuçları genel olarak F3 kuralı ile elde edilmiştir ancak RD ve CD için istinai durumlar söz konusudur. TSGO sonuçlarına göre, yeniden yapılandırmada en başarılı yöntem, RD' dir.



Şekil 4.18. Arteryal faz, geç faz, kontrast öncesi faz ve venöz fazdaki karaciğer MR görüntüleri ile birleştirilmiş sonuç görüntüleri arasında hesaplanan TSGO değerleri ve bu değerlerin ortalamaları. Kullanılan yöntemler: a) TD, b) RD, c) DD, d) CD.

4.2.3. Tetrolet ve ortagonal Ripplet-II dönüşümlerinin kompleks formlarının karaciğer MR görüntülerini sınıflandırma performanslarının Dalgacık ve Curvelet dönüşümlerinin kompleks formları ile karşılaştırılması

Karaciğer fokal lezyonlarının kontrast öncesi faz, arteryal faz, venöz faz ve geç fazda çekilmiş MR görüntüleri birlikte kullanılarak; TD, DD, CD ve ortagonal Ripplet-II dönüşümünün reel ve kompleks formlarının sınıflandırma performanslarını karşılaştırmak için bir uygulama yapılmıştır. Bu uygulama esnasında, reel yöntemler için RDYSA' dan yararlanılmıştır. Kompleks yöntemler için ise reel ve imajiner kısımlara ayrı ayrı RDYSA uygulamak yerine, KDYSA kullanılmıştır. Böylece hem farklı fazların kontrast tutulum özellikleri birlikte değerlendirilmiş; hem de çoklu çözünürlük analizi yöntemlerinin reel formları için reel, kompleks formları için kompleks sınıflayıcılardan yararlanılarak daha etkin sonuçlar üretebilecek sistemler tasarlanmıştır. Reel yöntemlerin kullanıldığı sistem *reel sınıflayıcı*, kompleks yöntemlerin kullanıldığı sistem ise *kompleks sınflayıcı* olarak adlandırılmıştır.

Bu uygulama için, bir önceki uygulamada kullanılan 17' si kötü huylu, 43' ü iyi huylu lezyonlara sahip olmak üzere toplamda 60 hastadan alınan 240 görüntü kullanılmıştır. Kompleks sınıflayıcı sisteminde, kullanılan çoklu çözünürlük analizi metodları ile ulaşılabilecek maksimum doğruların kıyaslanabilmesi adına, her bir metod için deneme yanılma yöntemiyle optimum KDYSA parametreleri belirlenmiştir. Kullanılan kompleks yöntemlerle ulaşılabilen doğruluk oranları ile, reel sınıflayıcıdaki reel formlarla elde edilebilen doğruluk oranlarının yöntem bazında objektif bir biçimde değerlendirilebilmesi amacıyla; kompleks sınıflayıcı sistemde her bir kompleks metot için belirlenen optimum YSA parametreleri, reel sınıflayıcı sistemde de kullanılmıştır. Reel sınıflayıcıda yeniden optimum parametre belirleme arayışına girilmemiştir. Örneğin CD için belirlenen optimum öğrenme oranı her iki sistemde de 0,8' dir (Çizelge 4.14). Tüm dönüşümler 3.seviyede uygulanmış olup, sınıflandırma sonuçları 2' li çapraz çarpım yöntemi ile elde edilmiştir.

Reel sınflayıcıya ait işlem algoritması şu şekildedir:

1- İlk hastaya ait dört faz karaciğer MR görüntüsünün her birine ayrı ayrı üç seviyeli DD uygula ve yaklaşım bileşenlerini sakla.

2- Elde edilen dört farklı yaklaşım bileşenini, tek bir vektör içine art arda yazarak tek bir özellik vektöründe birleştir.

3- 1 ve 2. işlem basamaklarını, kalan 59 hastanın tamamına ait görüntüler için tekrarla ve sonuçta, her biri dört farklı fazda MR çekimine ait özellikler içeren 60 adet özellik vektörü elde et.

4- Elde edilen 60 özellik vektörünü, 30' ar hastaya ait özellikler içerecek şekilde iki sete ayır. İlk seti eğitim, ikinci seti test girişi olarak belirle ve RDYSA girişine sun.

5- RDYSA hedeflerini; MR görüntüleri iyi huylu kitleler içeren hastalar için 0, kötü huylu kitleler içeren hastalar için 1 olarak belirle. Bu duruma uygun olarak eğitim ve test setlerine karşılık gelen hedefleri düzenle ve RDYSA' ya sun.

6- Eğitimde kullanılan verileri test, testte kullanılan verileri eğitim seti olarak değiştir. Hedefleri de uygun biçimde değiştirdikten sonra RDYSA' yı tekrar çalıştır.

7- Her bir hasta için test sonuçlarını sakla.

8- İlk 7 basamağı ortagonal Ripplet-II, CD ve TD için tekrarla.

