

**T.C.
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**TIBBİ GÖRÜNTÜLEMEDE RADON DÖNÜŞÜMÜ
KULLANARAK GÖRÜNTÜ OLUŞTURMA ÜZERİNE
BİR ÇALIŞMA**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Mutia HANUM

**Enstitü Anabilim Dalı : ELEKTRİK VE ELEKTRONİK
MÜHENDİSLİĞİ
Enstitü Bilim Dalı : ELEKTRONİK
Tez Danışmanı : Prof. Dr. Aşkın DEMİRKOL**

Aralık 2017

T.C.
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**TIBBİ GÖRÜNTÜLEMEDE RADON DÖNÜŞÜMÜ
KULLANARAK GÖRÜNTÜ OLUŞTURMA ÜZERİNE
BİR ÇALIŞMA**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

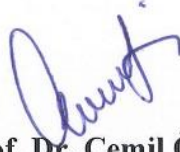
Mutia HANUM

Enstitü Anabilim Dalı	: ELEKTRİK VE ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
Enstitü Bilim Dalı	: ELEKTRONİK

Bu tez 14.12.2017 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oybirliği ile kabul edilmiştir.



Prof. Dr.
Aşkın DEMİRKOL
Jüri Başkanı



Prof. Dr. Cemil ÖZ
Üye



Prof. Dr. Ali TANGEL
Üye

BEYAN

Tez içindeki tüm verilerin akademik kurallar çerçevesinde tarafımdan elde edildiğini, görsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçların akademik ve etik kurallara uygun şekilde sunulduğunu, kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapılmadığını, başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunulduğunu, tezde yer alan verilerin bu üniversite veya başka bir üniversitede herhangi bir tez çalışmasında kullanılmadığını beyan ederim.

Mutia HANUM

23.10.2017

ÖNSÖZ

Danışmanım Prof. Dr. Aşkın DEMİRKOL'a tez boyunca ve yüksek lisans öğrenciliğim boyunca yaptığı katkılardan ve daha iyi işler yapmak için cesaretlendirdiğinden dolayı çok teşekkür ederim.

Çalışma ve hayatım boyunca Beni destekleyen, cesaretlendiren annem Fauziah'a, babam Waliyuddin Daud'a, kocam Muhammad Antisto Akbar'a, ağabeyim Fauzan'a, ablam Roziana'ya, ablam Rosita'ya çok teşekkür ederim.

Ayrıca tezin uygulama test çalışmaları aşamasında yardımcı olan ve bütün arkadaşlarıma çok teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ	i
İÇİNDEKİLER	ii
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ	v
ŞEKİLLER LİSTESİ	vi
TABLolar LİSTESİ	viii
ÖZET	ix
SUMMARY	x
 BÖLÜM 1.	
GİRİŞ	1
 BÖLÜM 2.	
KAYNAK ARAŞTIRMASI	6
2.1. Fotoğrafçılık	6
2.1.1. Analog fotoğraf makinesi	7
2.1.2. Dijital fotoğraf makinesi	8
2.2. Tıbbi Görüntüleme Yöntemleri	10
2.2.1. X-ışını	10
2.2.2. Bilgisayarlı tomografi	12
2.2.3. Ultrason	13
2.2.4. Manyetik rezonans görüntüleme (MRG)	15
2.3. Görüntü Yeniden Oluşturmada Temel Matematiksel İşlemler	16
2.3.1. Fourier dönüşümü	16
2.3.2. Fourier dilim teorimi	17
2.3.3. Radon dönüşümü	18
2.3.4. Dalgacık dönüşümü	22

2.4. Filtreleme	23
2.4.1. Medyan filtresi	24
2.4.2. Wiener filtresi	25
2.4.3. Yapay sinir ağıları (YSA)	26
2.5. Canny Operatörü	27
2.6. Görüntü Kalite Ölçüm Metotları	29
2.6.1. Tepe sinyal gürültü oranı (PSNR)	30
2.6.2. Yapısal benzerlik (SSIM)	32
BÖLÜM 3.	
MATERYAL VE YÖNTEM	35
3.1. Veri Girişi	35
3.2. İşleme	38
3.2.1. Klasik radon dönüşümü	38
3.2.2. Dalgacık dönüşümü ile değiştirilmiş radon dönüşümü	40
3.2.3. Yapay sinir ağı	41
3.2.4. Canny operatörüne dayanan YSA	43
3.3. Verim	44
BÖLÜM 4.	
ARAŞTIRMA BULGULARI	45
4.1. Klasik Radon Dönüşümünün Sonucu	45
4.2. Dalgacık Dönüşümü ile Değiştirilmiş Radon Dönüşümünün Sonucu	46
4.2.1. Filtreleri sonuçları	46
4.2.2. YSA sonuçları	48
4.3. Performans Değerlendirmesi	53
BÖLÜM 5.	
TARTIŞMA VE SONUÇ	57
KAYNAKLAR	59
EKLER	65

ÖZGEÇMİŞ	87
----------------	----



SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

BT	: Bilgisayarlı tomografi
MRG	: Manyetik rezonans görüntüleme
PNSR	: Tepe sinyal gürültü oranı
RT	: Radon dönüşümü
SSIM	: Yapısal benzerlik
YSA	: Yapay sinir ağları

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 2.1. Karanlık oda	6
Şekil 2.2. Fotoğraf makinesi ile göz arasındaki benzerlik	7
Şekil 2.3. Fotoğraf makinesinin temel yapısı	8
Şekil 2.4. Dijital fotoğraf makinesinin yapısı	9
Şekil 2.5. İlk radyografi	11
Şekil 2.6. Elektromanyetik spektrum	11
Şekil 2.7. Bilgisayarlı tomografi tarayıcı	13
Şekil 2.8. Ultrason cihazı	14
Şekil 2.9. Manyetik rezonans görüntüleme cihazı	15
Şekil 2.10. Fourier dönüşümü	17
Şekil 2.11. Radon dönüşümü geometrisi	20
Şekil 2.12. Sinüs dalgası ve bir dalgacığın gösterimi	22
Şekil 2.13. Medyan filtre	24
Şekil 2.14. Yapay sinir ağların blok diagramı	27
Şekil 2.15. Görüntü kalite ölçüm metotları	30
Şekil 2.16. Tepe sinyal gürültü oranı ölçümünün gösterimi	31
Şekil 2.17. Yapısal benzerlik ölçümünün gösterimi	33
Şekil 3.1. Uygulama prosedürünün blok diyagramı	35
Şekil 3.2. Bilgisayarlı tomografi görüntüleri	36
Şekil 3.3. Gürültülü görüntüleri	37
Şekil 4.1. Klasik radon dönüşümünün sonucu	45
Şekil 4.2. Dalgacık dönüşümü ile değiştirilmiş radon dönüşümünün sonucu	46
Şekil 4.3. Medyan filtrenin eklenmesi ile oluşan görüntü	47
Şekil 4.4. Wiener filtrenin eklenmesi ile oluşan görüntü	48
Şekil 4.5. Yapay sinir ağları eğitim tablosunun görünümü	49
Şekil 4.6. Yapay sinir ağları performansı	50

Şekil 4.7. Regresyon analizi	50
Şekil 4.8. YSA'nın çıktı görüntüsü	51
Şekil 4.9. Canny operatörünün çıktı görüntüsü	52
Şekil 4.10. Canny operatörüne dayalı YSA'nın çıktı görüntüsü	52
Şekil 4.11. Orijinal ve gürültülü görüntülerinde PSNR'ye dayanan grafik	55
Şekil 4.12. Orijinal ve gürültülü görüntülerinde SSIM'ye dayanan grafik	55



TABLÖLAR LİSTESİ

Tablo 4.1. Test orijinal görüntüleri için PSNR değerleri	53
Tablo 4.2. Test orijinal görüntüleri için SSIM değerleri	53
Tablo 4.3. Test gürültülü görüntüleri için PSNR değerleri	54
Tablo 4.4. Test gürültülü görüntüleri için PSNR değerleri	54



ÖZET

Anahtar kelimeler: Tıbbi görüntüleme, Radon dönüşümü, Filtreler, Tepe sinyal gürültü oranı (PSNR), Yapısal benzerlik (SSIM)

Tıbbi görüntüleme alanında teşhis ve tedavi amaçlı X-Işını, Bilgisayarlı Tomografi ve Ultrason gibi çeşitli yaklaşımlar mevcuttur. Bu yaklaşımlar anatomik ve dinamik vücut fonksiyonlarının durumu hakkında bilgi sağlamaktadır. Tıbbi görüntüleme yaklaşımlarında, görüntünün elde edilmesi (yeniden inşası) önemlidir. Kaliteli bir görüntüleme için yeterli sayıda projeksiyona ihtiyaç duyulur. Bu çalışmada, radon dönüşümü, imge üzerindeki çizgilerden ilgili parametreler yardımıyla görüntünün elde edilmesinde kullanılmaktadır. Gürültü gibi istenmeyen etkilerin giderilememesinden dolayı, bu handikapı gidermek üzere filtreleme tekniklerinden yararlanılmaktadır. Görüntünün elde edilmesi sürecinde, görüntü kalitesi, Tepe sinyal gürültü oranı (PSNR) ve yapısal benzerlik (SSIM) gibi tekniklerle ölçülmektedir. Önerilen yöntemin başarısını karşılaştırmak için Medyan ve Wiener filtreleri kullanılmıştır. Bu karşılaştırmalara göre en iyi sonucu dalgacık dönüşümü ile değiştirilmiş radon dönüşümü metot vermiştir.

A STUDY ON PERFORMANCE OF RECONSTRUCTION TECHNIQUES USING RADON TRANSFORM IN MEDICAL IMAGING MODALITIES

SUMMARY

Keywords: Medical Imaging Modalities, Image Reconstruction, Radon Transform, Wavelet Transform, Peak Signal to Noise Ratio (PSNR), Structural Similarity (SSIM)

There are a number of medical imaging modalities available today involving X-Ray, Computed Tomography, Ultrasound imaging which are used in medical field for disease diagnosis and treatment planning. These imaging modalities reflect the state of the internal anatomy and dynamic body functions. In many medical imaging modalities, image reconstruction is a key component. For reconstruction of images, sufficient number of projections is required to compute a high quality image. In this paper, Radon Transform, which is able to transform lines inside an image into a domain of possible line parameters, is used to reconstruct the medical images. Since undesired effects such as noise can not be completely eliminated from the images, various filtering techniques are applied on the images to improve their performance. The quality of the images is measured by Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) and Structural Similarity (SSIM) to find the performance of the reconstructed images.

BÖLÜM 1. GİRİŞ

Günümüzde, tıbbi görüntüleme konusu üzerine pek çok çalışma yapılmıştır. Tıbbi görüntüleme, en basit hali ile insan vücudunun iç yapısının çeşitli yöntemlerle görülebilir hale getirilmesidir. Bu tanım içine giren cihazlar yani X-ışın, Ultrason, Bilgisayarlı tomografi (BT), Manyetik rezonans görüntüleme (MRG), ve diğer görüntüleme yöntemlerinin tıpta tedavi ve tanı amacıyla kullanılmaktadır. Tomografi vücudun herhangi bir yerinden geçen düzlemi görüntüleyen bir görüntüleme cihazıdır. Her tomografi görüntüleme farklı fiziksel esaslara dayanmaktadır. 1895 yılında, x-ışınlarının vücut içine girdiğinin keşfedilmesi ile tıbbi görüntüleme yöntemleri için çok önemli bir adım atılmıştır. Konvansiyonel X-ışını cihazlarından sonra BT bulunmaktadır. Bu cihaz x-ışını görüntülerine dayanmaktadır. Ancak bu cihazın X-ışını kaynağı ve tam karşısına yerleştirilmiş dedektörle bir hastaya sürekli dönmektedir. Dedektörler tarafından her açıdan organın görüntülerini alarak onları bilgisayarda işler oluşturmaktadır [1].

Uygulamada hastalıkların tanısı için X-ışını görüntüleme yönteminden sonra en yaygın kullanılan görüntüleme yöntemlerinden biri ultrasondur. Ultrason ya da ultrasonografi, modern tıbbın vazgeçemediği görüntüleme yöntemlerinden birisidir. Tıbbi ultrason görüntülemesinde, insan kulağının duyamayacağı frekansta ses dalgalarını kullanılarak görüntüler elde edilir. Ultrason cihazının, insan vücudunun içinde olup bitenleri anlamaya yarayan diğer tıbbi görüntülemelerinden en önemli farkı radyasyon içermemesidir. Diğer avantajı da işlem yapıldığı sırada görüntünün monitor ekranında izlenebilmesidir. Ancak diğer tıbbi görüntüleme yöntemlerine göre, kısıtlı görüntüleme alanı ve daha düşük çözünürlük sağladığı için parametre ayarlaması iyi yapılmalıdır [2]. Manyetik rezonans görüntüleme (MRG), kesit alma temeline dayanan tomografik bir tıbbi görüntüleme yöntemidir. MRG, radyasyon içermez, bunun yerine, hedefin iç yapısını görüntüleme amacıyla manyetik, radyo

frekans (RF) sinyali, ve bilgisayar kullanmaktadır. Kontrast çözünürlüğü diğer tıbbi görüntüleme yöntemlerine nazaran daha fazla olmasına rağmen hala daha pahalı bir incelemedir [3].

İnsan gözlerinin algılabildiği bir görüntünün bilgileri gerektirmeyen çoğu görüntü uygulamada olmadığı gibi tıbbi görüntü uygulamaları en iyi tanımlayabilmek için bir görüntünün ayrıntılarını gerektirmektedir. Bu yüzden tıbbi görüntülerinin keskin, temiz, bulanıklardan kurtulmuş olması çok önemlidir. Yine de günümüzde, tıbbi görüntülerin bulanıklarını azaltacak çok sayıda tıbbi görüntüleme modelleri bulunmaktadır. Bu bulanıkları azaltmak tıbbi görüntüleme çalışmasının ana sorununu ortadan kaldırabilir. Bu nedenle bir çok araştırmacı, farklı yollarla insan vücudunun iç kısımlarını görüntüleyecek metodlar geliştirmiştir. Bilgisayara dayalı matematiksel yöntemler, görüntünün yeniden yapılandırılması için önemli bir rol oynamaktadır. Görüntü yeniden yapılanması gerçek görüntüden tekrar bir görüntü oluşturmayı tercih etmektedir. Aşağıdaki genel tıbbi görüntüleme modellerinin temelleri.

Tıbbi görüntülemelerde, görüntü yeniden oluşturması çok önemlidir. BT kesitlerinin Görüntü yeniden oluşturmasında basit yöntemi Geri Projeksiyondur. Bu yöntemde elde edilen her projeksiyon, bilgisayarda oluşturulan kesit görüntüsü matrisindeki piksellere aynı açıda geri yansıtılır. Modelleme işlemi için birçok yöntem kullanılmıştır. Örneğin, görüntüyü bir dizi projeksiyondan yeniden oluşturmak için BT'de halen kullanılmakta olan geri projeksiyon algoritması Kak ve Malcom tarafından tanıtılmıştır [4-5]. Yeniden oluşturma işlemi sırasında kullanılan görüntü oluşturmak için hata projeksiyonu hesaplanır. Son görüntüyü elde etmek için hem BP görüntüsü hem de hata görüntüsü birleştirildi [5]. Bu yöntemlerin uygulanması ve hesaplama açısından verimli olmasına rağmen, bu yöntemler gürültüyü iyi kontrol edememektedir. Görüntü üzerinde hala bulanıklık oluşur.

Bu tezin amaçları, bunlardır,

1. Klasik radon dönüşümü ve dalgacık dönüşümü ile değiştirilmiş radon dönüşümünü kullanarak farklı yaklaşımlarla yeniden tıbbi görüntülemeye çalışmak.

2. Median filtesi, wiener fitresi, yapay sınır ağları (YSA) ve canny operatöre dayalı YSA uygulanarak yeniden yapılanmış görüntülerden bulanıklar azaltmak.
3. PSNR ve SSIM ile yeniden yapılanmış görüntülerin kalitelerini belirlemek.

Görüntü yeniden oluşturmada çok yöntem bulunsa da görüntünün kalitesi hala önemli bir çalışma konusudur. Bu çalışmanın amaçları farklı yaklaşımların tıbbi görüntünün yeniden yapılandırılmasını değerlendirmek ve BT görüntüleme yeniden oluşturulan görüntülerinin kalitesini belirlemektir. Öncelikle klasik radon dönüşümü yöntemi incelenmiştir. Daha sonra önerilen yöntemi, dalgacık dönüşümü ile değiştirilmiş radon dönüşümü değerlendirilip uygulanacak filtreler incelenmiştir. BT görüntüsünün yeniden oluşturmada için, bu görüntü üzerinde projeksiyonlar alarak BT projeksiyonu edinimi için orijinal bir görüntü eklenmelidir. Radon dönüşümü görüntü üzerine uygulanırken nesnenin belli parametrelerinin belli bir doğru boyunca integralinin projeksiyonu düşünebilir [5].

Ters radon dönüşümü görüntüyü projeksiyonlarından geri oluşturmak için kullanılmalıdır. Ardından dalgacık dönüşümü yöntemi kullanarak değiştirilmiş radon dönüşümü ikinci yaklaşımdır. Farklı ölçeklerdeki ve frekanslardaki görüntüler çok çeşitli karakteristiklere sahiptir [6]. Bu yüzden dalgacık dönüşümü çok çözünürlüklü yapısı nedeniyle doku analizi için oldukça uygundur. Hem Radon dönüşümü hem de dalgacık dönüşümünü birleştirerek, bir görüntüyü yeniden oluşturmak için birçok yollarından biri haline gelir [7-8]. Ancak yöntemimizde, Projeksiyonu elde etmek için görüntüye radon dönüşümü uyguladıktan sonra, gereksiz sinyalleri azaltmak için projeksiyonlara 1 boyutlu dalgacık dönüşümü uygulanacaktır.

Görüntü içerisinde gürültünün varlığı karşılaşılabilecek önemli sorundur. Dalgacık dönüşümü kullanırken gürültü ile kenarları birbirinden ayırt edebilir. Bu çalışmada, radon dönüşümü ve dalgacık dönüşümü iki yöntemin birlikte kullanılarak, görüntünün çözünürlüğünü artırmaktadır.

Genelde görüntüleme yöntemleri gürültü içerirler. Gürültü, görüntü üzerindeki lekeler eksiklikler olarak tanımlanır. Bir sayısal görüntüde gürültü, pürüzsüz yüzey

üzerine rastgele dağılmış lekeler olarak görünür ve görüntü kalitesini önemli ölçüde düşürmektedir. Görüntülerdeki gürültülerin ayıklanması ve bunun sonucunda yüksek görüntü kalitesi elde edilmesi görüntü işlemenin önemli konularındandır. Filtreler görüntülere gürültüleri temizlemek ve görüntünün kalitesini iyileştirmek için uygulanmak gereklidir [9]. Filtreler kullanarak BT görüntülerinde gürültüyü azaltmak için farklı yöntemleri karşılaştırdılar. Filtreleme, gürültüyü azaltmanın birçok yollarından biridir. Önerilen yöntemin başarısını karşılaştırmak için medyan, ve wiener filtreleri kullanılmıştır.

Bilgisayarlı tomografi görüntülerini daha iyi yapmak için biz, kendi öğrenme kabiliyetinden YSA'nı kullanırız. Verilen veriye göre görev yapıyor, böylece bilişimsel karmaşıklığını bastırmak ve görüntünün kalitesini iyileştirmek için bir çözüm olabilir. Son yıllarda bulanık görüntüyü geri yüklemek için YSA çalışmak oldukça yaygındır [10-12]. Bu yöntemler etkili olsa bile seçilmiş veriler, YSA uygulamalarının zorlarından biri ve onların yeniden yapılanmış yöntemleri hala yeterli değildir. Bu tezde canny operatöre dayalı YSA geliştirilmiştir. Canny operatör ekleyerek aynı zamanda biz kenarları belirleyebilir ve bulanıklık bastırabiliriz. X-ışını görüntüleri için canny kenar algılama yöntemi en iyi yöntemdir [13].

Bu çalışmada yeniden yapılan görüntülerin kaliteleri En yüksek sinyal gürültü oranı (PSNR) ve yapısal benzerlik (SSIM) ölçüm kriterlerine göre değerlendirilmiştir. Söz konusu yöntemlerin çalıştırılmasında MATLAB R2010a yazılımından yararlanılmıştır.

Çalışmanın sonraki bölümlerinde sırasıyla şu konular ele alınmaktadır,

Birinci bölümde tez çalışmasının amacı, kapsamı, araştırma yöntemleri ve önceki çalışmalar bilgileri verilmektedir.

İkinci bölümde araştırma konusu ile ilgili kısa bir bilgi verilmektedir. Sırasıyla fotoğrafın temel kavramını ve tıbbi görüntüleme yöntemlerini tanımlamaktadır. Görüntü yeniden oluşturması için, temel matematiği Fourier dönüşümü, Fourier

dilim teoremi, radon dönüşümü, ve dalgacık dönüşümü ile başlayarak tanıtılmak gerekir. Her yeniden oluşturulan görüntünün gürültüsü vardır. Gürültüyü azaltmak için filtreleme teknikleri yani medyan filtre ve wiener filtre kullanılmaktadır. Ayrıca YSA ve canny operatör yeniden oluşturulan görüntünün üzerine uygulanır. Bu nedenle bu konuyla ilgili bilgilere ihtiyacımız vardır. Son olarak, görüntülerin performansı değerlendirmesi için PSNR ve SSIM'yi bilinmesi gerekir.

Üçüncü bölümde önerilen yöntem ve tasarlanan arayüz tanıtımı hakkında bilgiler verilmektedir. Bu yöntemler sırasıyla klasik radon dönüşümü, dalgacık dönüşümü ile Değiştirilmiş radon dönüşümü ve üzerine filtreler, canny operatörüne dayalı YSA uygulanarak elde edilmektedir.

Dördüncü bölümde, sonuçların karşılaştırmalı analizi ve son olarak çalışmadan elde edilen sonuçların değerlendirilmesi yer almaktadır. Çalışmanın alana katkısı belirtilmektedir.