9- TD ile gerçekleştirilen sınıflandırma işlemini, yalnız Tetrolet 16' da kullanılan tetromin kombinasyonlarını kullanarak tekrarla ve elde edilen sınıflama sonuçlarını sakla.

Kompleks sınflayıcı sistemini reel sınıflayıcıdan ayıran özellikler şunlardır:

1- Özellik vektörleri elde edilirken, çoklu çözünürlük analizi yöntemlerinin kompleks formları kullanılmıştır ve katsayılar kompleks değerli sayılar olarak elde edilmiştir.

2- Sınıflamada KDYSA' dan yararlanılmıştır. KDYSA' da kullanılan aktivasyon fonksiyonu, ağırlık katsayıları ve eşik değerlerinin tamamı kompleks formda olup, sınıflandırma sonuçları da kompleks sayılar olarak elde edilmektedir.

3- KDYSA hedefleri; iyi huylu lezyon içeren görüntüler için 1+i, kötü huylu lezyon içeren görüntüler için i olarak belirlenmiştir.

Sınıflandırma sonucunda; reel sınıflayıcı çıkışında 0.5 ve üzerinde elde edilen değerler kötü huylu, diğerleri iyi huylu; kompleks sınıflayıcı çıkışında ise 0.5+0.5i ve üzerinde değerler iyi huylu, diğerleri kötü huylu olarak kabul edilmiştir.

Her iki sistem ile elde edilen sınıflama sonuçlarının duyarlılık, özgüllük ve doğruluk değerleri hesaplanmış ve Çizelge 4.15' te verilmiştir. Reel sınıflayıcıda en yüksek doğruluk TD ile elde edilirken, kompleks sınıflayıcıda da kompleks TD ile elde edilmiştir.

Çoklu çözünürlük analizi yöntemlerinin reel ve kompleks formlarının sınıflandırma başarılarını karşılaştırmak için Şekil 4.19 verilmiştir. Reel versiyon yerine kompleks versiyon kullanıldığında TD için %3,33; DD, CD ve Tetrolet 16 için %5,

ortagonal Ripplet-II için ise %11,67 oranında daha doğru sonuçlara ulaşıldığı görülmektedir.

Çizelge 4.14. Çoklu çözünürlük analizi metodları için belirlenen optimum YSA parametreleri

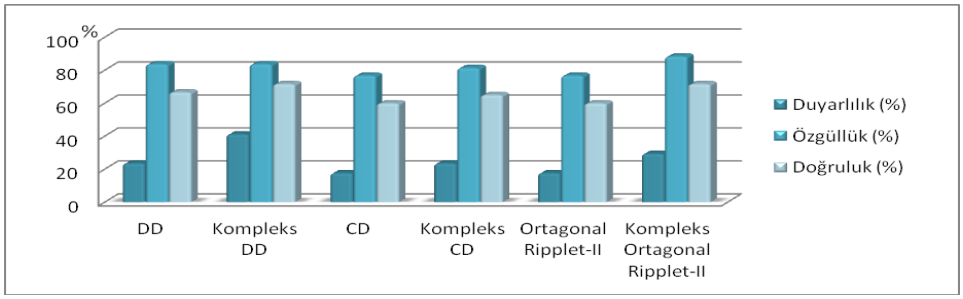
Sistem	**Kullanılan Çoklu Çözünürlük Analizi Metodu**	**Öğrenme Oranı**	**Gizli Katmandaki Nöron Sayısı**
Reel Sınıflayıcı	DD	0,2	3
	CD	0,8	8
	Ortagonal Ripplet-II	0,8	8
	TD	0,2	10
	Tetrolet 16	0,2	10
Kompleks Sınıflayıcı	Kompleks DD	0,2	3
	Kompleks CD	0,8	8
	Kompleks Ortagonal Ripplet-II	0,8	8
	Kompleks TD	0,2	10
	Kompleks Tetrolet 16	0,2	10

Çizelge 4.15. Reel sınıflayıcı ve kompleks sınıflayıcı sistemlerle gerçekleştirilen karaciğer fokal lezyonlarını sınıflama uygulamasına ait sonuçlar

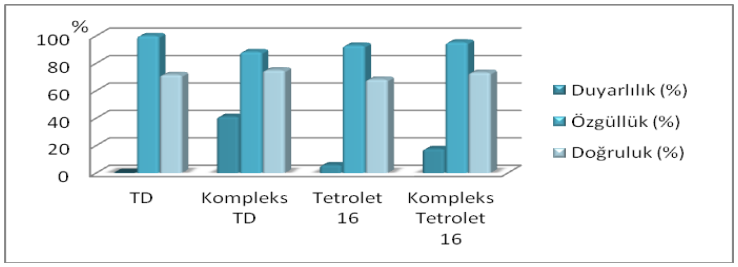
Sistem	Kullanılan Çoklu Çözünürlük Analizi Metodu	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğruluk (%)
Reel Sınıflayıcı	DD	23,53	83,72	66,67
	CD	17,65	76,74	60
	Ortagonal Ripplet-II	17,65	76,74	60
	TD	0	100	71,67
	Tetrolet 16	5,89	93,02	68,33
Kompleks Sınıflayıcı	Kompleks DD	41,18	83,72	71,67
	Kompleks CD	23,53	81,4	65
	Kompleks Ortagonal Ripplet-II	29,41	88,37	71,67
	Kompleks TD	41,18	88,37	75
	Kompleks Tetrolet 16	17,64	95,35	73,33