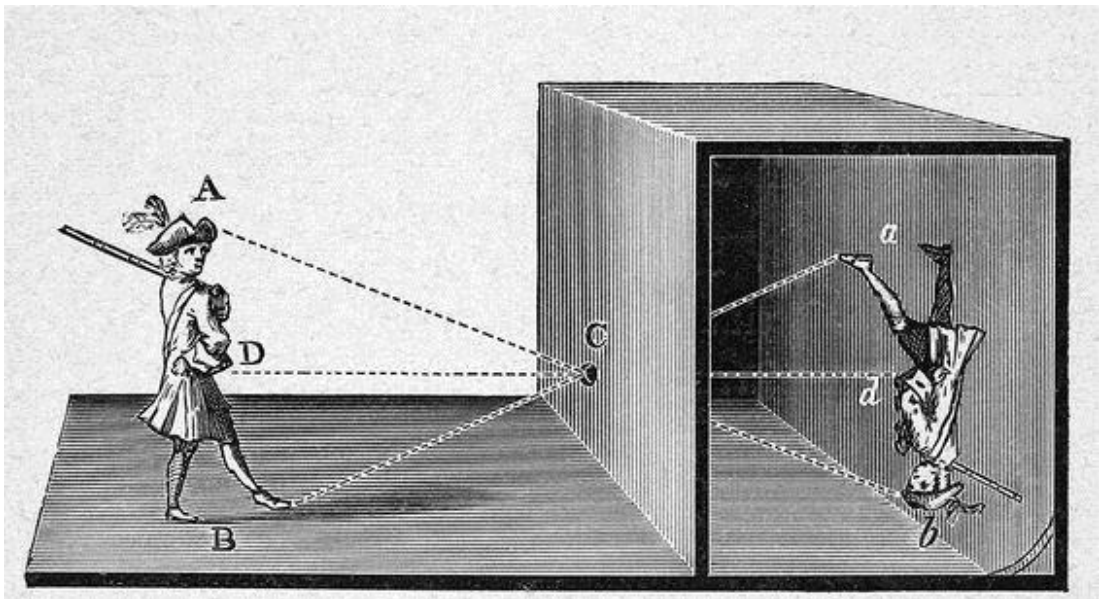
Beşinci bölümde deneylerin bulgularını kısaca özetlenmektedir.

BÖLÜM 2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

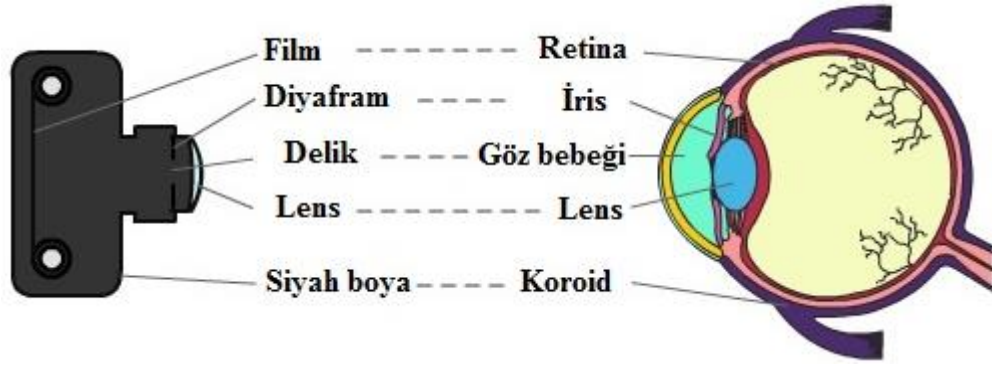
2.1. Fotoğrafçılık

Fotoğrafçılık, fotoğraf makinesiyle hassas kağıtlar (film) üzerinde ışığın etkisinden yararlanarak görüntü üretme yöntemidir. İlk fotoğraf Joseph Nicephore Niepce tarafından 1827’de yapılmıştır. Ancak ilk fotoğraf makinesi Johann Zahn tarafından 1685’te tasarlanmıştır [14]. Film, sadece fotoğrafçılıkta değil, X-ışını ve radyografide de görüntüyü tespit etmek için kullanılabilir.

Aslında fotoğraf makinesi ya da kamera ile ilgili uzun bir süre çok sayıda fikir bulunmuştur. Görüntülerin filme alınmasını sağlayan alete kamera denir. Kamera obscura günümüz fotoğraf makinelerinin atasıdır. Kamera obscura (Latince kelime anlamı karanlık oda ya da karanlık kutu) ışığın girebileceği küçük bir nokta dışında kapalı karanlık bir alandır. Şekil 2.1.’de gösterildiği gibi bu karanlık bölümün içerisinde ters görüntü oluşur.



Şekil 2.1. Karanlık oda [15].



Şekil 2.2. Fotoğraf makinesi ile göz arasındaki benzerlik [16].

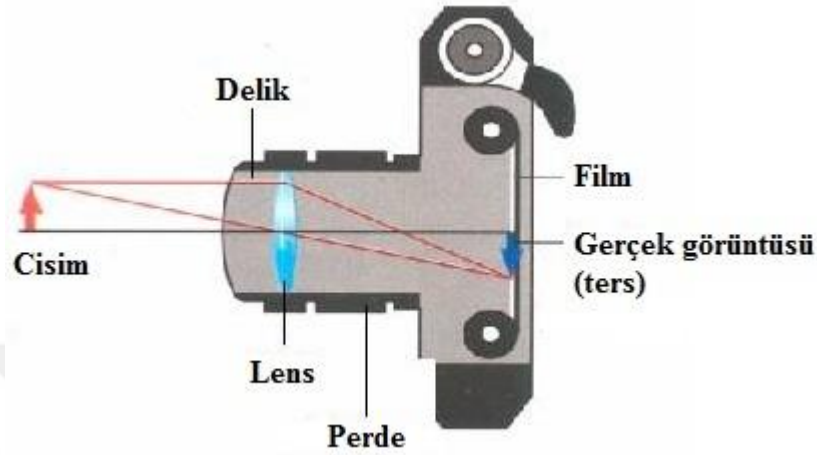
Bu makinalar aslında aynen göz gibi, önlerindeki açıklık dışında içine ışık geçirmeyen kutulardır. Gözlerde görüntüye odaklanma merceğin şekli değiştirilerek olur. Fotoğraf makinalarında ise bu işlem merceğin filme olan mesafesi değiştirilerek gerçekleştirilir. Bununla birlikte, gözlerimizle kameralar arasındaki en önemli fark, bir kameranın, filmin kalıcı bir kopyasını yapmasıdır. Çünkü bir film ışığa karşı çok hassastır, fotoğrafın uygun ışık koşullarında ve doğru ışık değerlerinde çekilmesi gerekmektedir. Birçok ters ışık fotoğrafları yanlış kamera ayarları nedeniyle ya çok parlak ya da karanlık çıkar. İnsan gözü ile fotoğraf makinesi çok benzer prensipler ile çalışırlar.

Şekil 2.2.'de gösterildiği gibi fotoğraf makinelerinin çalışma prensibi insan gözünden esinlenerek geliştirilmiştir. İnsan gözü gibi bir fotoğraf makinesi mercek üzerinden ışığın ışınlarını yakalar. Kamera obscura 1500'lü yıllarda görüntü yapma amacıyla kullanılmaya başlandı. Daha sonra analog ve dijital kameralar, birçok fotografik teknoloji yardımı ile değişmeye devam etti. Analog kamera görüntünün kimyasal bir süreç ile kaydedilmesi esasına dayanmaktadır. Oysa ışık ışınları dijital kamera merceğinden ışık sensörüne gelir ve bu sensör ışık verisini elektrik akımlarına çevirip kameradaki flash belleğe kaydetmektedir [14]. Günümüzde analogdan dijitale doğru hızla ilerleyen bu süreç birçok alanda etkisini hissettirmektedir.

2.1.1. Analog fotoğraf makinesi

Yaklaşık 200 yıl boyunca fotoğrafçılık kimyasal bir süreçti. Geleneksel fotoğraf makineleri analog olarak ifade edilmektedir. Fotoğraf makinesine bir roll film

yüklenir, makinenin her basıldığında ışık ışınları analog kamera merceğinden ışık filme gelir ve bir görüntü kaydedilir. Sonunda, bir roll filmde toplanan görüntülerin bir fotoğraf laboratuvarında işlenmesi gerekmektedir [17]. İyi sonucu elde etmek için ışıkları ayarlamak ve en iyi görüntüyü yakalamak gereklidir.



Şekil 2.3. Fotoğraf makinesinin temel yapısı [18].

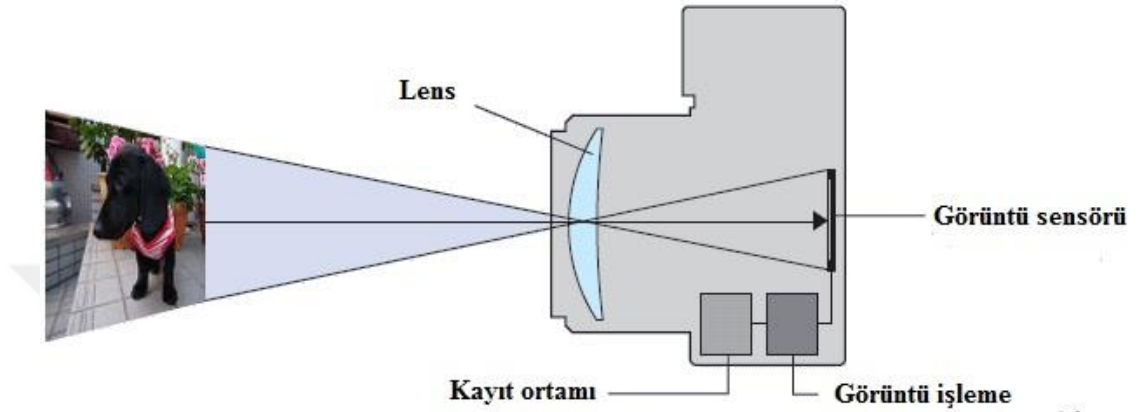
Bir fotoğraf makinesi tarafından yakalanan bir görüntüyü anlamak için ışığın temellerini iyi anlamak gereklidir. Bir nesneye ışık kaynağından yayılan ışık çarpıp merceğe girdiğinde, ışıklar merceğin merkezi içinde geçer ve ışıklar film parçasına (negatif olarak) çarpar. Ondan sonra bir görüntü oluşturmak için karanlık oda gereklidir. Fotoğraf makinesinin temel yapısı Şekil 2.3.'te gösterilmiştir.

Dijital fotoğraf makineleri bulunmadan önce uzun bir süre analog fotoğraf makinesi bir görüntüyü kaydetmeyi kullanılmaktadır. Günümüzde analog fotoğraf makineleri ucuz fiyatlara satılmasına rağmen analog fotoğraf makinesi ile kaydedilen fotoğrafları bir filme kaydetmek gerekmektedir. Daha sonra fotoğraf çekilen filmlerin banyosunun yapılması gerekir. Banyosu yapılan filmlerin isteğe göre fotoğraf kağıdına ya da tarayıcı vasıtası ile bilgisayara aktarılması gerekir. Bundan dolayı da fiyat açısından oldukça pahalıdır.

2.1.2. Dijital fotoğraf makinesi

Analog fotoğraf makinesinin yaygınlığını önleyen birçok faktör vardır. Bunlar arasındaki en önemlileri film banyosu ve taramasının çok maliyetli olmasıdır. Ancak

filmle karşılaştırıldığında görüntü kalitesinin hala zayıftır. Ayrıca analog fotoğrafları bilgisayar ortamına aktarmak zahmetlidir. Günümüzde dijital fotoğraf makinesi neredeyse pazarın tamamını ele geçirmiş ve analog fotoğraf makinesini bir nostaljiye dönüştürmüştür. Genellikle kullanım açısından dijital ortam basit ve daha az ücretli olduğu için dijital fotoğraf makinesi seçilir.



Şekil 2.4. Dijital fotoğraf makinesinin yapısı [19].

Analog fotoğraf makinesinden farklı olarak, Şekil 2.4.'te gösterildiği gibi dijital fotoğraf makinesinde çekilen fotoğraflar hafıza üzerine kaydedilir ve bunlar bilgisayara aktarabilir [17]. Dijital fotoğraf makinesi, görüntüyü depolanabilen elektrik sinyallerine dönüştürür. Bu sinyalleri kaydettikten hemen sonra bir ekranda dijital dosyalar halinde görüntülenebilir ve sonra yazdırılabilir. Ayrıca hafıza kartlarında depolanabilir ve silinebilirler.

Dijital fotoğraf makinesinin tanıtımı fikri Eugene F. Lally tarafından başlatılmıştır. Dijital görüntü yakalamak için bir mozaik foto sensörünün nasıl kullanılacağını düşünüyormuştur. 1975 yılında ilk dijital fotoğraf makinesi Steven Sasson tarafından icat edilmiştir. İlk olarak, bir fotoğraf makinesi tüpü kullanmış daha sonra sinyali dijitalleştirilir. Günümüzde dijital fotoğrafçılık veya görüntüleme, her türlü görüntünün üretiminde rol oynayan önemli bir moddur [17]. Erken kullanımlar çoğunlukla askeri ve bilimsel, daha sonra tıbbi görüntüleme yöntemleri gibi tıbbi uygulamalar takip edilmiştir.

2.2. Tıbbi Görüntüleme Yöntemleri

Gizli bir hedefi görüntüleme fikri bilim adına her zaman ilgi çekici olmuştur. Dahası, içine derinlemesine bakmak genellikle daha iyi anlamamıza yardımcı olur. X-ışınının icadından önce, insan vücudunun içinin görüntülenmesinin en mantıklı fikri vücudun kesilmesiydi. X-ışınları tanıtıldıktan sonra, araştırmacılar daha yeni keşiflerde bulunma eğilimindeydiler. Örnek olarak, insan vücudunun içine bakmak, doktorların hastalıkları teşhis etmesini sağlayabilir [20].

Son zamanlarda, tıbbi görüntüleme teknolojileri önemli ilerleme kaydetti. Modern görüntüleme yöntemlerin geliştirilmesi için transistör, entegre devre ve mikroişlemci icat edilmiştir. Bu gelişmelerden yararlanan tıbbi görüntüleme teknolojisi, BT, ultrason ve MRG cihazları tarafından üretilen görüntü kalitesi büyük oranda ilerleme kaydetti [21]. Bundan sonraki bölümlerde, bazı yeni gelişmeler vurgulanmıştır.

2.2.1. X-ışını

X-ışını 1895 yılında Wilhelm Konrad Röntgen tarafından bulunmuştur. X-ışınları vücuttan geçerken vücudun farklı bölgelerinde farklı derecelerde değişime uğrar. Vücuttan geçen X-ışınları dedektör ile tespit edilerek grafik haline getirilir. Bu grafikler birçok hastalığın teşhisinde kullanılmaktadır.

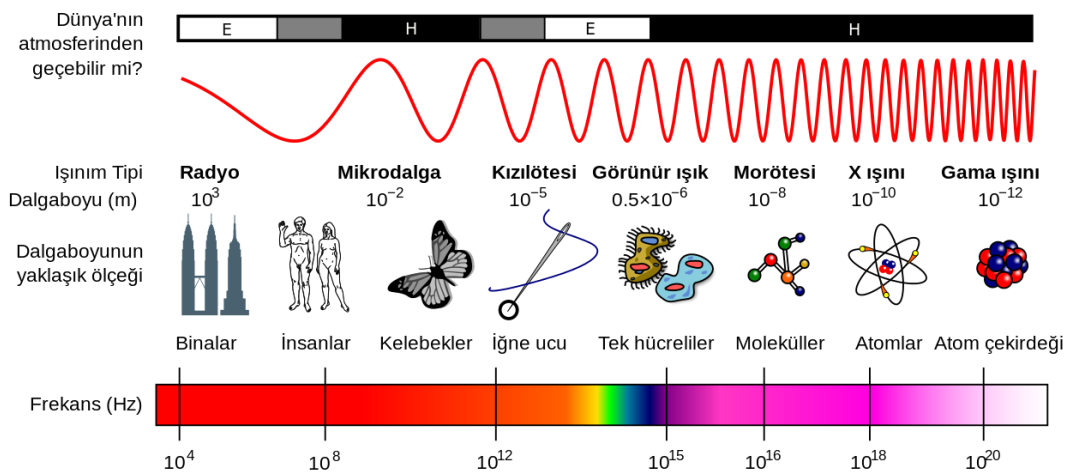
X-ışınının icadından hemen sonra, Röntgenin karısı Bertha'nın elinin bir görüntüsü olan ilk radyografi elde edilmiştir Şekil 2.5.'te gösterilmiştir. Yapılan deneyde, tüp yalnızca ışık yaymakla kalmamış, aynı zamanda X-ışını olarak da adlandırılan bir radyasyonu yaymıştır. X-ışınlarının tıbbi görüntülemede ilk uygulaması olan X-ışını radyografi yöntemidir. X-ışın ile pnömoni ve kırık kemik gibi bir çok hastalığın teşhisinde kullanılır [3].



Şekil 2.5. İlk radyografi [20].

X-ışını bir elektromanyetik dalgadır. Elektromanyetik radyasyon fotonlardan oluşur. Frekans ve dalgaboyu bilinen bir fotonun enerjisi, bu denklemin aşağıdaki gibi ifade edilir. Burada E enerji, h Planck sabiti (6.63×10^{-34} Js), f frekans, c ışığın boşluktaki hızı ($2.998 \times 10^8 \text{ ms}^{-1}$) ve λ dalga boyudur.

$$E = hf = \frac{hc}{\lambda} \quad (2.1)$$



Şekil 2.6. Elektromanyetik Spektrum [22].

Şekil 2.6.'da gösterilen elektromanyetik spektrum, birkaç gruba bölünebilir, çok uzun dalgadan başlayarak, manyetik rezonans görüntülemeye kullanılabilir. Şekil 2.6.'da gösterilen elektromanyetik spektrum, manyetik rezonans görüntüleme (MRG)'de kullanılan, mikro dalgalar, kızılötesi ışık, görünür ışık, morötesi ışınlar, radyografide kullanılan x-ışınları, nükleer görüntülemeye kullanılan γ -ışınları üzerinde uzanan çok uzun radyo dalgalarıyla başlayan birkaç banda bölünebilir [3].

X-ışını görüntüleme, x-ışınlarının absorbe edilmesi esasına dayanır. Bir maddeden X-ışınları geçtiğinde, ışındaki bazı enerjiler ortam tarafından absorbe edilir ve bazıları geçer. Üretilen x-ışını maddeden geçerek dedektörler tarafından algılanır ve daha sonra iki boyutlu bir projeksiyon görüntüsü oluşur. Bu inceleme sırasında, kas, akciğer ve diğer anatomik görüntüler film üzerine kaydedilir [1].

2.2.2. Bilgisayarlı tomografi

1895 yılında x-ışınlarının keşfinden sonra, x-ışını görüntüleme, anatomik yapıları görüntüleme ve hastalığın teşhisi için en yaygın kullanılan olmuştur. Ne yazık ki, x-ışını görüntülemeye, insan vücudunun görüntüleme için tam bir bilgi sağlanamaz. Bu nedenle, Bilgisayarlı Tomografi (BT) 1971'de Sir Godfrey Hounsfield ve Alan Cormack tarafından icat edildi. BT, bilgisayarın kullanıldığı ilk görüntüleme yöntemidir [23].

BT görüntüleme, Yunanca tomos (dilim) ve graphein (açıklama) kelimelerinin birleşiminden oluşmaktadır [24]. Bilgisayar tomografinin ilk kez matematik prensipleri 1917 yılında Radon tarafından ileri gösterilmiştir [25]. BT, x-ışınları ve bilgisayar yardımıyla vücudun incelenen bölgesinin kesitsel görüntüsünü oluşturmaya yönelik radyolojik teşhis yöntemidir. BT'nin sistemi dijital olduğu için ilgilenilen yapıları daha iyi gösteren farklı düzlemlerde görüntüler oluşturabilir. Bu nedenle, BT'nin görüntüleri x-ışından çok daha ayrıntılıdır.

Şekil 2.7.'de gösterildiği gibi BT görüntü oluşumu tarama aşaması ile başlar. Bu aşama sırasında, görüntülenen nesne kesitinden geçen x-ışını demetinin projeksiyonu

alınır ve bir dizi dedektör tarafından ölçülür. X-ışın kaynağı ve dedektörlerin hasta etrafında dönmesiyle belirli açılarda bilgi toplanır ve daha sonra dedektörlerden gelen veriler bir analog dijital çevirici kullanılarak sayısal verilere dönüştürülür. Bu veriler bilgisayarda işlenerek BT görüntüleri oluşturulur. Görüntüler bilgisayar ekranından izlenebilir ve depolanabilir [26].



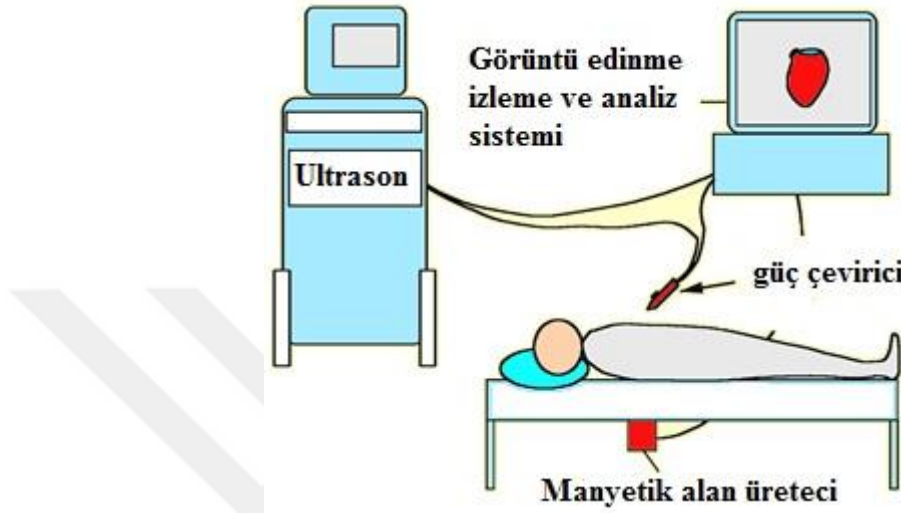
Şekil 2.7. Bilgisayarlı tomografi tarayıcı [27].

X-ışını görüntülemenin aksine, BT taraması en ayrıntılı tarayıcılardan biridir. BT, veriyi çeşitli görünümlere idare etme yeteneğine sahiptir. Ayrıca yapıları görüntülerden iyileştirme ve kaldırma yeteneğine sahiptir [28]. Doktora hastanın vücudunun benzer görüntüsünü verebilir. Tıp alanında bilgisayarlı tomografi oldukça etkili bir cihaz olmasına rağmen, iyonize radyasyon kaynağı olduğu için kansere neden olabilir.

2.2.3. Ultrason

Ultrason, insan kulağının işitemeyeceği kadar yüksek frekanslı ses dalgaları üreterek bu ses dalgalarını görüntüsü alınması istenen dokuya etki etmesi ile iki boyutlu görüntü elde etmemizi sağlar. Ultrason kullanarak insan vücudunun görüntüleri oluşturulur. Hastaya radyasyon uygulanmaması en büyük avantajıdır. Ultrason görüntüleme, İkinci Dünya Savaşı sırasında Sonardan sonra keşfedildi (sesli navigasyon). Sonar cihazları suyun mükemmel sesi iletmesi sayesinde kullanır.

1970'lerde birçok araştırmacı, Wild, Reid, Frey, Greenleaf ve Goldberg, tıbbi görüntüleme yöntemlerinde ultrason dalgalarının potansiyelini keşfedip göstermişlerdir [29]. Tıbbi görüntüleme yöntemlerinde, daha kısa dalga boyları, daha yüksek frekans ve daha iyi çözünürlük sağlar [30].



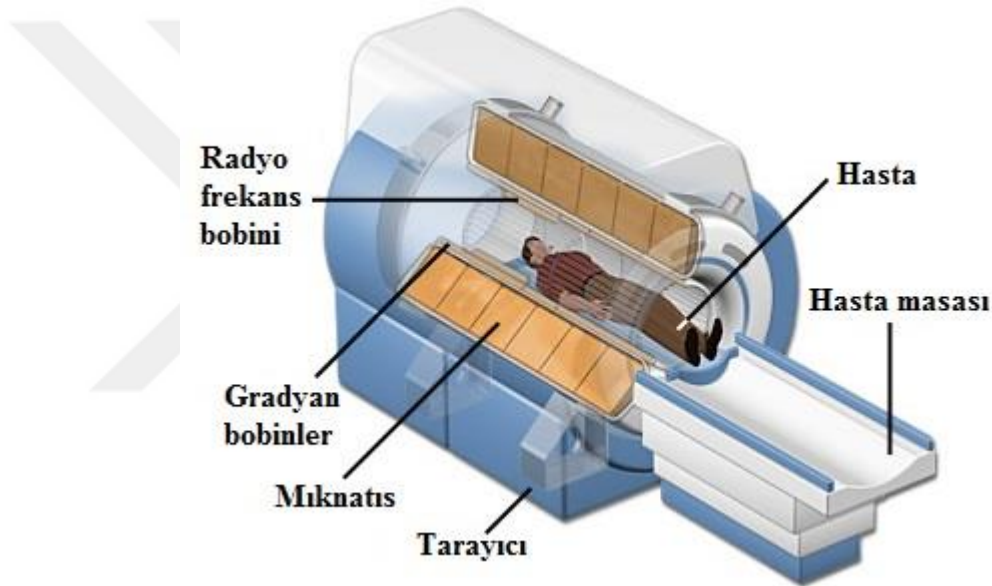
Şekil 2.8. Ultrason cihazı [31].

Şekil 2.8.'de gösterildiği gibi, ultrason görüntüleme, invaziv olmayan bir yöntemdir. X-ışınında görüntü dokudan geçen ışınlar tarafından oluşturulduğunda, Ultrason görüntülemeye görüntü meydana getiren unsur, yansıyan ses dalgası ışınlarıdır. Dokulara ultrason darbeleri göndererek bir ultrason görüntüsü oluşturulabilir. Ultrason dalgaları, nesnelerin titreşmesiyle oluşan bir enerji çeşididir. Dalgalar doku boyunca hareket eder ve doku arayüzüne ulaştığında dalgaların bir kısmı absorbe edilir, bir kısmı ise geri yansır. Geri yansıyan dalgalar birkaç doğrultuda alınır ve dalgalar algılanarak işlendikten sonra ekranda görüntülenir.

X-ışını çok önemli bir tanı yöntemi olmasına rağmen, hala radyasyon içeren bir görüntüleme yöntemidir. X-ışının aksine, Ultrason incelendiğinde radyasyon içermemektedir, bu nedenle tıbbi teşhiste önemli bir rol oynamaktadır [24]. Ultrason, güvenli oluşu, kullanım kolaylığı, ve maliyet açısından daha uygun olduğundan, başarılı bir tıbbi görüntüleme yöntem haline gelmiştir. Buna karşın, ultrason incelendiğinde optimum kontrast için çeşitli parametreleri ayarlanması ve görüntünün yorumlanması için deneyimli bir radyolog olması gerektirir [32-33].

2.2.4. Manyetik rezonans görüntüleme (MRG)

Manyetik rezonans görüntüleme (MRG) yöntemi en gelişmiş görüntüleme yöntemlerinden birisidir. Hastanın radyasyona maruz kalmaması en büyük avantajıdır. MRG protonların manyetik alan altındaki titreşimlerinden yola çıkarak oluşturulmuştur. MRG’de nükleer manyetik rezonans (NMR) tekniği kullanılmaktadır. NMR’ın ilk olarak tanımlanması 1946 yılında Felix Bloch ve Edward Purcell tarafından gerçekleştirilmiştir. MRG’de görüntülemenin oluşturabilmesi için hasta çok güçlü bir mıknatısın içine yerleştirilir [34-35].



Şekil 2.9. Manyetik Rezonans Görüntüleme cihazı [36].

Şekil 2.9.’da gösterildiği gibi MRG cihazının yapısında büyük bir mıknatıs bulunur ve radyo dalgaları sağlar. Mıknatıs içine yerleştirilen insan vücudundaki hücreler içinde bulunan atomlarının çekirdeklerindeki protonlar, radyo dalgaları ile uyarılır ve geri alınan sinyaller bilgisayar yardımıyla görüntüye dönüştürülür. Bu cihaz ile fiziksel değişiklikler yapılmadan birçok organda inceleme yapılabilmesi mümkündür.

Günümüzde, MRG insan vücuduna ait üç boyutlu görseller sunabilir. Bundan dolayı MRG iç organlar ve dokular hakkında detaylı bilgiler verebilir. MRG’nin temel amacı çok uzun radyo dalgaları kullanarak farklı bir şekile sahip olan anatomik yapıları diğerlerinden ayırt edebilmektedir [35]. X-ışının aksine, MRG’de radyasyon

riski bulunmamaktadır. Bu cihaz, diğer tıbbi görüntüleme yöntemlerinden daha yüksek çözünürlüğü sağlar. Ancak MRG pahalı bir incelemedir.

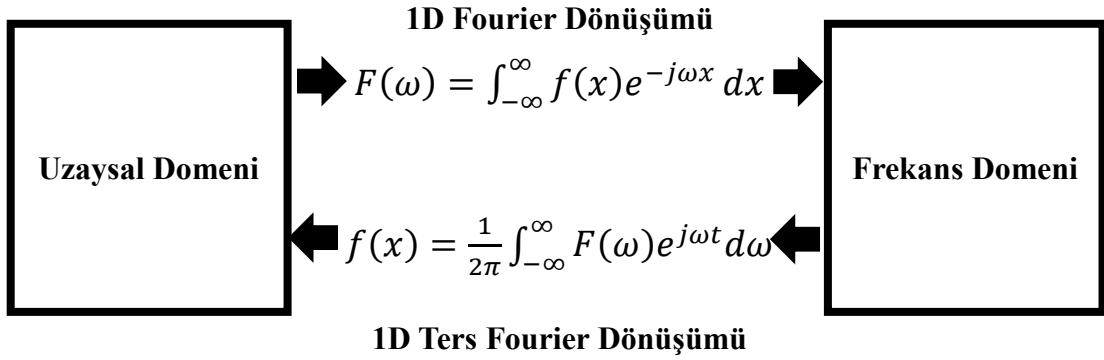
2.3. Görüntü Yeniden Oluşturmada Temel Matematiksel İşlemler

Tıbbi görüntüleme için kullandığımız ve bize büyük yararlar sağlayan teknikler aynı zamanda bazı sıkıntıları getirebilmektedir. Araştırmacılar insan vücudunun iç yapısını görebilme yeteneğini artırmaya çalışmaktadırlar. Bilgisayar destekli matematik yöntemlerin, görüntü yeniden oluşturmada önemli bir rol oynadığı belirlenmiştir. Genelde tomografik görüntü yeniden oluşturmada aşağıdaki gibi temel matematiğe dayanmaktadır.

2.3.1. Fourier dönüşümü

Fourier dönüşümü esas olarak Fourier serisinden türetilmektedir. Fakat dönüşümün sonunda elde edilen artık bir serinin terim katsayıları değil, periodik olmayan fonksiyondur. Fourier herhangi bir işaretin farklı genlik ve frekanstaki sinus ve cosinusların toplamı şeklinde yazılabileceğini göstermektedir. Fourier dönüşümün avantajları, işlem kolaylığı, hızlı ve bulunduğumuz uzayda direk olarak görmemizin mümkün olmadığı bileşenleri dönüşüm olarak görülebilir hale dönüştürebilmesidir. Fourier dönüşüm sayesinde sinyallerin spektrumları analiz edilebilmekte ve frekans domeninde özelliklerinin betimlenmesi sağlanabilmektedir.

Genellikle frekans domenine geçiş için Fourier dönüşümü kullanılmaktadır. Uzaysal alan günlük hayatta kullandığımız sayısal resimlerin oluşturulduğu alandır. Fourier dönüşümü önemli bir görüntü işleme aracıdır. Özellikle tıbbi alanlarda Fourier dönüşümü, bilgisayarlı tomografi görüntülerinin analiz edilmesine ve değerlendirilmesine yardımcı olmaktadır [37].



Şekil 2.10. Fourier dönüşümü

Burada $f(x)$ Fourier dönüşümü alınacak işaret, $F(\omega)$ ise Fourier dönüşümü alınmış işarettir. Fourier Dönüşümü ile $f(x, y)$ işareti, Şekil 2.10.'de gösterildiği gibi uzaysal domenden, frekans domenine dönüştürülmektedir.

2D Fourier dönüşümü:

$$F(u, v) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y)e^{-j2\pi(ux+vy)} dx dy \quad (2.2)$$

2D Ters Fourier dönüşümü:

$$f(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} F(u, v)e^{j2\pi(ux+vy)} du dv \quad (2.3)$$

2.3.2. Fourier dilim teoremi

Fourier dilim teorimi, bir paralel projeksiyonun tek boyutlu Fourier dönüşümünün, asıl cismin iki boyutlu Fourier dönüşümünün bir dilimine eşit olduğunu ifade eden teoremdir [38]. Projeksiyon bilgisine sahip olduğunda, iki boyutlu bir ters Fourier dönüşümü yapılarak cisim kolaylıkla oluşturulabilmektedir. İlk olarak cismin fonksiyonunun iki boyutlu Fourier dönüşümü aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$F(u, v) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) e^{-j2\pi(ux+vy)} dx dy \quad (2.4)$$

θ açışındaki $P_{\theta}(t)$ projeksiyonu tanımlanmaktadır.

$$p_{\theta}(t) = \int_{L(\theta, t)} f(x, y) ds \quad (2.5)$$

Burada $(t = x \cos \theta + y \sin \theta)$, 1D projeksiyonun $P_{\theta}(t)$ Fourier dönüşümü tanımlanmıştır.

$$\begin{aligned} P_{\theta}(\omega) &= \int_{-\infty}^{\infty} p_{\theta}(t) e^{-j2\pi\omega t} dt \\ P_{\theta}(\omega) &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) e^{-j2\pi\omega(x \cos \theta + y \sin \theta)} dx dy \end{aligned} \quad (2.6)$$

$u = \omega \cos \theta$ ve $v = \omega \sin \theta$ değiştirerek, $P_{\theta}(\omega)$ tanımlıdır,

$$P_{\theta}(\omega) = F(u, v) \quad (2.7)$$

Aşağıdaki ifade, Fourier dilim teoreminin en basit formudur,

$$P_{\theta}(\omega) = F(\omega \cos \theta, \omega \sin \theta) \quad (2.8)$$

2.3.3. Radon dönüşümü

Radon dönüşümü 1917'de Johann Karl August Radon tarafından tanıtılmıştır. Projeksiyonlardan, bir görüntünün yeniden yapılandırılmasının mümkün olduğunu göstermiştir. Projeksiyon cismin belli bir açıdan aydınlatıldığında geçirdiği enerjiden oluşturulan bilgidir. Bu buluş yüksek kalitede kesit görüntüleme yapılacağını göstermiştir. Bu dönüşüm, radar görüntüleme, jeofiziksel görüntüleme ve tıbbi

görüntüleme gibi çeşitli uygulamalarda kullanılan temel bir araçtır [38]. Radon dönüşümü, 2D görüntüleri çizgilerle birlikte olası satır parametrelerinin (r, θ) bir alanına dönüştürebilir. Görüntüdeki her satıra karşılık gelen satır parametrelerinde konumlandırılmış bir tepe noktası verecektir.

Radon dönüşümü görüntü üzerine uygulanırken nesnenin belli parametrelerinin belli bir doğru boyunca integralinin projeksiyonu olarak düşünebilir [5]. Şekil 2.11.'de, $f(x, y)$ fonksiyonu, bir dilim materyalinin, yoğunluğu ya da zayıflatma katsayısı fonksiyonunu temsil ettiğini gösterir. Bu fonksiyonun $p(r, \theta)$ 'ya radon dönüşümü olarak adlandırılır. Ayrıca, Radon dönüşümü sinüzoidal olduğu için sinogram da denir [38-42].

Radon dönüşümü, cisim içinden düz doğrultuda geçen x-ışınlarının toplam zayıflamasını ifade etmektedir. $P_\theta(r)$ fonksiyonu $f(x, y)$ fonksiyonunun radon dönüşümü olarak bilinmektedir.

$$p(r, \theta) = R\{f(x, y)\} \quad (2.9)$$

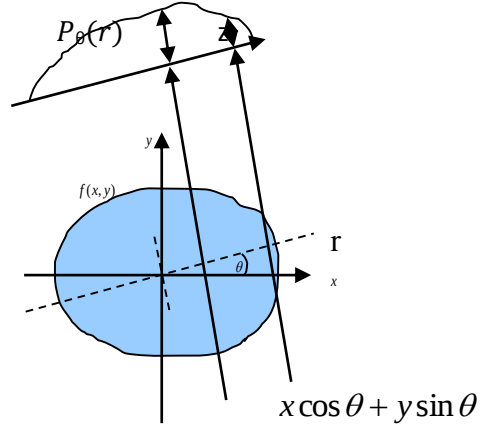
Bir projeksiyon, doğru integralleri kümelerinin bileşiminden oluşmaktadır. En basit projeksiyon sabit bir θ için $P_\theta(r)$ ile verildiği gibi paralel ışın integrallerinin toplamıdır. Her r ve θ için projeksiyon integrali aşağıdaki gibi verilir.

$$P_\theta(r) = \int_{-\infty}^{\infty} f\left\{A_\theta \begin{bmatrix} r \\ z \end{bmatrix}\right\} dz \quad (2.10)$$

Burada r ve z koordinat sisteminin asıl (x, y) sisteminin aşağıdaki açıklandığı gibi döndürüldüğü versiyonu olduğunu kabul etmek suretiyle daha sağlam bir temele oturtulabilir.

$$P_\theta(r) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dz \quad (2.11)$$

$r = x \cos \theta + y \sin \theta$ ve $z = -x \sin \theta + y \cos \theta$ elde edilir.



Şekil 2.11. Radon dönüşümü geometrisi

Şekil 2.11.'de verilen koordinat sisteminde radon dönüşümü geometrisini tanımlıdır. Cisim $f(x, y)$ fonksiyonu olarak tanımlanmakta ve her bir doğru integrali parametrelerine göre integral alınmaktadır.

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r \\ z \end{bmatrix}$$

$x = r \cos \theta - z \sin \theta$ ve $y = r \sin \theta + z \cos \theta$ eşitliklerini $f(x, y)$ 'de yerine koyarsak, radon dönüşümü şöyle yazılır,

$$R\{f(x, y)\} = P_\theta(r)$$

$$P_\theta(r) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dz$$

$$P_\theta(r) = \int_{-\infty}^{\infty} f(r \cos \theta - z \sin \theta, r \sin \theta + z \cos \theta) dz \quad (2.12)$$

Tıbbi görüntülemede, ters radon dönüşümü, BT tarafından taranmış cismin görüntüsünün yeniden oluşturulması için kullanılmaktadır. Ters radon dönüşümü uygulanmadan önce, teorik arka plan bilgisi hatırlayın [43-44]. Aşağıdaki, F_n , n

boyutlu Fourier dönüşümü anlamına gelir. Sabit parametre olarak θ alınır ve $P_\theta(r) = Rf(\theta, t)$ eşitliği göz önüne alınır. Daha sonra, Fourier dilim teoremi aşağıdaki gibi sağlanır.

$$P_\theta(\omega) = \sqrt{2\pi} F_1 P_\theta$$

$$P_\theta(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) e^{-j2\pi\omega(x\cos\theta + y\sin\theta)} dx dy = 2\pi (F_2 f)(\omega \hat{n}_\theta) \quad (2.13)$$

P_θ 'nin 1D Fourier dönüşümü, f 'nin 2D Fourier dönüşümünü verir. Böylece, ters Fourier dönüşümü uygulanırsa polar koordinatları kullanılarak f 'yi geri kazanabilir.

$$f(y) = \frac{1}{(2\pi)^2} \int_0^{2\pi} \int_0^\infty P_\theta(\omega) \omega e^{j\omega \hat{n}_\theta \cdot y} d\omega d\theta \quad (2.14)$$

$$f(y) = \frac{1}{(2\pi)^2} \int_0^\pi \int_0^\infty P_\theta(\omega) e^{j\omega \hat{n}_\theta \cdot y} |\omega| d\omega d\theta \quad (2.15)$$

Burada $P_{\omega+\pi}(-\omega) = P_\theta$ kullanılarak aşağıda denklem tanımlanabilir.

$$Q_\theta(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} P_\theta(\omega) |\omega| e^{j\omega t} d\omega \quad (2.16)$$

Örneğin, $P_\theta(\omega)|\omega|$ 'nin sabit bir önfaktöre kadar 1D ters Fourier Dönüşümü, uygulandığında şu ifade elde edilir.

$$f(y) = \frac{1}{(2\pi)^2} \int_0^\pi Q_\theta(\hat{n}_\theta \cdot y) d\theta \quad (2.17)$$

Bu ifade tam geri projeksiyon algoritmasıdır. Burada $\hat{n}_\theta = (\cos \theta, \sin \theta)$. Doğrudan (2.14) ve (2.17)'deki denklemlerden, aşağıdaki gibi de yazılabilir,

$$Q_\theta = F_1^{-1} \left((F_1 P_\theta)(\omega) |\omega| \right) \quad (2.18)$$

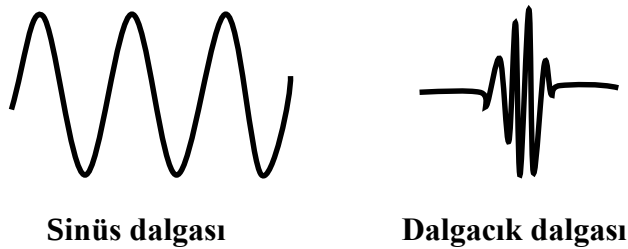
$Q_\theta, |\omega|$ filtre ile P_θ 'ye uygulanan bir frekans bölgesi filtreleme operasyondur.

$$f(x, y) = \int_0^\pi \left[\int_{-\infty}^\infty P_\theta(\omega) |\omega| \times e^{j2\pi\omega(x\cos\theta + y\sin\theta)} d\omega \right] d\theta \quad (2.19)$$

Burada $P_\theta(\omega) = P_\theta(r)$ ifade eder. Orijinal dağılımı kurtaran bu işleme, ters radon dönüşümü adı verilir.

2.3.4. Dalgacık dönüşümü

Dalgacık, dalga'nın küçüğü anlamına gelmektedir. Bir dalgacık sınırlı zamanda etkili dalga biçimidir. Dalgacık dönüşümü, dalgacığın zaman düzleminde ötelenmiş ve ölçeklenmiş değerleriyle çarpılan sinyalin tüm zaman boyunca olan toplamıdır. Bu dönüşüm, görüntülerinden bilgi elde etmek ve analiz etmek için en çok kullanılan yöntemlerden biridir [45]. Son yıllarda, dalgacık dönüşümü işaret işleme, görüntü işleme, haberleşme, biyomedikal işaret işleme gibi birçok alanda yaygın olarak kullanılmaktadır.



Şekil 2.12. Sinüs dalgası ve bir dalgacığın gösterimi

Şekil 2.12.'de gösterildiği gibi Fourier analizinin temelini oluşturan sinüs dalgasıdır. Bu dalgaları belli bir sınırı yoktur. Buna karşın dalgacıklar düzensiz ve asimetrik özellik eğilimindedir. Dalgacıklar, Görüntü yeniden oluşturma ve gürültü azaltma gibi sinyal ve görüntü işleme alanında yaygın yaygın bir şekilde uygulanma fırsatı bulmuştur [46]. Dalgacık dönüşümü matematiksel olarak,

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2.20)$$

Dalgacık dönüşümü aşağıdaki denklemle verilmektedir.

$$W(a,b) = \int_t f(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (2.21)$$

Bu denklemde a ölçekleme parametrisini, b dönüşüm parametrisini, $x(t)$ işareti, $\psi(t)$ ana dalgacığı, $W(a,b)$ da işaretin sürekli dalgacık dönüşümünü belirtir. Dalgacık dönüşümü, düşük frekanslar için geniş, yüksek frekanslar için dar olacak şekilde değişen pencere boyutlarına sahiptir. Bu nedenle, bütün frekans aralıklarında optimum zaman ve frekans çözünürlüğü sağlanabilir [47-48].

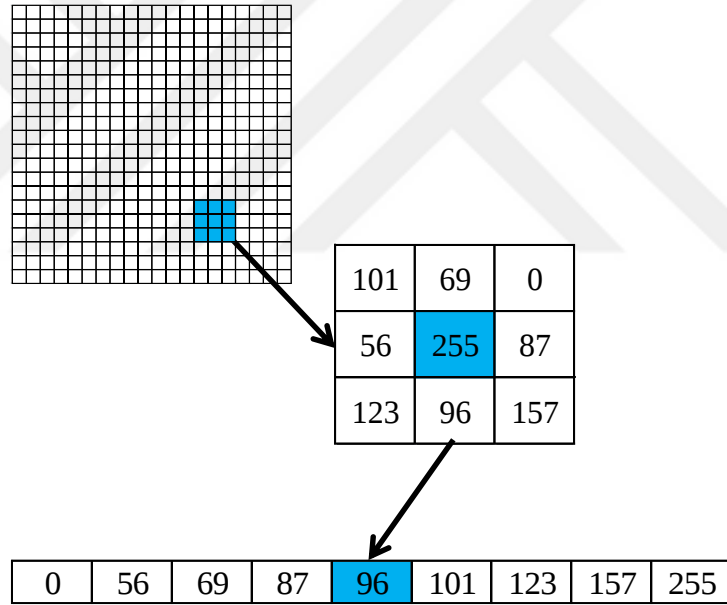
2.4. Filtreleme

Görüntü yeniden oluşturma yönteminin çoğu, 2D veya 3D sinyaller aynı zamanda 1D sinyalleri olarak da ele alınır. Bununla birlikte, 2D domeninden 1D domenine dönüştürken bazı gürültüler ortaya çıkar. Görüntü, gauss gürültüsü, tuz-biber gürültüsü gibi çeşitli gürültü türleri tarafından kirlenmiştir [49]. Bunlara bağlı olarak görüntünün kalitesi düşecektir. Bu noktada, görüntünün gürültü temizlenmesi önem teşkil etmektedir. Görüntü işlemede en büyük problemlerinden biri olan gürültünün azaltılması için birçok yöntemleri önerilmiştir. Genellikle gürültü azaltması için iki tür filtreleme yapılır, doğrusal filtre ve doğrusal olmayan filtre. Doğrusal filtre uygulamalarında daha hızlı sonuç verir, fakat görüntüde kenar keskinliklerini koruyamaz. Buna karşın, doğrusal olmayan filtre kenarları doğrusal filtreden daha iyi

işleyebilir. Filtreler ile farklı yöntemler kullanılarak seçilen görüntülerden gürültü azaltma işlemleri gerçekleştirilebilir. Kullanılabilen yöntemlerin bir kısmı aşağıdaki anlatılmaktadır.