Kompleks sınıflayıcı sistem ile daha yüksek doğruluk oranlarına ulaşılabildiği için, performansı artırmaya yönelik VE/VEYA işlemlerinin kompleks yöntemler arasında uygulanması uygun görülmüştür. Bölüm 4.2.1' de, ikili birleşik sistemde sonuçların en yüksek doğrulukla elde edilebilmesi için sunulan şartlar göz önünde bulundurularak VE/VEYA işlemine tabi tutulacak ilk sonuçların, en yüksek doğruluk oranına ulaşan kompleks TD' ye ait olması gerekmektedir. İkinci girişe ise, yine bu şartlar göz önünde bulundurularak kompleks ortagonal Ripplet-II dönüşümünün

sonuçları verilmiştir. Oluşturulan bu ikili kompleks sistemle elde edilen sonuçlar Çizelge 4.16' da verilmiştir.



a)



b)

Şekil 4.19. Çoklu çözünürlük analizi yöntemlerinin reel ve kompleks versiyonlarına göre sınıflandırma sonuçları a)DD, kompleks DD, CD, kompleks CD, ortagonal Ripplet-II ve kompleks ortagonal Ripplet-II dönüşümü ile elde edilen sonuçlar, b) TD, kompleks TD, Tetrolet 16 ve kompleks Tetrolet 16 ile elde edilen sonuçlar.

Çizelge 4.16. İkili kompleks sistemle elde edilen sınıflandırma sonuçları

	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğruluk (%)
İkili kompleks sistem	53	95,35	83,33

5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

5.1 Sonuçlar

Bu tez çalışması ile, kompleks ortagonal Ripplet-II dönüşümü, kompleks TD ve birleştirilmiş TD ilk kez tanımlanmış ve medikal görüntü analizinde kullanılmıştır.

Karaciğer MR görüntüleri kullanılarak, karaciğer fokal lezyonlarının hemanjiom/kist veya iyi huylu/kötü huylu olarak sınıflanması için tasarlanan karar destek sistemleri ile %83,33-%97,06 arasında değişen doğruluk oranlarına ulaşılmıştır.

Tasarlanan tüm karar destek sistemleri ile ulaşılan sonuçlar birlikte değerlendirildiğinde; kullanılan çoklu çözünürlük analizi metotlarının tamamı için; kompleks versiyonlarla, reel versiyonlardan daha üstün sonuçlar elde edilmiştir. En yüksek doğruluğa, bu tez çalışması ile tanımlanan kompleks TD ve kompleks ortagonal Ripplet-II dönüşümü ile ulaşıldığı görülmüştür. Reel yöntemler içinde en başarılı sonuçları üreten yöntemler RD ve TD olmuştur.

YSA girişinde özelliklerin tamamını birlikte kullanmak yerine, özellikleri gruplayarak farklı YSA' lar ile sonuçlar değerlendirildiğinde, hem RD hem de Ripplet-II dönüşümü için %19,11 civarında daha doğru sonuçlar elde edilebildiği gözlenmiştir. Ayrıca, kullanılan veri setindeki görüntüleri en iyi temsil eden istatistiksel yöntemlerin; skewness ve kurtosis olduğu tespit edilmiştir.

Karaciğer MR görüntülerinin gürültülerini gidermek için yapılan çalışmalarda hem gauss gürültüsü hem de rastgele gürültü için; TSGO, OKH, OYBİ ve ÖBİ kriterlerinin tamamına göre en başarılı yöntemin birinci nesil CD olduğu görülmüştür. Bunun yanında, TD türleri içinden gürültü giderme uygulamalarında en başarılı olan yöntem, tez çalışması esnasında geliştirilen birleştirilmiş TD' dir.

TD ile gerçekleştirilen uygulamalarda 117 tetromin diziliminin tamamının kullanılmasının gerekliliğini incelenmiş ve genel olarak 40 tetromin düzeni kullanmanın yeterli olacağı sonucuna varılmıştır. Ancak, kullanılması gereken optimum konfigürasyon sayısı problemin niteliğine göre değişmekte olup, her uygulama için spesifik olarak belirlenmelidir. Tetromin sayısını azaltmak, gürültü giderme performansı üzerinde kayda değer bir bozulmaya yol açmamakta, üstelik işlem süresini %70' lere varan oranlarda kısaltabilmektedir.