2.4.1. Medyan filtresi

Medyan filtresi, lineer olmayan bir görüntü işleme tekniğidir. Filtreleme merkez piksel etrafında yer alan komşu piksellerin medyanlarının alınması esasına dayanarak gerçekleştirilmektedir [50]. Komşu pikseller sıralanarak ortada yer alan piksel değeri merkez pikselin yerini almaktadır. Bir görüntü matrisine 3×3 boyutlu bir medyan filtre uygulanması sonucu elde edilen yeni görüntü matrisi Şekil 2.13.'te gösterilmiştir.



Şekil 2.13. Medyan filtre [51].

Bu uzaysal filtreleme bir görüntüye iki boyutlu pencere uygular ve orijinal merkezin piksel değerini pencerede bulunan piksellerin medyan değeri ile değiştirir. Daha sonra bu pencere görüntü bölgesine taşınır ve bu işlemi tüm görüntü işlenene kadar tekrarlanır. Medyan filtre bir görüntüye gelen tuz-biber gürültülerinin giderilmesinde etkin başarımlar sağlar ve görüntüde bulunan mekânsal ayrıntıların korunmasında ortalama filtreden daha iyi performansı gösterir.

2.4.2. Wiener filtresi

Wiener filtresi, adaptif, doğrusal, ve frekans bölgesinde çalışan bir yöntemdir. Bu filtresi, durağan olaylarda kullanıma uygun, zamanla değişim göstermeyen bir filtredir. Bu filtre algoritması, ideal görüntü ve ideal görüntü kestirimi arasındaki ortalama karesel hatayı (MSE) en aza indirilmeyi amaçlar [52].

$$G(f) = \frac{1}{H(f)} \left[\frac{|H(f)|^2}{|H(f)|^2 + \frac{N(f)}{S(f)}} \right] \quad (2.22)$$

Yukarıdaki denklemde $N(f)$ ve $S(f)$, gürültü ve sinyalin güç spektrumudur. Güç spektrumu, Fourier dönüşümünün kare büyüklüğüdür. Eğer $H(f)$ bilinmiyor ise 1 ile değiştirilebilir ve bize basitleştirilmiş denklem verilmiş,

$$G(f) = \frac{S(f)}{S(f) + N(f)} \quad (2.23)$$

Burada filtrenin frekans cevabı $H[f]$, işaret $S[f]$, ve gürültü $N[f]$ ifade edilir.

$$\mu = \frac{1}{NM} \sum_{n_1, n_2 \in \eta} a(n_1, n_2) \quad (2.24)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{NM} \sum_{n_1, n_2 \in \eta} a^2(n_1, n_2) - \mu^2 \quad (2.25)$$

Burada η görüntüdeki her pikselin yerel olarak M 'si olan N 'dir ve bu tahminleri kullanarak piksel yönlü bir wiener filtresi oluşturur.

$$b(n_1, n_2) = \mu + \frac{\sigma^2 - v^2}{\sigma^2} (a(n_1, n_2) - \mu) \quad (2.26)$$

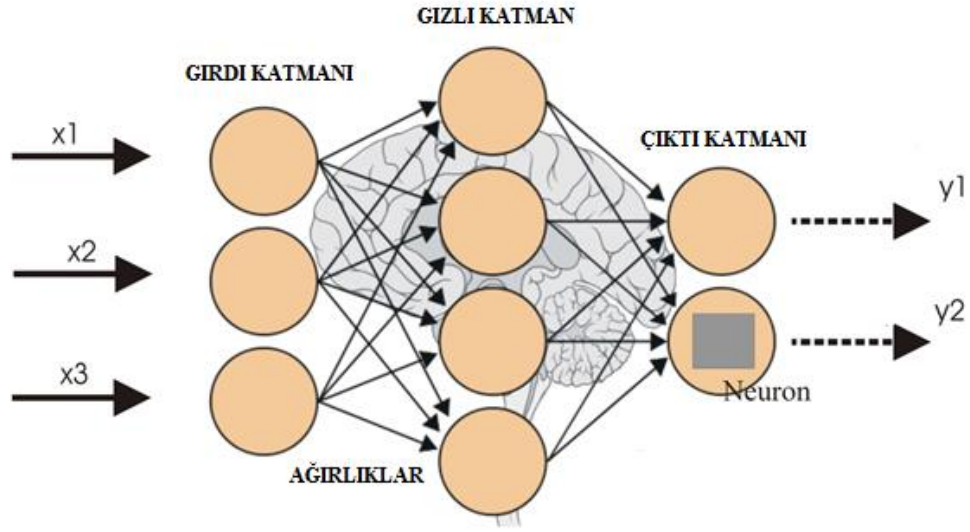
Burada v^2 gürültü varyansıdır. Gürültü varyansı belirtilmezse wiener, tüm yerel tahmini varyansların ortalamasını kullanır [53].

2.4.3. Yapay sinir ağları (YSA)

Son birkaç on yılda bilim insanları bilgisayarları daha çok beyin gibi inşa etmeye çalışmışlar. İlk olarak 1943 yılında Warren McCulloch ve Walter Pitts tarafından üretilen Yapay sinir ağı (YSA) biyolojik olarak insan beyninin yapısından esinlenmiştir. Sinir ağlarından faydalanarak, spesifik problemleri çözmek için çok sayıda birbirine bağlı proses unsurlarından (yapay beyin hücreleri bilgisayar programları birleştirilmiştir. Bu nedenle YSA, insanlı bir şekilde çoklu olasılıkları düşünerek şeyleri öğrenme, kalıpları tanıma ve karar verme becerisine sahiptir. YSA ile ilgili dikkati çeken şey, onu açıkça öğrenmek için programlamamız gerekmemekle beraber yalnızca insan beyni gibi tek başına öğrenir olması. YSA'nın insan beyni gibi iki yönü vardır, birincisi ağlar bir öğrenme süreci yoluyla çevreye ilişkin bilgi gerektirir, ve ikincisi de interneuron bağlanma güçleri deneyimsel bilgiyi depolamak için kullanılır [54-55].

Şekil 2.14.'te 2 katmanlı YSA'ını (bir gizli katman 4 nöron (birimler) ve bir çıktı katmanı 2 nöron ve üç girişi göstermektedir. Girişin herhangi bir hesaplamayı gerçekleştirmediği ve sayılmadığı için 2 katmanlı YSA olduğu söylenmiştir.

YSA'ların birçok yapısı vardır, Geri Yayılım Sinir Ağı (BPN) en yaygın olarak kullanılır, çünkü uygulanması çok basit ve etkilidir. BPN, her biri bir sonraki katmana bağlı olan bir veya daha fazla katman içermektedir. İlk girişi karşılayan girdi ve böylece genellikle girdi tanımlayıcısını tutan son bir çıktı katmanıdır. Giriş katmanı ve çıktı katmanı arasındaki katmanlar, yalnızca bir önceki katmanın çıktısını bir sonraki katmana yayan gizli katmanlar denilmektedir ve (geri), sonraki katmanın hatasını önceki katmana yaymaktadır [56]. Bu araştırmada, öğrenme algoritması olarak Geri Yayılımlı Sinir Ağı (BPN) kullanılmıştır. Bu hata düzeltme öğrenme kuralına dayanmaktadır. Geri yayılım yaklaşımını kullanarak daha iyi geri edilmiş görüntüler, kullanılan diğer tekniklerle karşılaştırıldığında elde edilmektedir.



Şekil 2.14. Yapay sinir ağların blok diagramı [57].

YSA insanlarda olduğu gibi örneklerden öğrenirler. Öğrenme süreci için, bir geri bildirim unsuru içermelidir. Geri bildirim kullanarak istenen ve fiili sonuç karşılaştırılabilir, aralarındaki fark hesaplanabilir ve bir sonraki sonuç değiştirilebilir. Eğitim aşamasında, eğitim verileri girdi katmanına beslenir. Veriler, gizli katmana ve daha sonra geri yayılım algoritmasının “ileriye geçirme” adı verilen çıktı katmanına iletilir [58]. YSA, insan beynine kıyasla çok basit bir model sağlarken, amacımız için yeterince iyi çalışır.

2.5. Canny Operatörü

Görüntü işlemede, kenar algılaması çok önemlidir, çünkü kendisi bir görüntünün temel özelliği ve yararlı bilgileridir. Kenar tespitinde çeşitli tekniklerden biri, canny operatörüdür ve canny operatörü, Gauss filtresi ile pürüzsüz hale getiren ve iki aşamalı süreç denetimi izleyen çok aşamalı bir teknik üzerinde çalışmaktadır. Canny operatörü iyi bir algılamadır çünkü aynı zamanda bulanıklığı azaltabilir ve kenarları koruyabilir [59].

Canny operatörünün [60] dört tane aşaması vardır :

1. Gauss Fonksiyonlu Düşük Geçişli Filtre İle Pürüzsüz Hale Getirme.

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (2.27)$$

Gradyan vektörü:

$$\nabla G(x, y, \sigma) = \begin{bmatrix} \frac{\partial G}{\partial x} \\ \frac{\partial G}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (2.28)$$

1D dikey yönde filtre uygulaması :

$$\frac{\partial G}{\partial x} = kx \cdot e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (2.29)$$

1D yatay yönde filtre uygulaması:

$$\frac{\partial G}{\partial y} = ky \cdot e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (2.30)$$

k sabittir. x ve y yönündeki kısımlar, görüntüden sırasıyla $P_x(i, j)$ ve $P_y(i, j)$ türevleridir.

$$P_x = \frac{\partial G(x, y, \sigma)}{\partial x} \bullet f(x, y) \quad (2.31)$$

$$P_y = \frac{\partial G(x, y, \sigma)}{\partial y} \bullet f(x, y) \quad (2.32)$$

Görüntünün kenarları Gauss filtresinin genişliğini belirten σ seçimine bağlıdır.

2. Gradların değerini ve yönünü hesaplama

2×2 komşu matrisin ortalama sonlu farkını hesaplayarak görüntü gradyanının modülünü ve yönünü elde edebiliriz. $P_x(i, j)$ ve $P_y(i, j)$ geçiş pikselinin gradyan genliği $M(i, j)$ ve degrade yönü $\theta(i, j)$.

$$M(i, j) = \sqrt{P_x(i, j)^2 + P_y(i, j)^2} \quad (2.33)$$

$$\theta(i, j) = \arctan\left(\frac{P_y(i, j)}{P_x(i, j)}\right) \quad (2.34)$$

3. Grad değerine maksimum olmayan bastırma

Kenarları teyit etmek için gradyan büyüklüğünün maksimum olmayan bastırılmasını kısıtlamamız gerekmektedir. Canny operatörü, kuvvetli veya zayıf olan kenarı belirlemek için iki eşik τ_1 ve τ_2 'ye sahiptir.

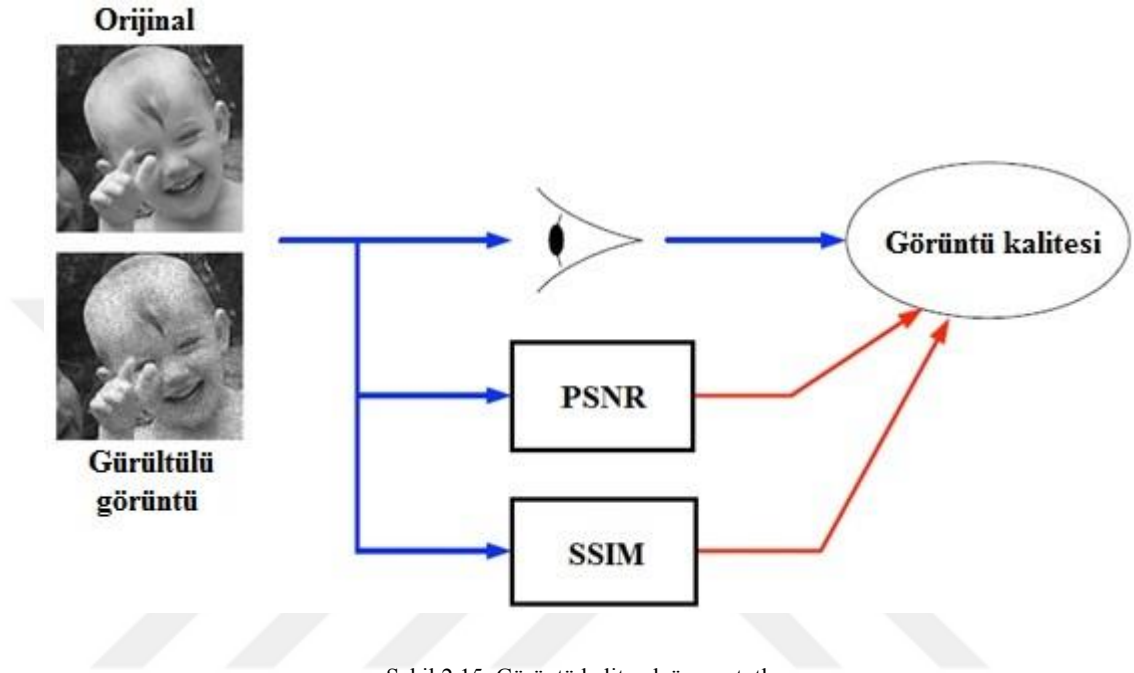
4. Kenarları kontrol etme ve bağlantılandırma

Maksimum olmayan bastırma ile bastırılmamış olan kalan pikselleri kontrol etmek için Hysteresis ile kenar izleme kullanılır. Gradyan, yüksek eşik T_2 'den fazla ise kenar nokta'yı ifade eder demektir. Gradyan, düşük eşik T_1 'den büyükse kaldırılır. Aksi halde sonuçlar nokta yönüne ve mevcut kenar yollarına bağlı olarak karar verilir. Eğer varsa kenar nokta olarak kaydedilir veya kaldırılır.

2.6. Görüntü Kalite Ölçüm Metotları

Görsel yanılsama olabileceği gibi, görüntü işlemede daha iyi ya da kötü sonuçlar alınabilir. Bu yüzden iyileştirilmiş görüntülerin kalite analizlerinin nicel olarak yapılmasına ihtiyaç vardır. Görüntü kalite ölçüm metotları nesnel ve öznel yöntemlerle sınıflandırılmaktadır [61]. Öznel yöntemler insan yargısına dayanır. Buna karşın, nesnel yöntemler, en yüksek sinyal gürültü oranı (PSNR) ve yapısal

benzerlik (SSIM) gibi matematiksel modellere dayanır [62]. Bir orijinal görüntü ve gürültülü görüntü arasındaki algılanan görüntü kalitesini tahmin edebilir. Kullanılan gürültü azaltma algoritmalarının başarılarının değerlendirilmesi ve karşılaştırılması amacıyla bazı ölçütler kullanılmaktadır.



Şekil 2.15. Görüntü kalite ölçüm metotları

Günümüzde görüntü kalitesi ölçen parametrelerden PSNR ve SSIM metotları literatürde çok kullanılmaktadır. Basit ve kolayca hesaplaması kolay olduğundan dolayı MSE ve PSNR en yaygın kullanılan video ya da görüntü kalitesi ölçüm aracıdır. Ancak, 2004 yılında Yapısal Benzerlik (SSIM), uygun hesaplama karmaşıklığı arttıkça PSNR'den daha iyi bir sonuç verilmektedir. Bu çalışmada, görüntü kalitesini anlamak için PSNR ve SSIM kullanılmıştır. Bundan sonra anlatılacak iki konu, elde edilecek görüntünün kalitesini belirgin derecede etkileyen PSNR ve SSIM konularıdır.

2.6.1. Tepe sinyal gürültü oranı (PSNR)

Tepe sinyal gürültü oranı (PSNR) bir işaretin mümkün olan maksimum gücünün o işareti bozan gürültünün gücüne oranıdır. İşaretlerin çok çeşitlilik gösterebilmesinden

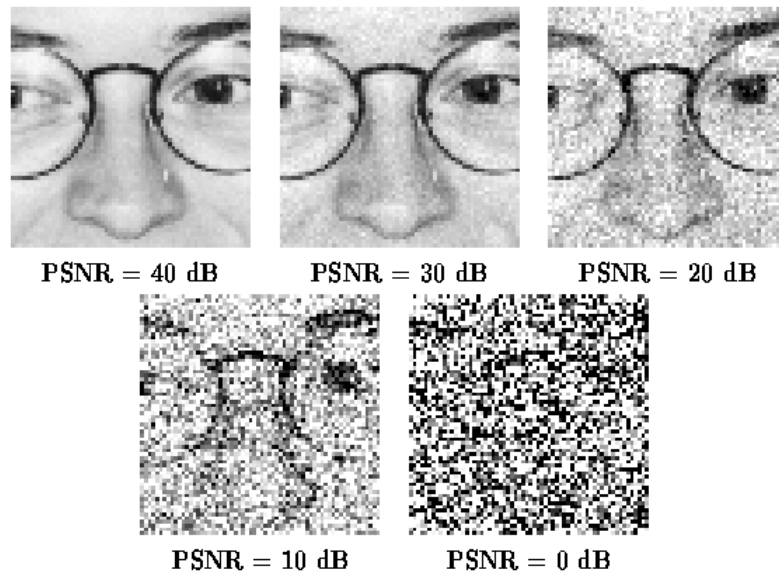
ötürü birimi logaritmik ölçekte desibel (dB) ile ifade edilir. Bilinen görüntüler üzerinde objektif görüntü kalitesi ölçümü için PSNR kullanılmaktadır [63]. Bir orijinal görüntü kontrollü şekilde bozulur, ondan sonra orijinal ve bozulmuş görüntülerin sinyal gürültü oranları mukayese edilmektedir. PSNR aşağıdaki formülü kullanılarak hesaplanır,

$$PSNR(x, y) = 10 \log_{10} \left(\frac{MAX^2}{MSE(x, y)} \right) \quad (2.35)$$

MAX görüntüde bulunabilecek maksimum piksel değeridir. Örneğin 8 bit için $MAX = 2^{B-1} = 255$ olarak hesaplanır. PSNR çoğunlukla MSE (Ortalama Karesel Hata) vasıtası ile ifade edilir. $M \times N$ orijinal görüntü x ve gürültülü görüntü y hali için MSE hesabı aşağıdaki şekilde verilmektedir [64].

$$MSE(x, y) = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (x_{ij} - y_{ij})^2 \quad (2.36)$$

MSE değeri sıfıra en yakın olurken, PSNR değerinin sonsuzluğa yaklaşır. Şekil 2.16.'da gösterildiği gibi yüksek bir PSNR değeri daha iyi görüntü kalitesini demektir. Düşük PSNR değeri ise görüntüler arasında yüksek sayısal farkı ifade eder.



Şekil 2.16. Tepe sinyal gürültü oranı ölçümünün gösterimi [65].

2.6.2. Yapısal benzerlik (SSIM)

Yapısal benzerlik (SSIM), 2004 yılında Wang ve ark. tarafından geliştirilmiş. İki görüntü arasında benzerliği ölçmek için iyi bilinen bir yöntemdir. İnsan yargısına dayanan, PSNR ve MSE gibi geleneksel metrikleri geliştirmek için SSIM tasarlanmıştır [66]. Bir görüntünün diğerine benzerliğinin ölçülmesi için orijinal olarak gürültüsüz görüntü kullanılmaktadır.

Yapısal benzerlik, iki görüntüye ait yani orijinal görüntü ve gürültü görüntü, parlaklık kontrast ve yapı denilen üç özneliliğin karşılaştırılmasına dayanmaktadır [67]. SSIM ölçütü aşağıda eşitlik ile elde edilmektedir.

$$SSIM(x, y) = l(x, y) c(x, y) s(x, y) \quad (2.37)$$

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + c}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1} \quad (2.38)$$

$l(x, y)$ parlaklık karşılaştırma fonksiyonu olup eşitlik 2.38 ile elde edilmektedir. x ve y iki görüntünün arasındaki ortalama (μ_x ve μ_y) yakınlığını ölçmektedir.

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + c_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2} \quad (2.39)$$

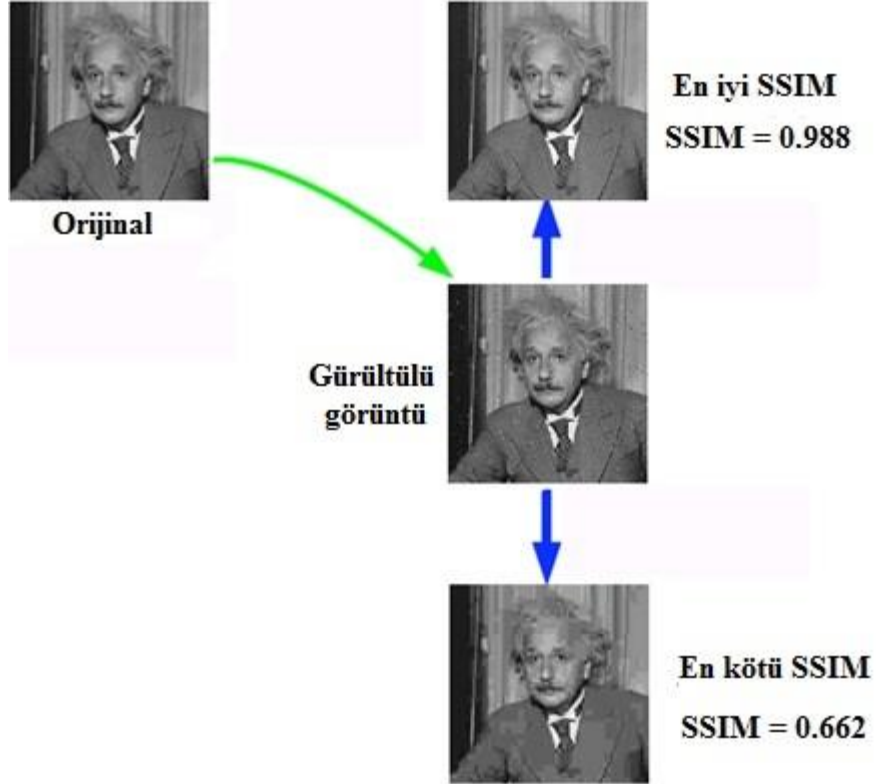
$c(x, y)$ kontrast karşılaştırma fonksiyonu olup eşitlik 2.39 ile elde edilmektedir. x ve y iki görüntünün arasındaki kontrast yakınlığını ölçmektedir. Burada kontrast standart sapma σ_x ve σ_y ile ifade edilmektedir.

$$s(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + c_3}{\sigma_x\sigma_y + c_3} \quad (2.40)$$

$s(x, y)$ yapı karşılaştırma fonksiyonu olup eşitlik 2.40 ile elde edilmektedir. x ve y iki görüntünün arasındaki korelasyon katsayısını ölçmektedir. x ve y birer görüntü olmak üzere SSIM ölçütü aşağıdaki Eşitlik (2.41) ile elde edilmektedir.