5.2 Öneriler

Elde edilen sonuçlar değerlendirildiğinde, yeni geliştirilen çoklu çözünürlük analizi metodlarından ortagonal Ripplet-II ve TD' nin kompleks versiyonlarının karaciğer fokal lezyonlarını sınıflamada, literatürde var olan diğer tüm yöntemlerden üstün sonuçlar elde edebildiği görülmüştür. Dolayısıyla, medikal sınıflama uygulamalarında rahatlıkla kullanılabilir yöntemlerdir.

Gürültü giderme uygulamalarında gürültü oranı yüksekse birinci nesil CD' nin, düşükse TD' nin kullanılması önerilmektedir. CD ile gürültü giderme yapılacak uygulamalarda görüntünün kaliteli olması önemli ise birinci nesil CD, işlem süresinin kısa olması önemliyse ikinci nesil CD tercih edilmelidir.

Tez çalışmasında kullanılan yöntemlerden bir kısmı son dönemlerde geliştirilmiş yöntemler olup, üç tanesi ilk kez bu tez ile önerilmektedir. Dolayısıyla hemen hemen tüm yöntemler, ilk defa medikal uygulamalarda kullanılmıştır. Farklı veri setleri ile gerçekleştirilecek benzer çalışmalarda da aynı sonuçların elde edilip edilemeyeceğini test etmek üzere yeni uygulamalar yapılmalıdır.

TSGO, OKH, doğruluk, duyarlılık gibi klasik yöntemlerin yanında OYBİ, ÖBİ, AİK gibi yeni nesil kriterlerin de değerlendirmelerde kullanılması objektif sonuçların elde edilmesine katkı sağlayacaktır.

KAYNAKLAR

AlZubi, S., Sharif, S., Islam, N. and Abbod, M., 2011, Multi-resolution analysis using curvelet and wavelet transforms for medical imaging, *IEEE International Workshop on Medical Measurements and Applications Proceedings*, Bari-Italy, 188-191.

Arı, N., Özen, Ş. ve Çolak, Ö.H., 2008, Dalgacık teorisi (Wavelet), Palme Yayıncılık, Ankara.

Balasubramanian, D., Srinivasan, P. and Gurupatham, R., 2007, Automatic classification of focal lesions in ultrasound liver images using principal component analysis and neural networks, *Conference of IEEE Engineering in Medicine and Biology Society-EMBC 2007*, Lyon-France, 2134-2137.

Bağcı, U. and Bai, L., 2007, A comparison of daubechies and gabor wavelets for classification of MR images, *IEEE International Conference on Signal Processing and Communications-ICSPC 2007*, Dubai-United Arab Emirates, 676-679.

Breukelaar, R., Demaine, E., Hoogeboom, S., Kosters, W. and Liben-Nowell, D., 2004, Tetris is hard, even to approximate, *International Journal of Computational Geometry and Applications*, 14 (1-2), 41-68.

Brunet, D., Vrscay, E.R. and Wang, Z., 2012, On the mathematical properties of the structural similarity index, *IEEE Transactions on Image Processing*, 21 (4), 1488-1499.

Burt, P.J. and Adelson, E.H., 1983, The laplacian pyramid as a compact image code, *IEEE Transactions on Communications*, 31 (4), 532-540.

Candes, E.J., Demanet, L., Donoho, D.L. and Ying, L., 2006, Fast discrete curvelet transforms, *Multiscale Modeling and Simulation*, 5 (3), 861-899.

Candes, E. and Donoho, D.L., 1999, Ridgelets: the key to high-dimensional intermittency, *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, 357 (1760), 2495-2509.

Candes, E. and Donoho, D.L., 2000, Curvelets - A surprisingly effective nonadaptive representation for objects with edges in curve and surface fitting", Vanderbilt University Press, Nashville, 105-120.

Candes, E. and Donoho, D.L., 2005, Continuous curvelet transform: I. resolution of the wavefront set, *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 19 (2), 162-197.

Candes, E. and Donoho, D.L., 2005b, Continuous curvelet transform: II. discretization and frames, *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 19 (2), 198-222.

Ceylan, M., 2009, Bilgisayar tomografili akciğer görüntülerinin değerlendirilmesinde kompleks değerli yeni bir akıllı sistem tasarımı, Doktora Tezi, *Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Konya, 21-50.

Ceylan, M., Ceylan, R., Özbay, Y. and Kara, S., 2008, Application of complex discrete wavelet transform in classification of doopler signals using complex-valued artificial neural network, *Artificial Intelligence in Medicine*, 44 (1), 65-76.

Ceylan, M., Özbay, Y., Uçan, O.N. and Yıldırım E., 2010, A novel method for lung segmentation on chest CT images: complex-valued artificial neural network with complex wavelet transform, *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, 18 (4), 613-623.

Ceylan, M., Özbay,Y., Yıldırım, E., 2010b, A new approcah for biomedical image segmentation: combined complex-valued artificial neural network case study: lung segmentation on chest CT images, *5th Cairo International Biomedical Engineering Conference*, Cairo, Egypt, 33-36.

Ceylan, M. ve Öztürk, A.E., 2014, Tetrolet dönüşümüyle gerçekleştirilen gürültü giderme uygulamaları için tetromin dizilimi sayısının belirlenmesi, *IEEE 22. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı-SIU 2014*, Trabzon-Türkiye, 216-219.

Chen, G.Y. and Kegl, B., 2007, Image denoising with complex ridgelets, *Pattern Recognition*, 40 (2), 578-585.

Chowdhury, M., Das, S. and Kundu, M.K., 2012, Novel CBIR system based on ripplet transform using interactive neuro-fuzzy technique, *Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis*, 11 (1), 1-13.

Crowley, J.L., 1981, A representation for visual information, Robotic Institute, Carnegie Mellon University, Pennsylvania.

Dai, L., Zhang, Y. and Li, Y., 2013, Image denoising using BM3D combining tetrolet prefiltering, *Information Technology Journal*, 12 (10), 1995-2001.

Das, S., Chowdhury, M. and Kundu, M.K., 2011, Medical image fusion based on ripplet transform type-I, *Progress in Electromagnetics Research B* 30, 355-370.

Daubechies, I., 1992, Ten lectures on wavelets, CBMS-NSF Regional Conference Series in Applied Mathematics, Philadelphia, 53-105.

Demuth, H., Beale, M., 1998, Neural network toolbox for use with MATLAB users guide, MathWorks Inc., Natick.

Delakis, I., Omer, H. and Kitney R.I., 2007, Wavelet-based denoising of images acquired with parallel-MRI techniques, *Physics in Medicine and Biology*, 52 (13), 3741-3751.

Dettori, L. and Semler, L., 2007, A comparison of wavelet, ridgelet and curvelet-based texture classification algorithms in computed tomography, *Computers in Biology and Medicine*, 37 (4), 486-498.

Donoho, D.L. and Johnstone, I.M., 1995, Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage, *Journal of the American Statistical Association*, 90 (432), 1200-1224.

Eiber, M., Fingerle, A.A., Brügel, M., Gaa, J., Rummeny, E.J. and Holzapfel, K., 2012, Detection and classification of focal liver lesions in patients with colorectal cancer: Retrospective comparison of diffusion-weighted MR imaging and multi-slice CT, *European Journal of Radiology*, 81 (4), 683-691.

Eltoukhy, M.M.M., Faye, I. and Samir, B.B., 2009, Using curvelet transform to detect breast cancer in digital mammogram, *5th International Colloqium on Signal Processing & Its Applications-CSPA 2009*, Kuala Lumpur, Malaysia, 340-345.

Eltoukhy, M.M.., Faye, I. and Samir, B.B., 2010, Breast cancer diagnosis in digital mammogram using multiscale curvelet transform, *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 34 (4), 269-276.

Ganasala, P. and Kumar, V., 2014, CT and MR image fusion scheme in nonsubsampled contourlet transform domain, *Journal of Digital Imaging*, 27 (3), 407-418.

Golomb, S.W., 1994, Polyominoes, Princeton University Press, Princeton.

Huang, K. and Aviyente, S., 2006, Rotation invariant texture classification with ridgelet transform and fourier transform, *International Conference on Image Processing-ICIP 2006*, Atlanta-USA, 2141-2144.

Indra, P., 2014, Classification of micro calcification in digital mammogram using tetrolet transform, *International Journal of Innovative Research & Studies*, 3 (8), 398-410.

Jeon, J.H., Choi, J.Y., Lee, S. and Ro, Y.M., 2013, Multiple ROI selection based focal liver lesion classification in ultrasound images, *Expert Systems with Applications*, 40 (2), 450-457.

Kandregula, R., 2009, The basic discrete hilbert transform with an information hiding application, Cornell University, http://arxiv.org/abs/0907.4176, [Ziyaret Tarihi: 20 Kasım 2014].

Krommweh, J., 2010, Tetrolet transform: a new adaptive haar wavelet algorithm for sparse image representation, *Journal of Visual Communication & Image Representation*, 21 (4), 364-374.

Kumar, S.S. and Moni, R.S., 2010, Diagnosis of liver tumor from CT images using fast discrete curvelet transform, *IJCA Special Issue on CASCT* 1, 1–6.

Lambrou, T., Linney, A.D. and Todd-Pokropek, A., 2005, Wavelet-based analysis and classification of liver CT, *3rd European Medical & Biological Engineering Conference - EMBEC'05*, Prague-Czech Republic.

Lang, M., Guo, H. and Odegard, J.E., 1995, Noise reduction using undecimated discrete wavelet transform, *IEEE Signal Processing Letters*, 3 (1), 10-12.

Lee, W.L., Chen, Y.L. and Hsieh, K.S., 2003, Ultrasonic liver tissues classification by fractal feature vector based on m-band wavelet transform, IEEE *Transactions on Medical Imaging*, 22 (3), 382-392.