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (2.41)$$

Burada μ_x ve μ_y sırasıyla x ve y görüntülerinin yoğunluk ortalaması, σ_x^2 x 'nin standart sapmasını, σ_y^2 y 'nin standart sapmasını, σ_{xy} x ve y 'nin kovaryansı belirtmektedir. Pozitif küçük sabitler c_1, c_2, c_3 parametreleri paydaların 0'a yaklaşp formülün kararsızlaşmasını önlemektedir. $c_1 = (k_1L)^2$ ve $c_2 = (k_2L)^2$ işlemi kararlı hale getirmek için kullanılmış değişkenler. L piksellerin alabileceği maksimum değerlik ($L = 2^{\text{bit per pixel}} - 1$). $k_1 < 1$ ve $k_2 < 1$ sabitlerdir. $k_1 = 0,01$ ve $k_2 = 0,03$ olarak ayarlanır. Sonra $c_1 = 6,5025$ ve $c_2 = 58,5225$ olacaktır.



Şekil 2.17. Yapısal benzerlik ölçümünün gösterimi [68].

SSIM, bir görüntünün algılanan görsel kalitesine ne kadar yaklaştığını gösterir. SSIM indeksi $[0,1]$ aralığında değerler alır ve kalite arttıkça artar [69]. 0 değeri, görüntülerin arasında hiçbir korelasyon anlamına gelir. İki görüntü aynı ise 1 değerliğini alır. En iyi ve en kötü SSIM Şekil 2.17.'de gösterilmiştir.



BÖLÜM 3. MATERYAL VE YÖNTEM

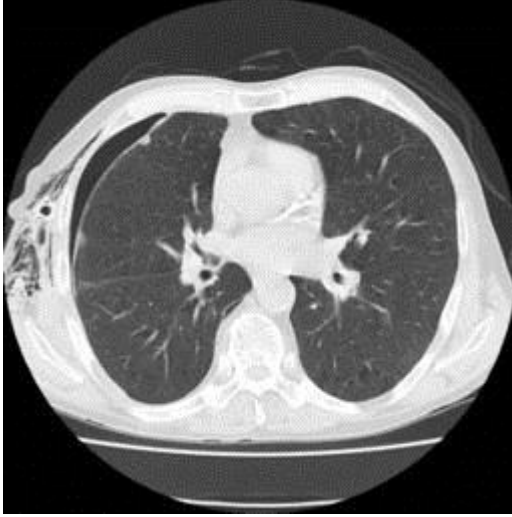
Öncelikle, klasik radon dönüşümü yöntemi incelenmiştir. Daha sonra, önerilen yöntemler, dalgacık dönüşümü ile değiştirilmiş radon dönüşümü, medyan filtre, wiener filtre ve yapay sinir ağları (YSA) kullanarak dalgacık dönüşümü ile değiştirilmiş radon dönüşümü yöntemleri değerlendirilmiştir. Bu çalışmada, uygulama adım adım yapılanlar anlatılacaktır. Uygulama prosedürünün blok diyagramı Şekil 3.1.'de gösterilmiştir.



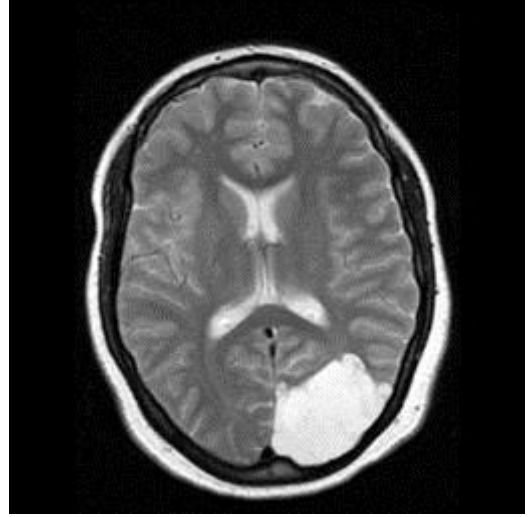
Şekil 3.1. Uygulama prosedürünün blok diyagramı

3.1. Veri Girişi

Bu tezde Şekil 3.2.'de gösterilen insan vücudunun orijinal BT görüntü ve Şekil 3.3.'te gürültülü BT görüntüleri, görüntü yeniden yapılandırmaya giriş olarak seçilmiştir. Deneyler MATLAB R2010a ile tamamlanmıştır. Bu bölümde klasik radon dönüşümü (KRD) ve dalgacık dönüşümü ile değiştirilmiş radon dönüşümü (DDRD) tomografinin matematiksel temelini ele alınmasıdır. Gürültü BT görüntüsündeki, piksel değerlerinde istenmeyen bir değişikliktir. Gürültülü görüntü, bir görüntüye grenli, dokulu veya bulanık görüntü verir. Hiçbir görüntüleme yöntemi gürültüsüz yoktur. CT taraması gibi, farklı açılardan alınan ve daha sonra bir bilgisayar tarafından bir görüntüye yerleştirilen bir dizi X-ışınıdır. Röntgen ışınları güvenli değildir, çünkü radyasyona maruz kalma, kansere yol açabilecek hücre mutasyonlarına neden olabilir. Bu nedenle, düşük doz X-ışınlarını nesneye vermek, riski en aza indirmenin etkili bir yolu olabilir. Ne yazık ki, bu veri gürültüsünü artıracaktır. Burada metodlarımızın performansını görmek için sadece orijinal görüntülerde değil, gürültülü görüntülerde de yöntemler uygulanacaktır.



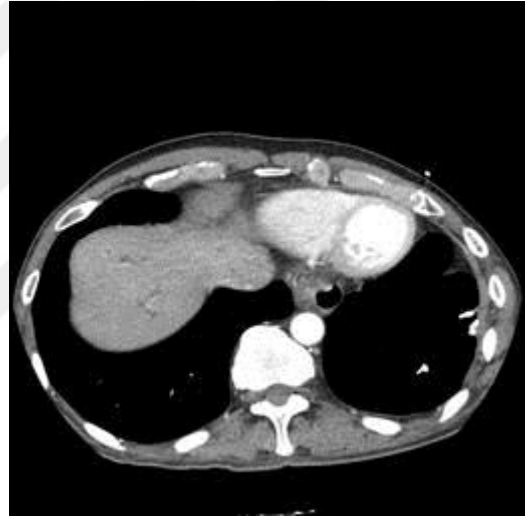
(a) Akciğer tomografisi



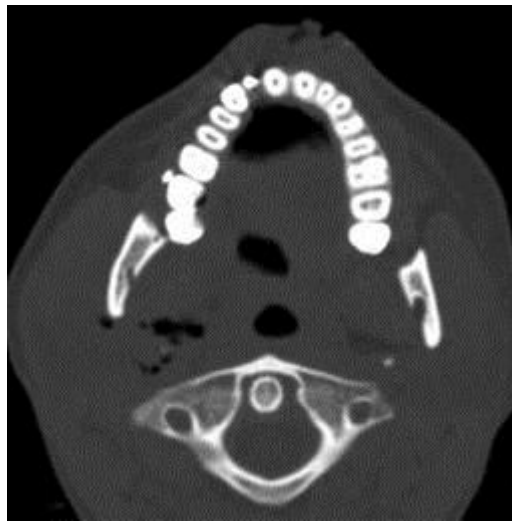
(b) Beyin tomografisi



(c) Diz tomografisi

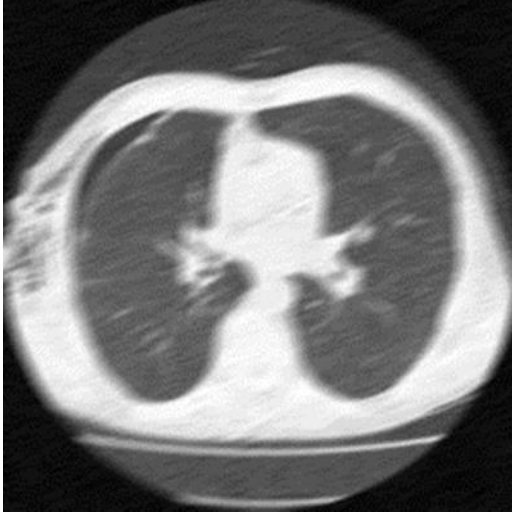


(d) Karın tomografisi

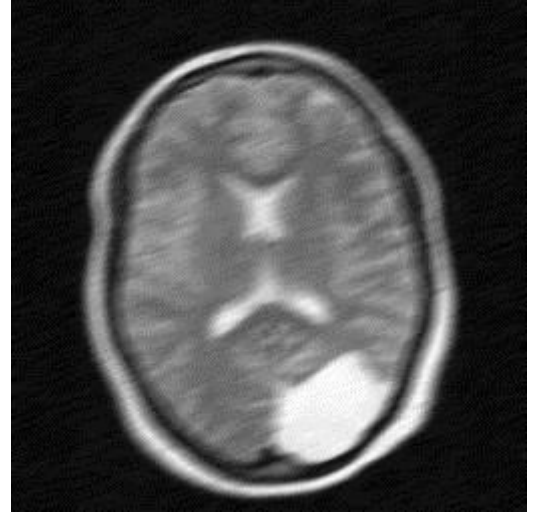


(e) Yüz tomografisi

Şekil 3.2. Orijinal bilgisayarlı tomografi görüntüleri [70-71]



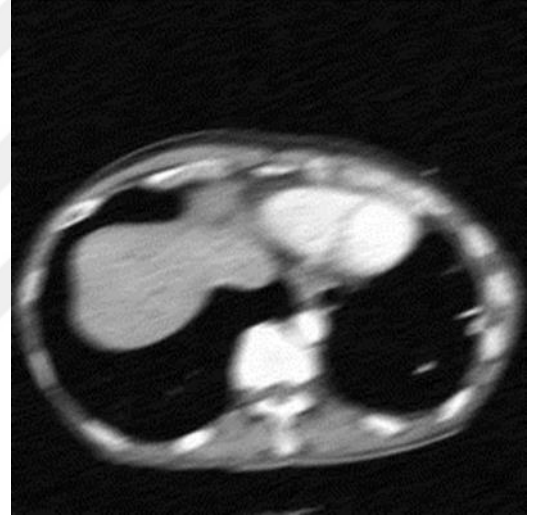
(a) Gürültülü akciğer tomografisi



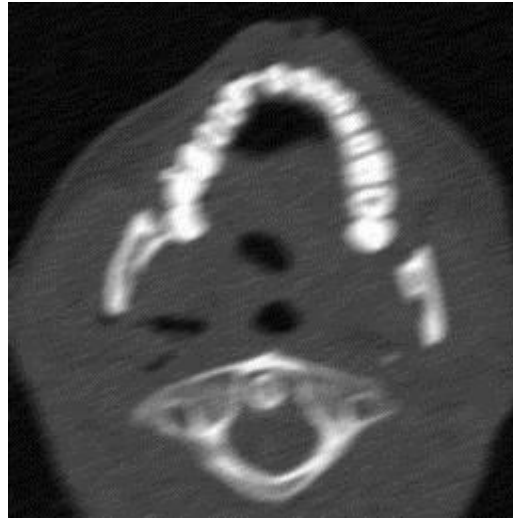
(b) Gürültülü beyin tomografisi



(c) Gürültülü diz tomografisi



(d) Gürültülü karın tomografisi



(e) Gürültülü yüz tomografisi

Şekil 3.3. Gürültülü bilgisayarlı tomografi görüntüleri

3.2. İşleme

3.2.1. Klasik radon dönüşümü

Aşağıdaki algoritma, BT görüntülerinde klasik radon dönüşümü kullanan görüntü yeniden yapılandırma aşamalarını özetlemektedir.

- 1) Bir referans görüntü girilir.
- 2) Görüntü üzerinde Radon Dönüşümü uygulanması gerekir. Radon dönüşümü hakkında daha fazla bilgi almak için bölüm 2.3.3'e tekrar bakılabilir.

$$p(t, \theta) = R\{f(x, y)\} \quad (3.1)$$

$$P_\theta(t) = \int_{L(t, \theta)} f(x, y) ds \quad (3.2)$$

$$P_\theta(t) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t \cos \theta - s \sin \theta, t \sin \theta + s \cos \theta) ds$$

burada $t = x \cos \theta + y \sin \theta$

$$\begin{bmatrix} t \\ s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$

burada $t = \alpha \cos \theta + \beta \sin \theta$ ve $s = -\alpha \sin \theta + \beta \cos \theta$

- 3) Fourier dilimi teoremi ve ters Fourier dönüşümü kullanılarak elde edilen ters radon dönüşümü uygulanır. En yaygın görüntü yeniden yapılandırma türleri geri projeksiyon (BP)'dir. Geri yansıtma, herhangi bir noktadan geçen tüm ışınların toplamını temsil eder. Zayıflama olmaksızın ideal koşullarda π radyan (180°) ve 2π radyan (360°) arasındaki açılarda elde edilen projeksiyonlar, yeni bilgiler sağlamaz çünkü sadece projeksiyonların simetrik değerleri 0 ile π arasındaki açılarda elde edilir. Bu nedenle integralin sınırları 0 ile π radyan arasında sınırlanır.

1D FT'yi alınır: $p_\theta(t) \rightarrow P_\theta(\omega)$

$P_\theta(\omega) = F_{r \rightarrow \omega} \{p_\theta(t)\}$, $p_\theta(t)$ 'nin r 'inde Fourier dönüşümüdür.

$$P_\theta(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \delta(r - x \cos \theta - y \sin \theta) dx dy \quad (3.3)$$

$$P_\theta(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \cdot e^{-j\omega(x \cos \theta + y \sin \theta)} dx dy \quad (3.4)$$

$$P_\theta(\omega) = F(u, v) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) e^{-j(ux+vy)} dx dy \quad (3.5)$$

Frekans alanındaki her projeksiyon profiline frekans alan filtresini $|\omega|$ (genellikle rampa filtresi kullanarak) uygulayın.

Ters FT al : $P_\theta(\omega)|\omega| = F(u, v) \rightarrow \hat{p}_\theta(t) = f(x, y)$

Ters radon dönüşümü, kutupsal koordinatları ω ve θ frekans uzayındaki kullanılarak ifade edilmiştir.

$$f(x, y) = F_2^{-1} \{F(u, v)\} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} F(u, v) e^{j2\pi(ux+vy)} du dv \quad (3.6)$$

$$f(x, y) = \int_0^{2\pi} \int_0^{\infty} F(\omega \cos \theta, \omega \sin \theta) e^{j2\pi\omega(x \cos \theta + y \sin \theta)} \left| \frac{du}{d\omega} \frac{dv}{d\theta} \right| d\omega d\theta \quad (3.7)$$

$$f(x, y) = \int_0^{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} P_\theta(\omega) |\omega| e^{j2\pi\omega(x \cos \theta + y \sin \theta)} d\omega d\theta \quad (3.8)$$

BP, θ açısında verilen görüntü üzerinde $\hat{p}_\theta$ profilini filtre etmiştir.

- 4) Yeniden oluşturulmuş bir görüntü çıktısı alınır.

3.2.2. Dalgacık dönüşümü ile değiştirilmiş radon dönüşümü

İkinci yaklaşım dalgacık dönüşümü ile değiştirilmiş radon dönüşümüdür. Bu yaklaşımın ardında gelen düşünce, dalgacık dönüşümü'nün görüntüler gibi karmaşık bilgileri farklı konum ve ölçeklerde temel formlara ayrılmasına ve hassas bir şekilde yeniden yapılandırılmalarına olanak tanıdığı için vardır. Bu nedenle görüntü içeriğini ve gürültüyü ayırmak için ek bir şansımız vardır. Görüntü yeniden yapılandırma sürecinde dalgacık dönüşümü kullanılarak, yeniden oluşturulmuş görüntü yalnızca dalgacık alanının uygulandığı bölgelerde değil, diğer bölgelerde de geliştirilebilir.

Algoritmada işlem öncelik sırası kuralları aşağıdaki verilmektedir.

- 1) Bir referans görüntü eklenir daha sonra birkaç sabit dilime bölünür.
- 2) Her dilimin belirli bir açısı radon dönüşümü uygulanır.

$$f(x, y) = \int_0^\pi \int_{-\infty}^\infty P_\theta(\omega) |\omega| e^{j2\pi\omega(x\cos\theta + y\sin\theta)} d\omega d\theta \quad (3.9)$$

burada l_i ve l_{i+1} i -inci dilimin yeri, $i = 0, 1, \dots, N - 1$.

- 3) Her dilimin projeksiyonundan 1-Boyutlu dalgacık dönüşümü uygulanır.

$$W_{a,b,\theta,i} = \int_{-\infty}^\infty P_{\theta,i}(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (3.10)$$

Burada $\psi(t)$ ana dalgacık, faktör a ile ve zaman gecikmeli b ölçeklendirilir.

- 4) Kısmi projeksiyonun tersine döndürülmesi için 1-Boyutlu ters dalgacık dönüşümü uygulanır. (Bu işlem belli bir açıyla yönlendirilmiş tüm paralel dilimler için tekrarlanır).

$$P_{\theta,i}(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_0^{\infty} W_{a,b,\theta i} \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \frac{da}{a^2} db \quad (3.11)$$

- 5) Tüm projeksiyonlar toplanır.

$$P_{\theta}(t) = \sum_{i=0}^{N-1} P_{\theta,i}(t) \quad (3.12)$$

- 6) Son olarak, original görüntünün yeniden yapılandırılmış bir versiyonunu geri almak için Ters radon dönüşümü uygulanır.
- 7) Yeniden oluşturulmuş bir görüntü çıktısı alınır.

3.2.3. Yapay sinir ağı (YSA)

Bu yaklaşımın arkasındaki fikir, bilgisayarlı tomografi (BT) görüntüsünü daha iyi hale getirmektir. Öğrenme kabiliyeti nedeniyle yapay sinir ağı'nı (YSA) uygularız. Verilen verilere göre görevleri nasıl yapacağını öğrenir, hesaplama karmaşıklığını bastırmak ve görüntü kalitesini artırmak için bir çözüm olabilir. Aşağıdaki algoritma yöntemin adımlarını özetlemektedir.

- 1) Sinir Ağı'na girdi olarak bozulmuş bir görüntü alın. Bozulmuş görüntü şu şekilde verilebilir,

$$g(x, y) = f(x, y) * h(x, y) + n(x, y) \quad (3.13)$$

Fourier dönüşümü ile frekans alanında aynı model, şöyledir;

$$G(u, v) = F(u, v) * H(u, v) + N(u, v) \quad (3.14)$$

Burada $g(x, y)$ bozulmuş görüntü ve $f(x, y)$ orijinal görüntüdür, $h(x, y)$ nokta yayılma işlevi (PSF) ve $n(x, y)$ ek gürültüdür. bozulmuş görüntü verilerini daha yüksek kalitede görüntü elde etmek üzere yeniden yapılandırmak için, bozulmuş görüntü verileri BPN'ye girdi olarak sağlanır.

- 2) Denetlenen öğrenme sürecinde ilgili çıktı olarak bozulmamış (orijinal) görüntü.
- 3) Giriş ve çıkışları maksimum değerlerine göre normalize edin. Sinir ağının yakınlaşmasını hızlandırmak için, görüntülerin piksel değerleri 256 ile bölünerek normalleştirilir. Kullanılmayacaksa muhtemelen sinir ağı'nı yetiştirmemekteyiz, çünkü ağırlıklar buna göre ayarlanamayacaktır. Giriş ve çıkışlar 0-1 arasında yer alıyorsa sinir ağlarının daha iyi çalıştığı kanıtlanmıştır.
- 4) Sinir ağı burada tasarlanmıştır. Sinir ağlarının kullanılması için üç adım vardır;
 - a) Tasarım

Sinir ağı üç tabakadan oluşur. Bir giriş katmanı, bir gizli katman ve bir çıktı katmanı vardır. Ağırlıklar, gizli katmana girdi ile ilişkilidir ve hata temel alınarak ayarlanabilen çıktı katmanına gizlenmiştir. Her üç katmandaki düğüm sayısını tanımlayın (giriş, gizli, çıktı). Gizli katmanda 20 düğüm ve çıktı katmanında 1 düğüm bulunur. İsteddiğimiz kadar çok tabakaya sahip olabiliriz. Aktarım fonksiyonunu tanımlanır. Ters tanjant fonksiyonu olan teğet sigmoid'i, gizli katmandaki transfer fonksiyonu ve çıktı katmanı için lineer fonksiyon olarak kullanılır. Bir tan sigmoid (tan-sig) aktivasyon fonksiyonu şöyle temsil edilir.

$$\phi(y_i) = \tanh(v_i) \quad (3.15)$$

Bu fonksiyon, -1'den 1'e değişen hiperbolik bir teğettir, y_i i'inci düğümün (nöron) çıktısıdır, ve v_i girdinin ve ikinci katmanın veya çıktı katmanının ağırlıklı toplamıdır, ve doğrusal bir aktivasyon işlevine sahiptir. Eğitim rutini için 'trainlm' tren fonksiyonunu ayarlanır (gradient kökenli ve Newton Metodu kombinasyonu olan Levenburg-Marquardt için). Tasarım MSE (Ortalama Karesel Hata) ve eğitimi çizim ilerleme.

b) Eğitim

Şebeke tasarlanmış ve daha sonra şebeke eğitilecektir. Bu işlem, veri kümesi için en iyi ağırlık ve önyargılar kümesini belirler.

c) Test

Ağın ezberleme (doğruluk) ve genelleme arasında iyi bir denge bulup bulmadığını görmek için ağın test edilmesi gerekiyor.