Ma, J. and Plonka, G., 2010, The curvelet transform - A review of recent applications, *IEEE Signal Processing Magazine*, 27 (2), 118-133.

Mahmoud, K.A., Al-Jumaily, A. and Takruri, M., 2011, The automatic identification of melanoma by wavelet and curvelet analysis: study based on neural network classification, *11th International Conference on Hybrid Intelligent Systems-HIS 2011*, Malacca-Malaysia, 680-685.

Mala, K. and Sadasivam, V., 2005, Automatic segmentation and classification of diffused liver diseases using wavelet based texture analysis and neural network, *IEEE Indicon Conference*, Chennai-India, 216-219.

Mallat, S., 1989, A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11 (7), 674-693.

Mallat S.G., 1989b, Multiresolution approximations and wavelet orthonormal bases of $L^2(R)$, *Transactions of the American Mathematical Society*, 315 (1), 69-87.

Mitrea, D., Nedevschi, S., Lupsar, M., Socaciv, M. and Badea, R., 2010, Experimenting various classification techniques for improving the automatic diagnosis of the malignant liver tumors, based on ultrasound images, *International Congress on Image and Signal Processing-CISP 2010*, Yantai-China, 1853-1858.

Mojsilovic, A., Popovic, M. and Sevic, D., 1996, Classification of the ultrasound liver images with the 2Nx1-D wavelet transform, *IEEE International Conference on Image Processing-ICIP 1996*, Lausanne-Switzerland, 367-370.

Mojsilovic, A. and Popovic, M., 1998, Characterization of visually similar diffuse diseases from b scan liver images using nonseparable wavelet transform, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 17 (4), 541-549.

Morlet, J., Arehs, G., Forugeau, I. and Giard, D., 1982, Wave Propogation and Sampling Theory, *Geophysics*, 47 (2), 203-236.

Muhammady, T., Ghassemian, H. and Razzazi, F., 2012, Using co-occurrence features extracted from ripplet-I transform in texture classification, *20th Iranian Conference on Electrical Engineering-ICEE 2012*, Tehran-Iran, 1292-1297.

Naqvi, S.A.R., 2013, Image compression using haar wavelet based tetrolet transform, *International Conference on Open Source Systems and Technologies-ICOSST-2013*, Lahore-Pakistan, 50-54.

Öztürk, A.E., Ceylan, M. and Kıvrak, A.S., 2014, A new approach for liver classification using ridgelet / ripplet-II transforms, feature groups and ANN, *6th*

European Conference of the International Federation for Medical and Biological Engineering-MBEC 2014, Dubrovnik-Crotia, 130-133.

Öztürk A.E., Ceylan M., 2015, Fusion and ANN based classification of liver focal lesions using phases in magnetic resonance imaging, *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro*, NY, USA.

Pan, W., Bui, T.D., Suen, C.Y., 2008, Rotation invariant texture classification by ridgelet transform and frequency-orientation space decomposition, *Signal Processing*, 88 (1), 189-199.

Rajini, N.H. and Bhavani, R., 2011, Classification of MRI brain images using k-nearest neighbor and artificial neural network, *IEEE International Conference on Recent Trends in Information Technology-ICRTIT 2011*, Chennai-India, 863-868.

Reddy, T.K. and Kumaravel, N., 2012, A comparison of wavelet, curvelet and contourlet based texture classification algorithms for characterization of bone quality in dental CT, *2011 International Conference on Environmental, Biomedical and Biotechnology*, Shangai-China, 60-65.

Sasheendran, N. and Bhuvaneswari, C., 2013, An effective CBIR (content based image retrieval) approach using ripplet transforms, *International Conference on Circuits, Power and Computing Technologies-ICCPCT 2013*, Nagercoil-India, 917-922.

Sela, Y., Freiman, M., Dery, E., Edrei, Y., Safadi, R., Pappo, O., 2011, fMRI-based hierarchical SVM model for the classification and grading of liver fibrosis, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 58 (9), 2574-2581.

Selesnick, I.W., Baraniuk, R.G. and Kingsbury, N.G., 2005, The dual-tree complex wavelet transform, *IEEE Signal Processing Magazine*, 22 (6), 123-151.

Shanmugasundaram, M. and Sukumaran, S., 2013, Fusion based denoise-engine for underwater images using curvelet transform, *International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics ICACCI-2013*, Mysore-India, 941-946.

Silvia, M.J. and Poovizhi, S., 2012, Retinal image analysis using ripplet-I transform and segmentation using morphological gradient, *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, 2 (12), 719-724.

Singh, M.K., 2010, Denoising of natural images using the wavelet transform, Masters Thesis, *San Jose State University*, California.

Singh, M., Singh, S. and Gupta, S., 2014, An ınformation fusion based method for liver classification using texture analysis of ultrasound images, *Information Fusion*, 19, 91-96.

Sriraam N. and Shyamsunder R., 2011, 3-D Medical image compression using 3-D wavelet coders, *Digital Signal Processing*, 21 (1), 100-109.