5) Eğitim aşamasında her mahalledeki piksel değerleri BPN'ye girdi olarak kullanılır ve hedef, çıktı pikselidir. İşlem, gürültülü görüntünün tüm pikselleri için tekrarlanır.

6) Geri yüklenen görüntü, gürültülü görüntünün piksel değerlerini eğitilmiş YSA'ya uygulayarak oluşturulur. Geri yüklenen görüntüyü oluşturmak için YSA'nın çıktısı 255 ile çarpılır. Çıktı, eğitim verilerine göre elde edilecektir.

3.2.4. Canny operatörüne dayanan YSA

Canny operatörü, gürültüye daha az hassas olduğundan ve eşiği kullanarak çizgileri kaldırdığı için idealdir. Bu yöntem, bulanık görüntünün kenar görüntüsünü elde eder. Kenar bilgisi, detayları kurtarmak ve gürültüyü azaltmak için bir ön bilgi olarak çıkarılır. Canny operatörünü ekleyerek kenarları algılayabilir ve gürültüyü aynı anda bastırabiliriz. Aşağıdaki algoritma yöntemin adımlarını özetlemektedir.

1. 2D Gauss filtresi ile pürüzsüzleştirme aşaması.
2. Kenar geliştirme basamağı, bu adım yumuşatılmış görüntünün her pikselinde gradyan büyüklüğünü ve yönünü hesaplanır.
3. Maksimum olmayan baskılamayı bulun, bu adım ikili bir görüntü elde edilir.
4. Histeresis eşiği, bu adım hangi kenarların gerçekten kenarları ve hangilerinin olmadığına karar verilir.
5. Parçalı görüntü ile kanopi operatörünün nihai çıktısı YSA'ya girdi olarak kabul edilir.
6. İstenen çıktı olarak orijinal görüntü.
7. Girişleri ve çıktıları normalize edilir.

8. YSA'yı üç katmanla tasarlayın. İki düğümlü bir girdi katmanı, 20 düğümlü bir gizli katman ve 1 düğümlü 1 çıktı katmanı içeriyor. Eğitim rutini için train fonksiyonunu 'train' olarak ayarlayın. MSE (Ortalama Kare Hata) ve eğitim ilerleme tasarlanır.
9. Ağları dizile.
10. Ağları test edilir.
11. Geri yüklenen görüntü, gürültülü görüntünün piksel değerlerini eğitilmiş YSA'ya uygulayarak oluşturulur. YSA'nın çıktısı geri yüklenen görüntüyü oluşturmak için 255 ile çarpılır. Çıktı, eğitim verilerine göre elde edilecektir.

3.3. Verim

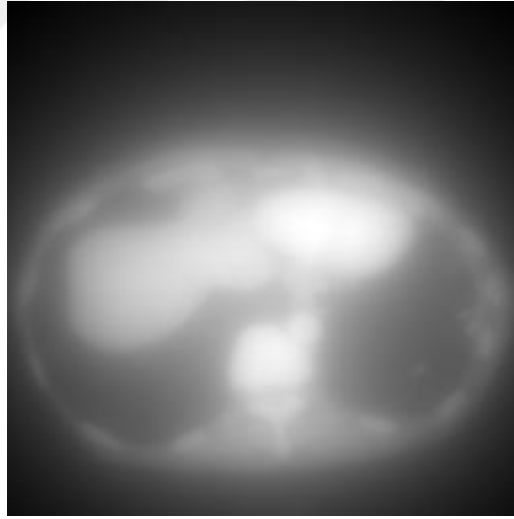
Ters radon dönüşümü ve dalgacık dönüşümü ile değiştirilmiş radon dönüşümü gerçekleştirildikten sonra yeniden yapılandırılmış görüntüler elde edilir. Bu çalışmada, performansını artırmak için yeniden yapılandırılmış görüntülere filtreler uygulanır. Önerilen yöntemin başarısını karşılaştırmak için medyan, wiener filtreleri, YSA, canny operatöre dayalı YSA (CYSA)'yı kullanılmıştır. Yeniden yapılan görüntülerin kaliteleri En yüksek sinyal-gürültü oranı (PSNR) ve yapısal benzerlik (SSIM) ölçüm kriterlerine göre değerlendirilmiştir. Yüksek bir PSNR değeri daha yüksek görüntü kalitesini demektir. Düşük PSNR değeri ise görüntüler arasında yüksek sayısal farkı ifade eder. SSIM'daki iki görüntü aynı olsa 1 değerliğini alır. 0 değeri ise görüntülerin arasında hiçbir korelasyon anlamına gelir. Bunları hakkında daha fazla bilgi almak için bölüm 2.6.1'e ve 2.6.2'e bakın.

BÖLÜM 4. ARAŞTIRMA BULGULARI

Bu bölümde, önerilen yöntemleri, klasik radon dönüşümü yöntemiyle karşılaştırmak için yapılan deneysel çalışmalara yer verilmektedir.

4.1. Klasik Radon Dönüşümünün Sonucu

Şekil 4.1.'de gösterildiği gibi görüntüsü bir giriş görüntü olarak düşünülebilir. MATLAB R2010a kullanarak çeşitli BT görüntüleri için yöntemler simüle edilmiştir. Klasik radon dönüşümünü (KRD) kullanarak yeniden oluşturulmuş görüntünün sonucu Şekil 4.1.'de gösterilmektedir.

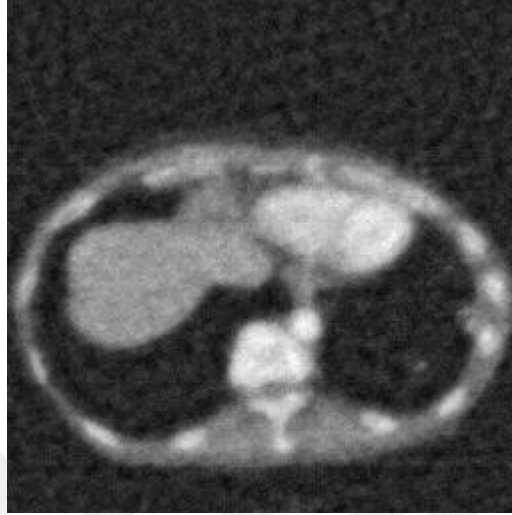


Şekil 4.1. Klasik radon dönüşümünün sonucu

Şekil 4.1.'de görüldüğü üzere, geri projeksiyon kullanan klasik radon dönüşümü (KRD)'nden yeniden oluşturulmuş görüntü şiddetli bulanıklık göstermektedir. Bu etki, Fourier ile dönüştürülen görüntülerin düşük frekans bölgesi çevresinde çakışmasıyla ortaya çıkar. Bu uygulamada meydana gelen en temel problemlerden birisi, görüntüde bulanık bölgelerin oluşmasına neden olan sınırlı alan derinliğidir.

4.2. Dalgacık Dönüşümü ile Değiştirilmiş Radon Dönüşümünün Sonucu

Şekil 4.2.'de dalgacık dönüşümü ile değiştirilmiş radon dönüşümü (DDRD) kullanılarak yeniden oluşturulan görüntünün sonucu gösterilmektedir.



Şekil 4.2. Dalgacık dönüşümü ile değiştirilmiş radon dönüşümünün sonucu

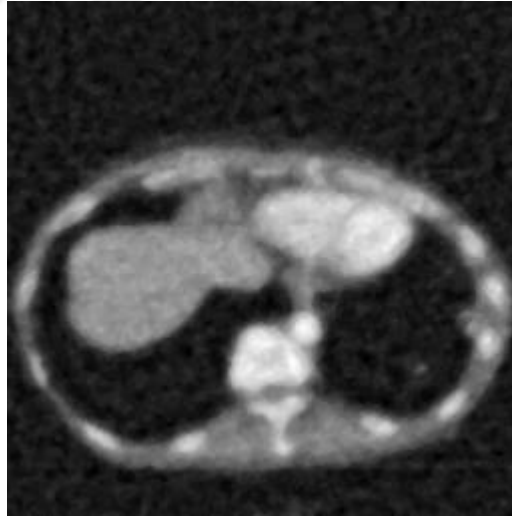
Radon ve dalgacık dönüşümü'nü birleştirerek klasik radon dönüşümü yönteminde görülen efekti kontrol etmek için sonuç Şekil.4.2.'de görülebilir; dalgacık dönüşümü ile değiştirilmiş radon dönüşümü kullanarak yeniden yapılan görüntü, klasik radon dönüşümünden daha başarılı bir sonuç vermektedir. Bu yöntem dalgacık avantajlarından birinin bulanıklığı (düşük frekanslı) etkisini azaltabilir ve gereksiz sinyali zayıflatabilir. Temel olarak, daha iyi yeniden oluşturulmuş bir görüntü elde etmenin temelinde dalgacık temelleri ve parametrelerinin nasıl ayarlandığı yatmaktadır.

4.2.1. Filtrelerinin sonuçları

Önerilen yöntemin başarısını karşılaştırmak için literatürde bilinen Medyan ve Wiener filtreleri kullanılmıştır. Filtreleri ekleyerek değiştirilmiş radon dönüşümü ile dalgacık dönüşümü kullanılarak yeniden oluşturulmuş görüntünün sonuçları sırasıyla Şekil 4.3.'te ve 4.4.'te gösterilmektedir.

Bir formdan diğetine yeniden oluşturulma sırasında bilgi kaybı meydana gelebilir. Görüntü gürültü olarak istenmeyen etkiyle kirlenmiştir. Gürültü, bir görüntüye grenli, pürüzlü, benekli veya karlı bir görüntü verir. Bu nedenle, istenmeyen etkiyi gidermek için filtrelemeye ihtiyacımız vardır. Bununla birlikte, Şekil 4.2.'de ve Şekil 4.3'te yeniden oluşturulmuş görüntülerin görsel kalitesinin hemen hemen benzer olduğu açıkça görülmektedir. Bu filtrenin seçilmesinin, yeniden oluşturulmuş görüntü kalitesini arttırmak için önemli bir etkisi olmadığını gösterir.

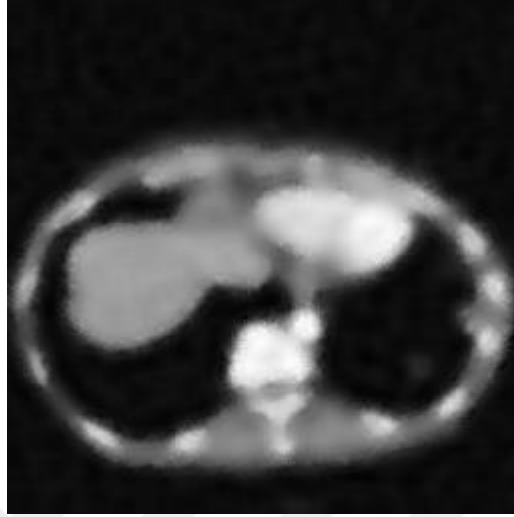
Doğrusal olmayan medyan filtre, ortalamalı filtre gibi doğrusal filtre yumuşatma amacı olarak görev yaparken, aşırılıkları ve büyüklükten bağımsız atış gürültüsünü giderebilir. Medyan filtre, yeniden oluşturulmuş görüntüden gelen tuz ve biber gürültüsünün giderilmesinde ve görüntüdeki mekânsal ayrıntıların korunmasında çok daha iyi performans gösterir. Bu yöntem, gürültü deseni güçlü, başak benzeri bileşenlerden oluştuğu ve korunması gereken karakteristiğın kenar netliğı olduğu durumlarda özellikle etkilidir.



Şekil 4.3. Medyan filtrenin eklenmesi ile oluşan görüntü

Medyan filtre, biber denilen siyah noktaları siler ve görüntüdeki tuz denilen beyaz delikleri doldurur. Bununla birlikte, medyan filtre ideal bir filtreleme operatörü değildir. Bu filtrede impulsif gürültünün toplam yüzdesi arttıkça kenar koruması bozulur. Görüntü bir alçak geçiren filtre (LPF) ile bulanık olduğunda, görüntü ters

filtreleme ile kurtarılabilir. Ancak, ters filtreleme, toplanır gürültü karşı çok hassastır. Wiener filtresi ile toplanır gürültüyü azaltmak ve aynı anda bulanıklığı tersine çevirmek mümkündür.



Şekil 4.4. Wiener filtrenin eklenmesi ile oluşan görüntü

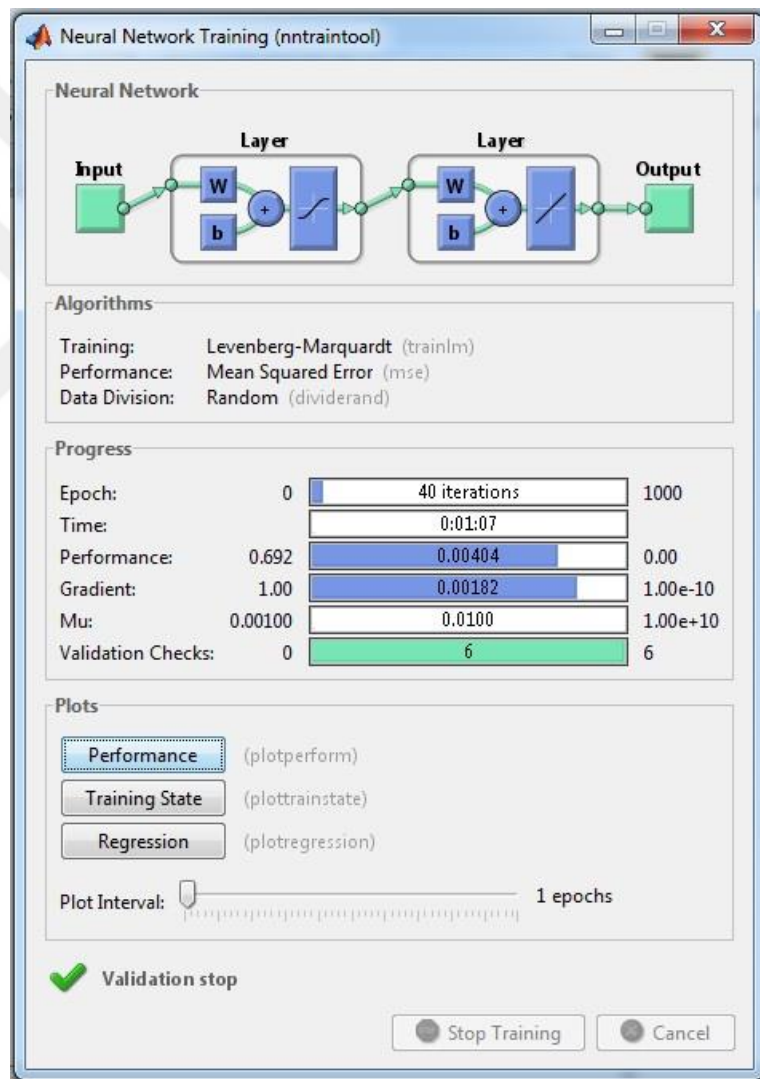
Wiener filtresi, nokta yayılım fonksiyonunun (PSF) Fourier dönüşümünün bant sınırlamasının neden olduğu bulanıklığı geri alamaz. Gürültüyle bozulmuş frekans bileşenlerini yeniden yapılandıramaz, yalnızca onları bastırabilir. Bununla birlikte, Şekil 4.4.'te gösterildiği gibi, Wiener filtresi, yeniden yapılandırılmış görüntüden gürültüyü gidermek için bir alternatif olabilir. Bu filtre, yeniden oluşturulmuş görüntünün görsel görünümünü geliştirir. Wiener filtreli görüntüsünün birçok yerel yapının korunmasında daha iyi olduğu ve bu nedenle Median filtreden daha iyi algısal görüntü kalitesi sunduğu görülmektedir. Wiener filtresi, görüntü ve ilave gürültünün frekans özellikleri biliniyorsa etkili bir şekilde kullanılabilir.

4.2.2. Yapay sinir ağlarının sonuçları

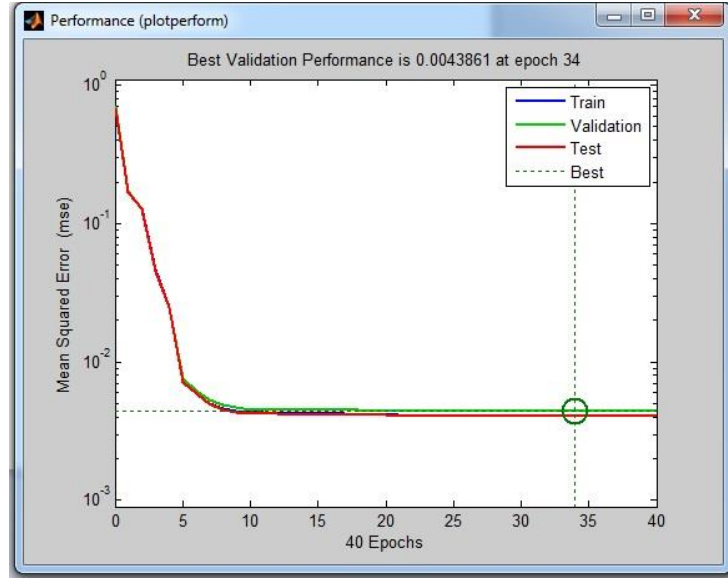
Eğitim sırasında ilerleme, eğitim penceresinde sürekli olarak güncellenir. Performans değerlendirmesinde, performans gradyanının büyüklüğü ve doğrulama denetimi sayısı, ilgilenilen özelliklerdir. Degrasyonun büyüklüğü ve geçerlilik denetimi sayısı, eğitimin sona erdirilmesi için kullanılır. Eğitim, performans en düşük seviyesine ulaştığında çok küçük olacaktır. Degradenin büyüklüğü $1e^{-5}$ 'ten küçükse,

eğitim durdurulur. Bu sınır, parametrenin ayarlanmasıyla ayarlanabilir. Doğrulama denetimi sayısı, doğrulama başarısızlığının başarısız olduğu ardışık yinelemelerin sayısını belirtir. Bu sayı varsayılan değere ulaşırsa, eğitim durdurulur.

Yineleme sayısı arttıkça, daha küçük hata değeri elde edilir. Daha küçük ortalama karesel hata (MSE) daha iyidir. YSA sonuçlarını iyileştirmek için öğrenme işlemi için çok miktarda veri gerekir. Aşırı uyumla mücadelede yardımcı olduğu için daha fazla veri her zaman daha iyidir.

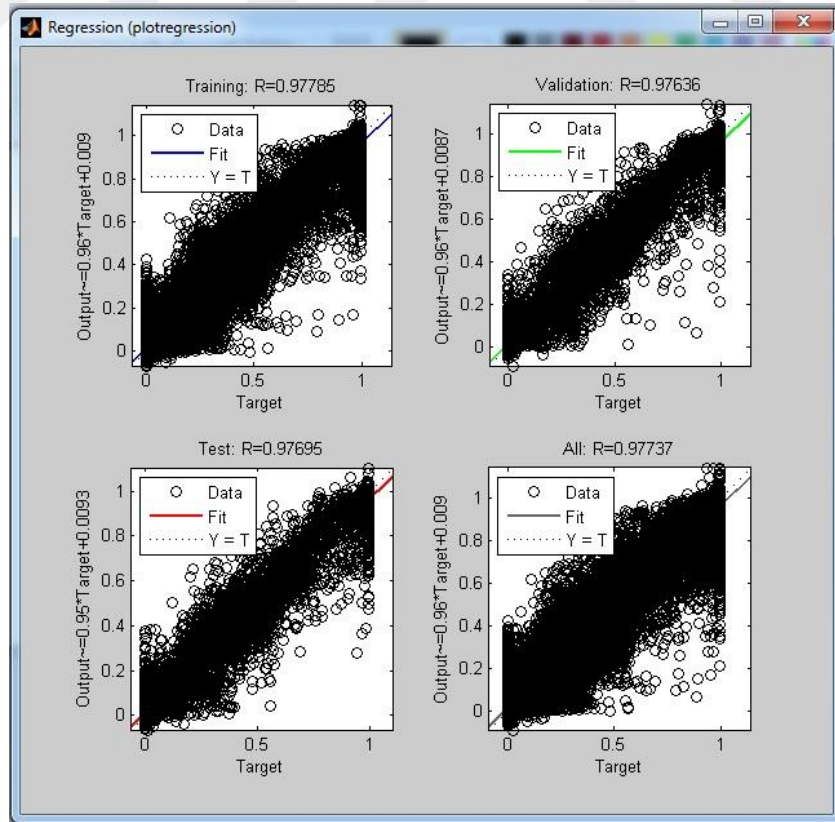


Şekil 4.5. Yapay sinir ağları eğitim tablosunun görünümü



Şekil 4.6. Yapay sinir ağları performansı

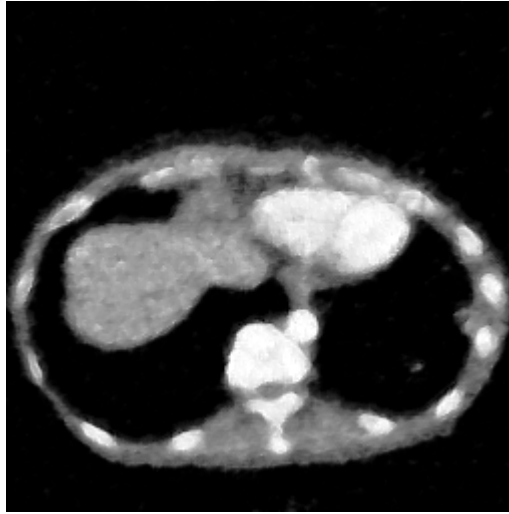
Şekil 4.6.'da, şebekenin 34. epoch'unda ağız arzulanan hataya gelebileceğini göstermektedir. Şebeke, bir dizi başlangıç ağırlığı ile yakınsaklık içerebilir. Daha hızlı bir ağ eğitiminin hata yakınsama oranını da hızlandıracağını bilebiliriz. Dolayısıyla burada bulunan ağ bu konuda iyi çalışmaktadır.