Starck, J.L., Emmanuel, J.C. and Donoho, D.L., 2002, The curvelet transform for image denoising, *IEEE Transactions on Image Processing*, 11 (6), 670-684.

Starck, J.L., Murtagh, F. and Fadili, J.M., 2010, Sparse image and signal processing wavelets, curvelets, morphological diversity, Cambridge University Press, New York.

Thakur, N. and Devi, S., 2011, A new method for color image quality assessment, *International Journal of Computer Applications*, 15 (2), 10-17.

Thayammal, S., Selvathi, D., 2014, Multispectral band image compression using adaptive wavelet transform-tetrolet transform, *International Conference on Electronics and Communication Systems ICECS-2014*, Coimbatore-India, 1-5.

Wang, Z., Bovik, A.C., Sheikh, H.R. and Simoncelli, E.P., 2004, Image quality assessment: from error measurement to structural similarity, *IEEE Transactions on Image Processing*, 13 (4), 600-612.

Web-1: http://www.mathworks.com/help/signal/ref/hilbert.html [Ziyaret Tarihi: 20 Kasım 2014].

Web-2: http://gim.unmc.edu/dxtests/roc3.htm [Ziyaret Tarihi: 10 Şubat 2015].

Xu, J. and Wu D., 2010, Ripplet: A new transform for image processing, *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 21 (7), 627-639.

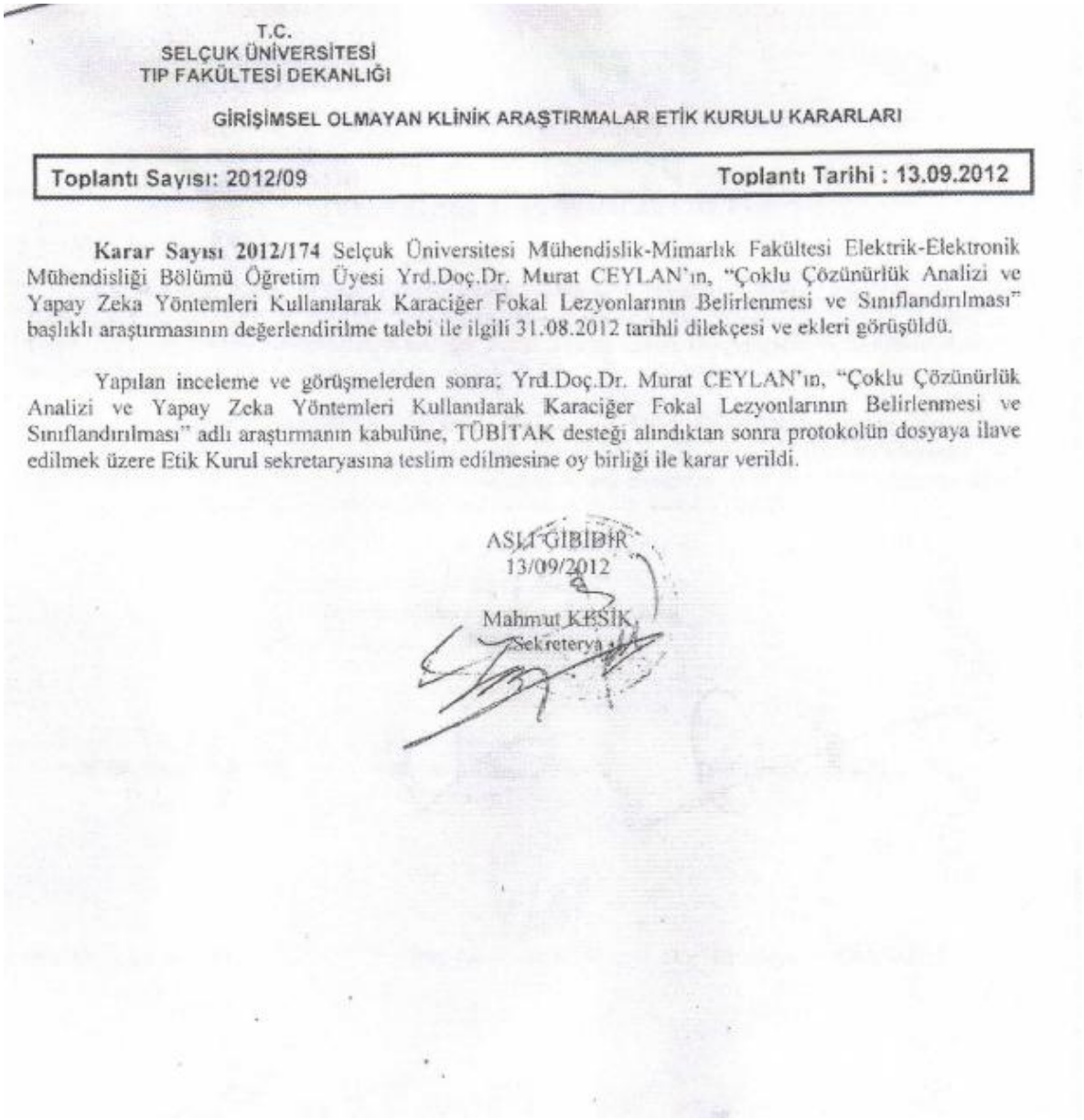
Xu, J. and Wu, D., 2012, Ripplet transform type-II transform for feature extraction, *IET Image Processing*, 6 (4), 374-385.

Yaşar, H., Ceylan, M., Öztürk, A.E., 2013, Comparison of real and complex-valued versions of wavelet transform, curvelet transform and ridgelet transform for medical image denoising, *International Journal of Electronics; Mechanical and Mechatronics Engineerin*g, 3 (1), 427-436.

Zhang, L., Zhang, L., Mou, X. and Zhang, D., 2011, FSIM: a feature similarity index for image quality assessment, *IEEE Transactions on Image Processing*, 20 (8), 2378-2386.

EKLER

EK-1 Etik kurul kararı



T.C.
SELÇUK ÜNİVERSİTESİ
TIP FAKÜLTESİ DEKANLIĞI

GİRİŞİMSEL OLMAYAN KLİNİK ARAŞTIRMALAR ETİK KURULU KARARLARI

Toplantı Sayısı: 2012/09	Toplantı Tarihi : 13.09.2012

Karar Sayısı 2012/174 Selçuk Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü Öğretim Üyesi Yrd.Doç.Dr. Murat CEYLAN'ın, "Çoklu Çözünürlük Analizi ve Yapay Zeka Yöntemleri Kullanılarak Karaciğer Fokal Lezyonlarının Belirlenmesi ve Sınıflandırılması" başlıklı araştırmasının değerlendirilme talebi ile ilgili 31.08.2012 tarihli dilekçesi ve ekleri görüşüldü.

Yapılan inceleme ve görüşmelerden sonra; Yrd.Doç.Dr. Murat CEYLAN'ın, "Çoklu Çözünürlük Analizi ve Yapay Zeka Yöntemleri Kullanılarak Karaciğer Fokal Lezyonlarının Belirlenmesi ve Sınıflandırılması" adlı araştırmanın kabulüne, TÜBİTAK desteği alındıktan sonra protokolün dosyaya ilave edilmek üzere Etik Kurul sekretaryasına teslim edilmesine oy birliği ile karar verildi.

ASLI GİBİDİR
13/09/2012

Mahmut KESİK
Sekreterya

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı	**:**	Ayşe Elif ÖZTÜRK
Uyruğu	**:**	Türk
Doğum Yeri ve Tarihi	**:**	Selçuklu - 17.05.1990
Telefon	**:**	+905378234235
Faks	**:**	+903322410635
e-mail	**:**	ayseelif@selcuk.edu.tr

EĞİTİM

Derece		**Adı, İlçe, İl**	**Bitirme Yılı**
Lise	:	Meram Anadolu Lisesi, Meram, Konya	2008
Üniversite	:	Selçuk Üniversitesi, Selçuklu, Konya	2012
Yüksek Lisans	:	Selçuk Üniversitesi, Selçuklu, Konya	Devam ediyor

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl	**Kurum**	**Görevi**
2012-2013	İstanbul Aydın Üniversitesi	Öğretim Görevlisi
2013-2014	KTO Karatay Üniversitesi	Araştırma Görevlisi
2014-...	Selçuk Üniversitesi	Araştırma Görevlisi

UZMANLIK ALANI

Biyomedikal Görüntü İşleme

YABANCI DİLLER

İngilizce (İyi derecede)

YAYINLAR

1- Yaşar, H., Ceylan, M., **Öztürk, A.E.**, 2012, Comparison of Real and Complex-Valued Versions of Wavelet Transform, Curvelet Transform and Ridgelet Transform for Image Denosing, IJEMME 3 (1), 427-436.

2- Ceylan M., **Öztürk A.E.**, 2014, Tetrolet Dönüşümüyle Gerçekleştirilen Gürültü Giderme Uygulamaları İçin Tetromin Dizilimi Sayısının Belirlenmesi, IEEE 22. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, Nisan 23-25, Trabzon, Türkiye.

3- **Öztürk A.E.,** Alkan S., Öztürk C., 2014, Classification of Fungus Spore Images Using Ridgelet Transform and ANN, International Conference on Machine Vision and Machine Learning, August 14-15, Prague, Czech Republic.

4- **Öztürk A.E.**, Ceylan M., Kıvrak A.S., 2015, A New Approach for Liver Classificaiton Using Ridgelet/Ripplet-II Transforms, Feature Groups and ANN, IFMBE Proceedings 45, 130-133.

5- **Öztürk A.E.**, Ceylan M., 2015, Fusion and ANN Based Classification of Liver Focal Lesions Using Phases in Magnetic Resonance Imaging, IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro, April 16-19, NY, USA.