Şekil 4.7. Regresyon analizi

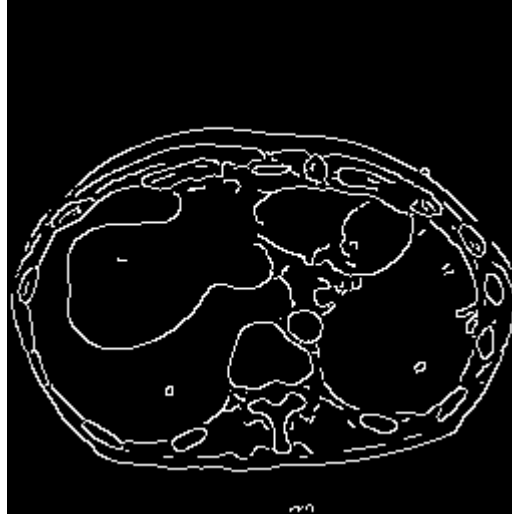
R, 1'e çok yakınsa, çıktılar ve hedefler arasındaki korelasyonun çok yüksek olduğunu gösterir. R sıfıra yakınsa, çıktılar ve hedefler arasında lineer bir ilişki yoktur. Şekil 4.7.'de regresyon R değerlerinin, çıktılar ve hedefler arasındaki korelasyonu ölçtüğünü göstermektedir. Tüm parseller 0.9'dan daha yüksek bir değere sahiptir. Eğitim ağının çıktıları hedeflere çok yakın. Bu nedenle, ağ modeli iyi bir eğitim performansına sahiptir. Yukarıdaki eğitim verileri iyi bir uyumu gösterir. Saçılım çizimi, bazı veri noktalarının zayıf uyanıklara sahip olduğunu göstermede yardımcı olur.

Şekil 4.6.'da ve 4.7.'de, alınan veri kümeleri üzerinde YSA'nın performansını sergilemektedir. Bu rakamları analiz ederek, bu tekniklerle performansı artırabilir (hata azaltabilir), gizli katmandaki nöron sayısını arttırabilir, tekrar eğitebilir ve daha büyük eğitim verilerini elde edebiliriz. Sinir ağı eğitildikten sonra, görüntü bozulmuş gürültü veya bulanıklık modeli hakkında önceden bilgi sahibi olmadan görüntüler geri yüklenebilir. Ayrıca bozulmuş görüntüdeki orijinal bilgiler elde edilebilir.



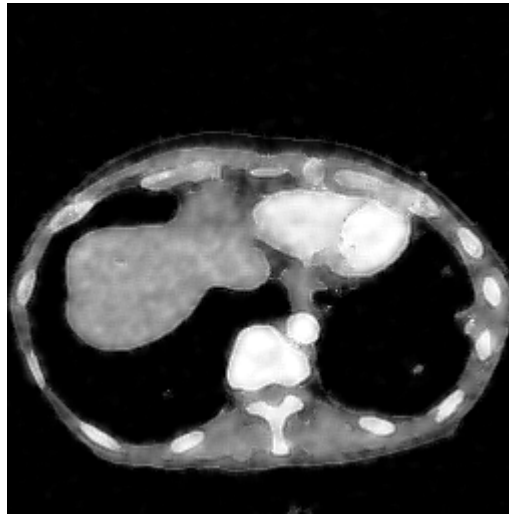
Şekil 4.8. YSA'nın çıktı görüntüsü

Bilgisayarlı tomografi (BT) görüntüsünü daha iyi hale getirmek için, tek girdiyi temel alan yapay sinir ağı (YSA) uygulanmıştır ve böylece Şekil 4.8.'de görüntü çıktısı elde edilmiştir. Elde edilen görüntü orijinal görüntüye benzemektedir, ancak görüntünün kenarları hala net değildir.



Şekil 4.9. Canny operatörünün çıktı görüntüsü

Şekil 4.9 Canny operatörünün uygulanmasının sonucunu göstermektedir. Kenar operatörünün gürültüye daha az hassas olduğu ve daha sonra eşik kullanarak çizgileri kaldırdığı için kenarların daha net olduğu görülmektedir. Diğer yöntemler gürültüyü iyi kontrol edemediğinden ve kenar yön özellikleri ile tutarlı olmadığından, Canny operatöre dayanan YSA tasarlanmıştır. Bu yöntem, bulanık görüntünün kenar görüntüsünü elde eder. Ayrıntıları korumak ve gürültüleri azaltmak için kenar bilgileri çıkarılır.



Şekil 4.10. Canny operatörüne dayalı YSA'nın çıktı görüntüsü

Şekil 4.10.'da canny operatörünün görüntünün kenarını keskin bir şekilde yeniden kurabileceği kanıtlanmıştır. Orijinal görüntüye çok yakındır. Bu yöntem, en iyi resim

kalitesini ve hatanın küçük değerlerini diğer yöntemlerden daha iyi sağlar. Kenar algılama doğruluğunu etkin bir şekilde geliştirir.

4.3. Performans Değerlendirmesi

Bölüm 3'te belirtildiği gibi test edilen 5 görüntü var ve bu görüntülerin kaliteleri PSNR ve SSIM tarafından ölçülecektir. PSNR bir görüntüdeki sinyal ve gürültü bileşenlerini temsil eder ve yüksek bir değere sahip olması beklenmektedir. Ayrıca SSIM, yeniden oluşturulmuş görüntünün orijinal görüntüye olan benzerliğini temsil eder, ideal olarak değeri 1'e yakın olmalıdır. Tablo 4.1. ve Tablo 4.2.'ye bakıldığında görüntü yeniden yapılandırma yöntemlerinin kalite ölçümleri açıkça görülmektedir.

Tablo 4.1. Test orijinal görüntüleri için PSNR değerleri

Giriş	PSNR (dB)					
	KRD	DDRD	MF	WF	YSA	CYSA
Akciğer tomografisi	11,6879	20,9373	21,4474	20,8367	23,0766	24,2056
Beyin tomografisi	10,917	21,2364	22,0927	21,3651	24,1902	25,533
Diz tomografisi	10,7292	24,7228	25,1953	24,9317	27,4352	28,1065
Karın tomografisi	10,6861	21,8319	22,4167	21,9482	23,7757	24,7543
Yüz tomografisi	8,9564	24,2348	24,9887	24,5041	27,3035	28,2576

Tablo 4.2. Test orijinal görüntüleri için SSIM değerleri

Giriş	SSIM					
	KRD	DDRD	MF	WF	YSA	CYSA
Akciğer tomografisi	0,35629	0,38343	0,4756	0,56531	0,64729	0,68417
Beyin tomografisi	0,1951	0,32577	0,41199	0,58952	0,67039	0,68469
Diz tomografisi	0,33036	0,45777	0,55327	0,67392	0,74911	0,76567
Karın tomografisi	0,12337	0,3142	0,3907	0,57334	0,75842	0,78273
Yüz tomografisi	0,37011	0,4586	0,60319	0,75577	0,86661	0,87634

Tablo 4.3. Test gürültülü görüntüleri için PSNR değerleri

Giriş	PSNR (dB)					
	KRD	DDRD	MF	WF	YSA	CYSA
Gürültülü akciğer tomografisi	11,4844	19,3765	19,5705	19,2206	21,5575	22,9704
Gürültülü beyin tomografisi	10,3104	18,7828	18,9611	18,4172	21,1172	22,31
Gürültülü diz tomografisi	10,2421	21,8082	21,8867	21,684	25,0123	25,3747
Gürültülü karın tomografisi	10,1021	19,9058	20,1098	19,7139	22,1365	23,1366
Gürültülü yüz tomografisi	8,4254	21,5405	21,7062	21,4537	24,9213	25,5625

Tablo 4.4. Test gürültülü görüntüleri için SSIM değerleri

Giriş	SSIM					
	KRD	DDRD	MF	WF	YSA	CYSA
Gürültülü akciğer tomografisi	0,34387	0,36839	0,44105	0,46862	0,57584	0,64353
Gürültülü beyin tomografisi	0,1775	0,29221	0,34963	0,34934	0,61973	0,6265
Gürültülü diz tomografisi	0,31334	0,40008	0,4418	0,45486	0,73824	0,71904
Gürültülü karın tomografisi	0,11218	0,22742	0,2491	0,22575	0,6665	0,75852
Gürültülü yüz tomografisi	0,34918	0,45721	0,54706	0,59329	0,83328	0,81019

Not :

KRD : Klasik radon dönüşümü

DDRD : Dalgacık dönüşümü ile değiştirilmiş radon dönüşümü

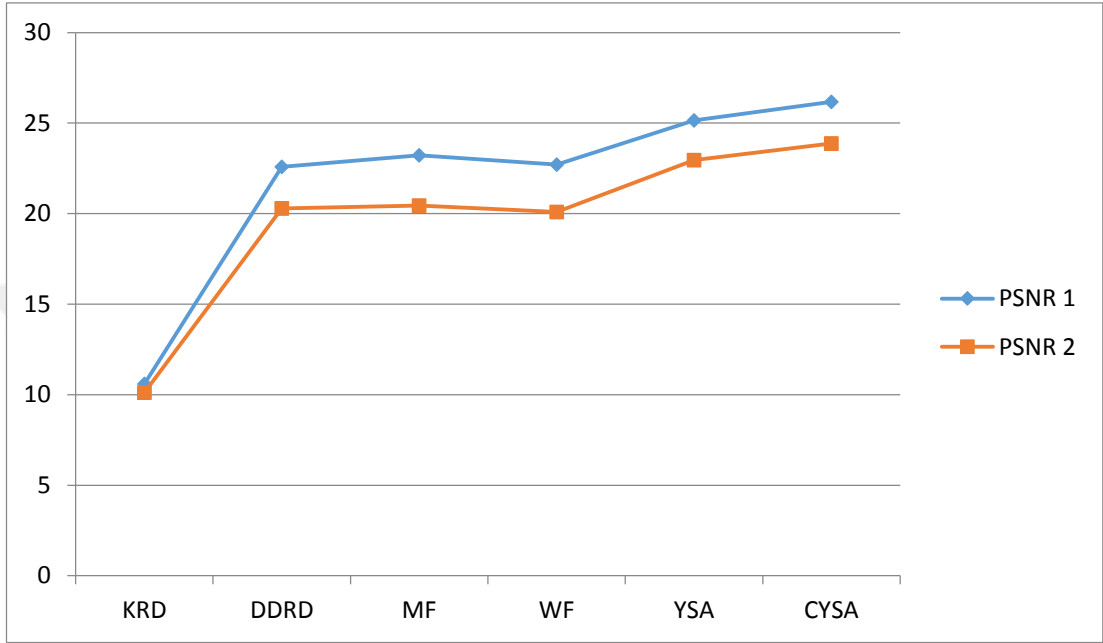
MF : Medyan filtresi

WF : Wiener filtresi

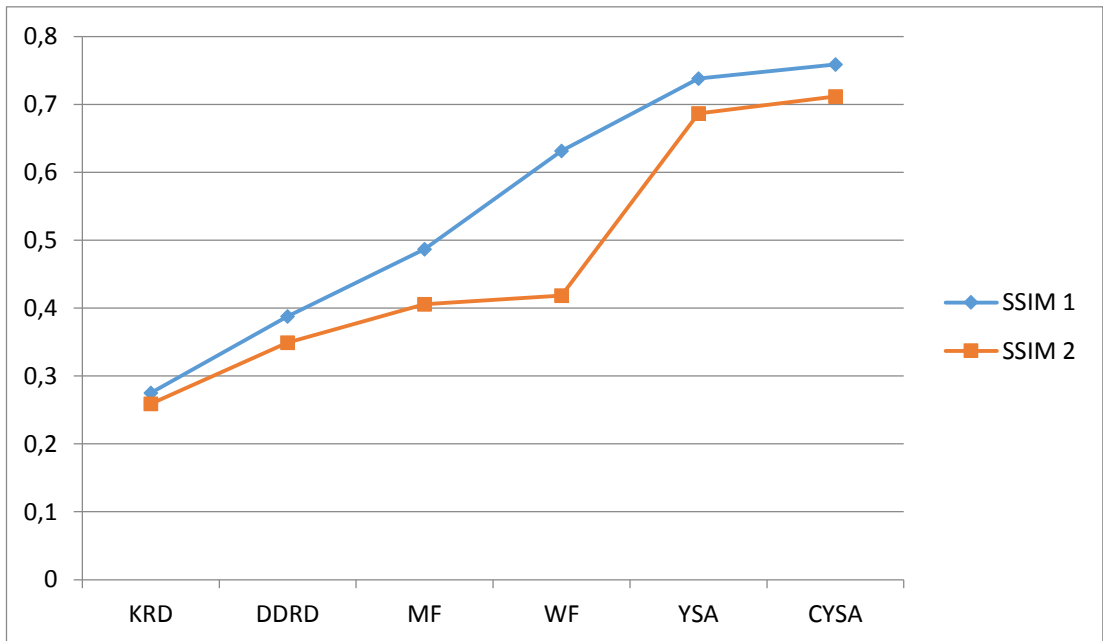
YSA : Yapay sinir ağları

CYSA : Canny operatörüne dayalı YSA

Tablo 4.1. ile 4.4.'te çeşitli orijinal ve gürültülü BT görüntülerinin PSNR'ye göre kalite ölçümlerinin yapıldığı gösterilmiştir. Dalgacık dönüşümü ile değiştirilmiş radon dönüşümü'nün (DDRD) klasik radon dönüşümünden (KRD) daha iyi yeniden yapılandırma çözünürlüğü sağladığını bulabiliriz.



Şekil 4.11. Orijinal ve gürültülü görüntülerinde PSNR'ye dayanan grafik



Şekil 4.12. Orijinal ve gürültülü görüntülerinde SSIM'ye dayanan grafik

Şekil 4.11.'de gösterildiği gibi orijinal görüntülerinde PSNR 1'e dayanan grafik ve gürültülü görüntülerinde PSNR 2'ye dayanan görüntü yeniden yapılandırma yöntemlerinin kalite ölçümlerinden elde edilen grafikler, medyan filtreli DDRD'nin tuz ve biber gürültüsünün giderilmesinde wiener filtresinden daha iyi olduğunu göstermektedir.

Öte yandan Şekil 4.12.'de orijinal görüntülerinde gösterildiği gibi SSIM 1'e dayanan grafik ve gürültülü görüntülerinde SSIM 2'ye dayanan grafik, wiener filtresi tarafından filtrelenen görüntünün, medyan filtreden daha iyi olduğunu göstermektedir. İyi bir SSIM ölçüsüne ulaşmak için bir algoritmanın nesnelerin kenarlarını koruyarak gürültüyü ortadan kaldırması gerekir. Bu nedenle, SSIM daha iyi bir kalite ölçüsü gibi görünüyor. Bununla birlikte, PSNR bize tüm görüntü için ortalama bir değer verirken, SSIM'nin hesaplanması daha karmaşıktır, çünkü tam formülü piksel başına bir sayı içermektedir. Bu da PSNR'nin SSIM'den daha gürültüye duyarlı olduğu anlamına gelmektedir.

DDRD'nin, yeniden yapılandırılmış görüntüdeki bulanıklığı kaldırmada ve PSNR ve SSIM'lerin döneminde klasik radon dönüşümünden daha etkili olduğu açıkça gösterilmektedir. Simülasyon sonuçları, radon dönüşümü ile dalgacık dönüşümü birleştirerek geri projeksiyon (BP) algoritmasını kullanarak klasik radon dönüşümü'nün (KRD) yerini alabileceğini ve geri projeksiyon'a kıyasla daha iyi bir görüntü ürettiğini gösteriyor. Simüle edilen sonuçlardan Canny operatöre dayalı YSA kullanan DDRD yöntemi güvenilirdir, gürülteli bastırmak kolay ve yeniden yapılandırılmış görüntülerin kalitesini arttırmak için pratiktir.

BÖLÜM 5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Bu tezde klasik radon dönüşümü ve dalgacık dönüşümü ile değiştirilmiş radon dönüşümü kullanarak görüntü yeniden yapılandırılması incelendi. Denemelerde, geri projeksiyon kullanan klasik radon dönüşümü (KRD)'nden yeniden oluşturulmuş görüntü şiddetli bulanıklık göstermektedir. Bu etki, Fourier ile dönüştürülen görüntülerin düşük frekans bölgesi çevresinde çakışmasıyla ortaya çıkar. Radon ve dalgacık dönüşümü'nü birleştirerek klasik radon dönüşümü yönteminde görülen efekti kontrol etmek için sonuç Şekil.4.2.'de görülebilir. Bu yöntem dalgacık avantajlarından birinin bulanıklığı (düşük frekanslı) etkisini azaltabilir ve gereksiz sinyali zayıflatabilir. Denemelerde, yeniden yapılandırılmış görüntünün verimliliğini ölçmek için tepe sinyal gürültü oranı (PSNR) ve yapısal benzerlik (SSIM) gibi görüntü kalitesi parametreleri kullanılmıştır. Sonuçların istatistiksel analizinden dalgacık dönüşümü ile değiştirilmiş radon dönüşümünün, klasik radon dönüşümüne kıyasla daha iyi performans sunduğu sonucuna varılabilir. Sinyalin frekans bandının dışındaki gürültü dalgacık dönüşümü ile azaltılabilir.

Genelde görüntüleme yöntemleri gürültü içerirler. Filtreler görüntülere gürültüleri temizlemek ve görüntünün kalitesini iyileştirmek için uygulanmak gereklidir. Önerilen yöntemin başarısını karşılaştırmak için ilk olarak medyan filtresi kullanılmıştır. Deneysel sonuç, Medyan filtresi ve Medyan filtresi kullanmayan yeniden oluşturulmuş görüntülerin görsel kalitesinin hemen hemen benzer olduğu açıkça görülmektedir. Bu filtrenin seçilmesinin, yeniden oluşturulmuş görüntü kalitesini arttırmak için önemli bir etkisi olmadığını gösterir. Bu durumda, Medyan filtresi BT görüntülerini geliştirmek için yeterli değildir. Gürültü impulsiyonlara benziyorsa, medyan filtresi iyi bir seçimdir.

Daha sonra, yeniden oluşturulmuş görüntüye wiener filtresi uygulanmıştır. Wiener filtresi ile toplanır gürültüyü azaltmak ve aynı anda bulanıklığı tersine çevirmek

mümkündür. Wiener filtresi, yeniden yapılandırılmış görüntüden gürültüyü gidermek için bir alternatif olabilir. Yeniden yapılandırılmış bir görüntü üzerinde wiener filtresi eklenerek, tahmin edilen işlem ile istenen süreç arasındaki Ortalama Kare Hata en aza indirilebilir. Bu filtre, yeniden oluşturulmuş görüntünün görsel görünümünü geliştirir. Wiener filtresi görüntüsünün birçok yerel yapının korunmasında daha iyi olduğu ve bu nedenle Median filtreden daha iyi algısal görüntü kalitesi sunduğu görülmektedir. Wiener filtresi, görüntü ve ilave gürültünün frekans özellikleri biliniyorsa etkili bir şekilde kullanılabilir.

Yeniden yapılandırılmış görüntülerin daha iyi hale getirilmesi için öğrenme kabiliyeti nedeniyle Yapay Sinir Ağı (YSA) uygulanabilir. YSA, verilen verilere göre görevleri nasıl yapmayı öğrenir, hesaplama karmaşıklığını azaltmak ve görüntü kalitesini artırmak için bir çözüm olabilir. Bilgisayarlı tomografi (BT) görüntüsünü daha iyi hale getirmek için, Yapay Sinir Ağları (YSA) uygulanmıştır ve böylece Şekil 4.8.'de görüntü çıktısı elde edilmiştir. Elde edilen görüntü orijinal görüntüye benzemektedir, ancak görüntünün kenarları hala keskin değildir.

Diğer yöntemler gürültüyü iyi kontrol edemediğinden ve kenar yön özellikleri ile tutarlı olmadığından, Canny operatöre dayanan YSA tasarlanmıştır. Bu yöntem, bulanık görüntünün kenar görüntüsünü elde eder. Gürültüsüz ortamdaki orijinal ile gürültülü görüntü üzerinde yapılan deney sonuçları göstermiştir ki, Canny operatörü tabanlı YSA üzerine kurulu dalgacık dönüşümü ile değiştirilmiş radon dönüşümünün diğerlerinden (klasik radon dönüşümü, dalgacık dönüşümü ile değiştirilmiş radon dönüşümü, medyan filtresi, wiener filtresi ve YSA) daha iyi sonuçlar ürettiği gözlemlenmiştir.

Önerilen algoritma, geliştirilmiş performansından dolayı gürültüyü etkili bir şekilde bastırmakta ve PSNR ve SSIM açısından yüksek kalitede görüntü elde etmektedir. Birleşmeye daha yakın olan daha yüksek bir PSNR ve SSIM normalde görüntünün daha yüksek kalitede olduğunu gösterir. Analiz bir görüntü yerine on görüntü üzerinde yapıldığından sonuçların tutarlı olduğu sonucuna varıyoruz.

KAYNAKLAR

- [1] Feeman, T. G. The Mathematics of Medical Imaging. A Beginner's Guide-Springer. Villanova University, USA. 2015.
- [2] J. R. Lindner, "Microbubbles in medical imaging: Current applications and future directions," Nat. Rev. Drug Discov., vol. 3, no. 6, pp. 527–533, 2004.
- [3] Suetens, P. Fundamentals of Medical Imaging, 2nd Edition. Cambridge. 2009.
- [4] A. C. Kak and Malcolm Slaney, Principles of Computerized Tomographic Imaging, IEEE Press, 1988.
- [5] R. Akbar., S. Saeid, Z. N. Abolghasem, "Using Direct Radon Transform to improve image reconstructed by Backprojection Method," Bioinformatics and Biomedical Engineering ICBBE, The 2nd International Conference on IEEE, 2008.
- [6] J. C. Goswami, A. K. Chan," Fundamentals of Wavelets: theory, algorithms, and applications," John Wiley & Sons, 2011.
- [7] Yuancheng Li, Xiaolei Wang, A watermarking method combined with Radon transform and 2D-wavelet transform, the 7th World Congress on Intelligent Control and Automation, 2008.
- [8] Azeez, Hadeel Ali, Saad Ali Amin, "Medical Image Reconstruction Using Wavelets and Multi-Wavelet Methods," Developments in E-systems Engineering (DeSE), IEEE, 2011.
- [9] Hitesh H. Vandra and H.N. Pandya, Comparative analysis on Speckle noise reduction techniques on computed tomographic images, Oriental Journal of Computer Science & Technology, 2010.
- [10] Y. T. Zhou, R. Chellappa, B. K. Jenkins, "Image restoration using a neural network", IEEE Transaction on Acoustics. Speech. and Signal Processing, Vol. 36, No. 7, Jul. 1988.

- [11] J. K. Paik, A. K. Katsaggelos, "Image restoration using a modified Hopfield networks", IEEE Trans. Image Processing, Vol. 1, No. 1, pp. 49~63, 1992.
- [12] K. Neetin, S. Manish, R. Naazish, "Image Deblurring Using a Neural Network Approach", International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT) Volume 2, Issue 3, September 2012.
- [13] Goswami, B., Misra, S. Kr., "Analysis of various Edge detection methods for X-ray Images," Electrical, Electronics, and Optimization Techniques (ICEEOT), IEEE, 2016.
- [14] Leggat, R. A History of Photography from its beginnings till the 1920s. Robert Leggat. 2000.
- [15] <https://www.pinterest.com/source/digitalepertutti.com>, Erişim Tarihi: 13.11.2016.
- [16] <http://sciencewithme.com/learn-about-the-human-eye/>, Erişim Tarihi: 14.11.2016.
- [17] Jacobson, R., Ray. S. Attridge, G.G, Axford, N. The Manual of Photography: Photographic and Digital Imaging. 9th Edition. Oxford. 2000.
- [18] <http://www.odec.ca/projects/2007/aust7k2/Index.htm>, Erişim Tarihi: 14.11.2016.
- [19] <http://av.jpn.support.panasonic.com/support/global/cs/dsc/knowhow/knowhow01.html>, Erişim Tarihi: 14.11.2016.
- [20] Gunderman, R.B. X-Ray Vision The Evolution of Medical Imaging and Its Human Significance. Oxford University Press. 2013.
- [21] Haidekker, M.A. Medical Imaging Technology. University of Georgia, USA. 2013.
- [22] http://www.zamandayolculuk.com/html-3/em_spektrum.htm, Erişim Tarihi: 14.11.2016.
- [23] Suri J.S., Fenster A., Chang R.-F. Advances in Diagnostic and Therapeutic Ultrasound Imaging. 2008.
- [24] Kuchment P, Uhlmann G. The Radon and X-Ray Transforms. University of Washington. 2012.
- [25] Venturas S., Flaounas I. (2005). Study of Radon Transformation and Application of its Inverse to NMR, Algorithms in Molecular Biology.

- [26] Sonka, M, Fitzpatrick, J.M. Handbook of Medical Imaging, Volume 2. Medical Image Processing and Analysis-SPIE. The International Society for Optical Engineering. SPIE Press Monograph Vol. PM80. 2009.
- [27] <http://www.mayoclinic.org/tests-procedures/ct-scan/multimedia/ct-scan-slices/img-20008348>, Eriřim Tarihi: 28.09.2016.
- [28] <http://www.universitydiagnostic.com/patient-faq.aspx>, Eriřim Tarihi: 28.09.2016.
- [29] J.T. Bushberg, J.A. Seibert, E.M. Leidholdt, and J.M. Boone, The Essentials of Medical Imaging, Williams & Wilkins, Philadelphia, 1994.
- [30] S. J. Sokolov, "Ultrasonic microscopes", Akademia Nauk SSSR; Doklady (Tekhnicheskaya Fizika), vol. 64, pp. 333-335, 1949.
- [31] <https://ocali.washington.edu/cvrtc/imgac.html>, Eriřim Tarihi: 14.11.2016.
- [32] F.W. Kremkau, Diagnostic Ultrasound Principles and Instrumentation, Saunders, Philadelphia, 1995.
- [33] D. Hykes, Ultrasound Physics and Instrumentation, Mosby, New York, 1994.
- [34] Z.H. Cho, J.P. Jones, and M. Singh, Fundamentals of Medical Imaging, John Wiley & Sons, New York, 1993.
- [35] Z. Liang and P.C. Lauterbur, Principles of Magnetic Resonance Imaging, IEEE Press, Piscataway, NJ, 2000.
- [36] <https://tr.pinterest.com/pin/24136547973244757/>, Eriřim Tarihi: 20.03.2017.
- [37] Mersereau M. R, Direct Fourier Transform Techniques in 3D Image Reconstruction. Atlanta, USA. 1976.
- [38] S. X. Pan and A. C. Kak, "A computational study of reconstruction algorithms for diffraction tomography: Interpolation vs. filtered-backpropagation," IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Processinn, vol. ASSP-31, DD. 1262-1275. Oct. 1983.
- [39] Peter T. (1996). The Radon Transform – Theory and Implementation, PhD thesis, Dept. Of Mathematical Modelling Section for DSP of Technical University of Denmark.
- [40] A. Asano, "Radon transformation and projection theorem", Topic 5, Lecture notes of subject Pattern information processing, 2002.

- [41] Averbuch A.; Coifman R.R. (2001). Fast Slant Stack: A notion of Radon Transform for Data in a Cartesian Grid which is Rapidly Computible, SIAM J. Scientific Computing.
- [42] Kupce E.; Freeman R. (2004). The Radon Transform: A New Scheme for Fast Multidimensional NMR, Concepts in Magnetic Resonance, Wiley Periodicals, Vol. 22, pp. 4-11.
- [43] J.C. Kak, M. Slaney, Principles of Computerized Tomographic Imaging, IEEE Press, 1988.
- [44] J. Radon, P. Parks, On the Determination of Functions from Their Integral Values along Certain Manifolds, IEEE Transactions on Medical Imaging 5 (1986) 170-176.
- [45] Lotfi M., Solimani A., Dargazany A., Afzal H. and Bandarabadi M., 2009, "Combining Wavelet Transforms and Neural Networks for Image Classification", IEEE 41st Southeastern Symposium on System Theory, University of Tennessee Space, Institute Tullahoma, March 15-17, 2009.
- [46] James S. Walker, "A Primer on Wavelets and their Scientific Applications", 2nd ed., 2008.
- [47] M. Unser and A. Aldroubi, "A review of wavelets in biomedical applications," Proceedings of the IEEE, vol. 84, pp. 626-638, 1996.
- [48] Addison, P.S, Walker, J. Time-Frequency Analysis of Biosignals. IEEE Engineering In Medicine And Biology Magazine. 2009.
- [49] P. Kamboj and V. Rani "A brief study of various noise model and filtering technique," Journal of Global Research in Computer Science, vol. 4, pp. 166-171, 4 April, 2013.
- [50] L. Yin, R. Yang, M. Gabbouj and Y. Neuvo, "Weighted median filters: a tutorial," IEEE Trans. Circuits Syst. II, Analog Digit. Signal Process., vol. 43, no. 3, pp. 157-192, Mar 1996.
- [51] http://users.ecs.soton.ac.uk/msn/book/new_demo/median/, Eriřim Tarihi: 20.03.2017.
- [52] S. W. Smith, "The scientist and engineer's guide to Digital Signal Processing," California Technical Pub., 1997.
- [53] Lim, Jae S., Two-Dimensional Signal and Image Processing, Englewood Cliffs, NJ, Prentice Hall, 1990, p. 548, equations 9.26, 9.27, and 9.29.

- [54] L. Corbalan, G. Osella Massa, C. Russo, L. Lanzarini, A. De Giusti, "Image recovery using a new nonlinear adaptive filter based on neural networks," in *Information Technology Interfaces*, 28th International Conference, 2006.
- [55] K. Charu, N. Kaoil Kumar, "Image Restoration in Neural Network domain using back propagation network approach," *Int. Journal of Computer Information System*, Vol.2, No.5, 2011.
- [56] X. Chao, Erihe, "Artificial Neural Network and Fuzzy Logic in forecasting short-term Temperature," *Telemark University College*, 2013.
- [57] <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2016/08/evolution-core-concepts-deep-learning-neural-networks/>, Erişim Tarihi: 06.09.2017.
- [58] Fernandez. Redondo, M. ,E., Hernandez, C, "A comparison among weight initialization methods for multilayer feedforward networks", *Proceedings of the IEEE– INNS – ENNS International Joint Conference on Neural Networks*, Vol. 4, Como, Italy, 2000, pp. 543 – 548.
- [59] K. Anchal, C. R Lal, "A Hybrid Approach Using Sobel and Canny Operator for Digital Image Edge Detection," In *Micro-Electronics and Telecommunication Engineering (ICMETE)*, 2016 International Conference on 2016.
- [60] J. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection", *IEEE Trans. on PAML*, vol. 8, no. 6, pp. 679-698, Nov. 1986.
- [61] I. Avcibas, B. Sankur and K. Sayood, "Statistical evaluation of image quality measures", *Journal of Electronic Imaging*, vol. 11, no. 2, pp. 206-223, 2002.
- [62] J. E. Farrell, *Image quality evaluation in colour imaging: vision and technology*. MacDonald, L.W. and Luo, M.R. (Eds.), John Wiley, pp. 285-313, 1999.
- [63] M. Cadik and P. Slavik, "Evaluation of two principal approaches to objective image quality assessment", *8th International Conference on Information Visualisation*, IEEE Computer Society Press, pp. 513-551, 2004.
- [64] Jayaraman, S., Esakkirajan, S. and Veerakumar, T. *Digital Image Processing*, Tata McGraw Hill Education Private Limited, India, 2009.
- [65] http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CVonline/LOCAL_COPIES/VELDHUIZEN/node18.html, Erişim Tarihi: 30.09.2016.

- [66] Wang, Z., Bovik A. C., Sheikh H. R., Simoncelli, E. P. (2004). Image Quality Assessment: From Error Measurement to Structural Similarity. IEEE Trans. Image Processing, vol.13, no.1.
- [67] Wang, Z., Bovik, A.C., Sheikh, H.R. (2005). Structural Similarity Based Image Quality Assessment. Canada.
- [68] Wang, Z., Bovik, A. C. (2009). Mean Squared Error: Love It or Leave It? A New Look at Signal Fidelity Measures. IEEE Signal Processing Magazine vol. 26, no. 1, pp. 98-117.
- [69] Weng, Li., Preneel, B. (2007). On Encryption and Authentication of The DC DCT Coefficient. Belgia.
- [70] https://openi.nlm.nih.gov/detailedresult.php?img=PMC3389904_poljradio1-76-1-41-g004&req=4, Erişim Tarihi: 06.09.2017.
- [71] https://www.radiology.wisc.edu/sections/msk/interventional/Knee_CT_art hrogram/index.php, Erişim Tarihi: 06.09.2017.

EKLER

EK A : MATLAB kodu

demo.m

```
clc;      % Clear command window.
clear;    % Delete all variables.
close all; % Close all figure windows except those created by
imtool.
%%
%Input
% An original image 257x257
ima = imread('CT_lung_257.jpg');
figure(1), imshow(ima), title('Original'); % Display the original image
ima = double(ima);
%%
%Processing
% Classic Radon Transform (RT)
i = double(ima - min(ima(:))); % set min of image to zero

% pad the image with zeros so we don't lose anything when we rotate.
padDims = ceil(norm(size(i)) - size(i))+2;
P = padarray(i,padDims);
angles = 0:1:179.99;

% Compute projection matrix
[projmat,D] = myRT(P,angles);

% Reconstruct image
im_rec_bp = myIRT_backprojection(projmat,angles);

% Crop reconstructed image
[m,n] = size(ima);
m_pad = floor((D-m)/2);
n_pad = floor((D-n)/2);

%Crop_RT
output_rt = im_rec_bp(m_pad+1:m_pad+m,n_pad+1:n_pad+n);
output_rt = uint8(imscale(output_rt));
figure(2), imshow(output_rt), title('KRD');
%%
% Setting parameters for Modified Radon Transform with Wavelet
Transform (MRTWT)
org_im = ima;
im=output_rt; % noise image
im = double(im);
rho=5; %signal to noise ratio
th=thselect(im, 'sqtwolog'); %threshold for denoising, T = sigma*th
```

```

% Wavelet setting
wname = 'haar';
edge = 'per';
st = dwtmode('status', 'nodisp');
if ~strcmp(st, edge)
    dwtmode(edge);
end

% Signal to noise ratio
if ~exist('rho', 'var')
    rho = 5;
end

im_size = size(org_im);
if any(im_size ~= [257, 257])
    error('org_im is supposed to be of size 257 x 257');
end

% Take the maximum wavelet decomposition level
nlevels = log2(im_size(1) - 1);

% Image of dyadic size for wavelet transform
im1 = im(1:end-1, 1:end-1);
org_im1 = org_im(1:end-1, 1:end-1);

sig = std(org_im(:));
sigma = sig / rho;

% Find default thresholding values
% [thr, sorh, keepapp] = ddencmp('den', 'wv', im);
thr = th * sigma;
keepapp = 0;

if ~exist('sorh', 'var')
    sorh = 'h';
end
%%
% Modified Radon Transform with Wavelet Transform (MRTWT)
%[r, l, m] = mrtwt(a, wname);
[ri, s, m] = mrtwt(ima, wname);

% Thresholding
%Y = WTHRESH(X, SORH, T);
y = wthresh(ri, sorh, thr);

% Inverse MRTWT (DDRD : Dalgacık Dönüşümü ile Değiştirilmiş Radon Dönüşümü)
%a = imrtwt(r, l, m, wname);
output_mrtwt = imrtwt(y, s, m, wname);
figure(3), imshow(output_mrtwt, []), title('DDRD');
%%
% Filtering
%Median Filter (MF : Medyan filtresi)
output_mrtwtmf = medFilter(output_mrtwt);
figure(4) imshow(output_mrtwtmf, []), title('MF');

```

```

% Wiener Filter(WF : Wiener filtresi)
window = [11, 11]; % Window size
output_mrtwtwf = wiener2_filter(output_mrtwt, window);
figure(5), imshow(output_mrtwtwf, []), title(WF');
%%
% ANN (YSA : Yapay Sinir Ağları)
%step 1:initialize the BP NN,then train
%step 2:build a mapping relation between degenerate image and
original clear image
%step 3:finally achieve the restoration work
%ANN_Training
%Normalize
blurred_image=(output_mrtwt)./max(abs(output_mrtwt(:)));%Norm_Input
= Input / max(abs(Input(:)));
image1=ima;
image2=(image1)./max(abs(image1(:))); %Norm_Output =
Output/max(abs(Output(:)));

R_Matrix=zeros(9,((size(image2,1)-2)*(size(image2,2)-2)));% Input
matrix
S_Matrix=zeros(1,((size(image2,1)-2)*(size(image2,2)-2)));% Target
matrix
t=1;
    for i=2:1:(size(image2,1)-1)
        for j=2:1:(size(image2,2)-1)
            R_Matrix(1,t)=blurred_image(i-1,j-1);
            R_Matrix(2,t)=blurred_image(i-1,j);
            R_Matrix(3,t)=blurred_image(i-1,j+1);
            R_Matrix(4,t)=blurred_image(i,j-1);
            R_Matrix(5,t)=blurred_image(i,j);
            R_Matrix(6,t)=blurred_image(i,j+1);
            R_Matrix(7,t)=blurred_image(i+1,j-1);
            R_Matrix(8,t)=blurred_image(i+1,j);
            R_Matrix(9,t)=blurred_image(i+1,j+1);
            t=t+1;
        end
    end
    t=1;
    for i=2:1:(size(image2,1)-1)
        for j=2:1:(size(image2,2)-1)
            S_Matrix(1,t)=image2(i,j);
            t=t+1;
        end
    end

input=R_Matrix;%training data
output=S_Matrix;%target training
%Here a three-layer feed-forward network is created.
%The first layer has 20 tansig neurons, the second layer has one
purelin neuron. The 'trainlm' network training function is to be
used.
%create feed forward neural net with one hidden layer, 20 nodes in
hidden layer,
%with tangent sigmoid as transfer function in hidden layer and
linear function for output layer.
%The hidden layer's job is to transform the inputs into something
that the output layer can use.
%creat the ANN

```

```

net = newff(input,output,[20 1],{'tansig' 'purelin'}, 'trainlm');

% training process
[net,tr] = train(net,input,output);

%(trains the network with trainlm is a network training function
that updates weight and bias values according to Levenberg-Marquardt
optimization.)
%it is often the fastest backpropagation algorithm in the toolbox,
and is highly recommended as a first-choice supervised algorithm,
although it does require more memory than other algorithms.

% performance (on Training data)
Y = sim(net, input);

t=1;
restored_image=zeros(size(image2,1)-2,size(image2,2)-2);
for i=1:1:size(image2,1)-2
    for j=1:1:size(image2,2)-2
        restored_image(i,j)=Y(1,t);%restore image
        t=t+1;
    end
end
imwrite(blurred_image,'blurred_image.jpg');
imwrite(restored_image,'restored_image.jpg');
for i=1:1:(size(image2,1)-2)
    for j=1:1:(size(image2,2)-2)
        image4(i,j)=image2(i+1,j+1);
    end
end

%ANN_Testing
%Normalize input and output
blurred_image=(output_mrtwt)./max(abs(output_mrtwt(:)));
image1=ima;
image2=double(image1)./max(abs(image1(:)));

R_Matrix=zeros(9,((size(image2,1)-2)*(size(image2,2)-2)));%input
data
t=1;
for i=2:1:(size(image2,1)-1)
    for j=2:1:(size(image2,2)-1)
        R_Matrix(1,t)=blurred_image(i-1,j-1);
        R_Matrix(2,t)=blurred_image(i-1,j);
        R_Matrix(3,t)=blurred_image(i-1,j+1);
        R_Matrix(4,t)=blurred_image(i,j-1);
        R_Matrix(5,t)=blurred_image(i,j);
        R_Matrix(6,t)=blurred_image(i,j+1);
        R_Matrix(7,t)=blurred_image(i+1,j-1);
        R_Matrix(8,t)=blurred_image(i+1,j);
        R_Matrix(9,t)=blurred_image(i+1,j+1);
        t=t+1;
    end
end
t=1;
for i=2:1:(size(image2,1)-1)
    for j=2:1:(size(image2,2)-1)
        S_Matrix(1,t)=image2(i,j);

```

```

        t=t+1;
    end
end
% returns the simulated response of an identified model using the
input data
Y=sim(net,R_Matrix);
t=1;
restored_image=zeros(size(image2,1)-2,size(image2,2)-2);
for i=1:1:size(image2,1)-2
    for j=1:1:size(image2,2)-2
        restored_image(i,j)=Y(1,t);%restore image
        t=t+1;
    end
end

figure(6),imshow(restored_image),title('YSA');
imwrite(blurred_image,'blurred_image.jpg');
imwrite(restored_image,'restored_image.jpg');
for i=1:1:(size(image2,1)-2)
    for j=1:1:(size(image2,2)-2)
        image4(i,j)=image2(i+1,j+1);%the desired output image
    end
end

plotregression(image4,restored_image,'Regression')
%%
%Canny operator
%Input image
img = ima;

%Value for Thresholding
T_Low = 0.075;
T_High = 0.175;

%Gaussian Filter Coefficient
B = [2, 4, 5, 4, 2; 4, 9, 12, 9, 4; 5, 12, 15, 12, 5; 4, 9, 12, 9,
4; 2, 4, 5, 4, 2 ];
B = 1/159.* B;

%Convolution of image by Gaussian Coefficient
A=conv2(img, B, 'same');

%Filter for horizontal and vertical direction
KGx = [-1, 0, 1; -2, 0, 2; -1, 0, 1];
KGy = [1, 2, 1; 0, 0, 0; -1, -2, -1];

%Convolution by image by horizontal and vertical filter
Filtered_X = conv2(A, KGx, 'same');
Filtered_Y = conv2(A, KGy, 'same');

%Calculate directions/orientations
arah = atan2 (Filtered_Y, Filtered_X);
arah = arah*180/pi;

pan=size(A,1);
leb=size(A,2);
%Adjustment for negative directions, making all directions positive

```

```

for i=1:pan
    for j=1:leb
        if (arah(i,j)<0)
            arah(i,j)=360+arah(i,j);
        end;
    end;
end;

arah2=zeros(pan, leb);

%Adjusting directions to nearest 0, 45, 90, or 135 degree
for i = 1 : pan
    for j = 1 : leb
        if ((arah(i, j) >= 0 ) && (arah(i, j) < 22.5) || (arah(i, j)
>= 157.5) && (arah(i, j) < 202.5) || (arah(i, j) >= 337.5) &&
(arah(i, j) <= 360))
            arah2(i, j) = 0;
        elseif ((arah(i, j) >= 22.5) && (arah(i, j) < 67.5) ||
(arah(i, j) >= 202.5) && (arah(i, j) < 247.5))
            arah2(i, j) = 45;
        elseif ((arah(i, j) >= 67.5 && arah(i, j) < 112.5) ||
(arah(i, j) >= 247.5 && arah(i, j) < 292.5))
            arah2(i, j) = 90;
        elseif ((arah(i, j) >= 112.5 && arah(i, j) < 157.5) ||
(arah(i, j) >= 292.5 && arah(i, j) < 337.5))
            arah2(i, j) = 135;
        end;
    end;
end;

%Calculate magnitude
magnitude = (Filtered_X.^2) + (Filtered_Y.^2);
magnitude2 = sqrt(magnitude);

BW = zeros (pan, leb);

%Non-Maximum Supression
for i=2:pan-1
    for j=2:leb-1
        if (arah2(i,j)==0)
            BW(i,j) = (magnitude2(i,j) == max([magnitude2(i,j),
magnitude2(i,j+1), magnitude2(i,j-1)]));
        elseif (arah2(i,j)==45)
            BW(i,j) = (magnitude2(i,j) == max([magnitude2(i,j),
magnitude2(i+1,j-1), magnitude2(i-1,j+1)]));
        elseif (arah2(i,j)==90)
            BW(i,j) = (magnitude2(i,j) == max([magnitude2(i,j),
magnitude2(i+1,j), magnitude2(i-1,j)]));
        elseif (arah2(i,j)==135)
            BW(i,j) = (magnitude2(i,j) == max([magnitude2(i,j),
magnitude2(i+1,j+1), magnitude2(i-1,j-1)]));
        end;
    end;
end;

BW = BW.*magnitude2;

```

```

%Hysteresis Thresholding
T_Low = T_Low * max(max(BW));
T_High = T_High * max(max(BW));

T_res = zeros (pan, leb);

for i = 1 : pan
    for j = 1 : leb
        if (BW(i, j) < T_Low)
            T_res(i, j) = 0;
        elseif (BW(i, j) > T_High)
            T_res(i, j) = 1;
            %Using 8-connected components
            elseif ( BW(i+1,j)>T_High || BW(i-1,j)>T_High ||
BW(i,j+1)>T_High || BW(i,j-1)>T_High || BW(i-1, j-1)>T_High || BW(i-
1, j+1)>T_High || BW(i+1, j+1)>T_High || BW(i+1, j-1)>T_High)
                T_res(i,j) = 1;
            end;
        end;
    end;

edge_final = uint8(T_res.*255);
%Show final edge detection result
figure(7), imshow(edge_final),title('Canny Operator');

%%
%ANN based on Canny operator (CYSA: Canny Operatörüne dayalı YSA)
%two degraded images(a reconstructed image by MRTWT and Canny
operator) as inputs
%the non-degraded image(original image) as the desired
output(target)

%ANN_Training
%Normalization
blurred_image2=output_mrtwt;
blurred_image2 = uint8(255 * mat2gray(blurred_image2));
blurred_image2=double(blurred_image2);
edge=(edge_final);
edge=double(edge);

input=(blurred_image2+edge)./2;
inputs=input./max(abs(input(:)));%Norm_Input =
Input/max(abs(Input(:)));

image1=ima;
image2=(image1)./max(abs(image1(:)));%Norm_Output =
Output/max(abs(Output(:)));

R2_Matrix=zeros(9,((size(image2,1)-2)*(size(image2,2)-2)));%input
matrix

S2_Matrix=zeros(1,((size(image2,1)-2)*(size(image2,2)-2)));%target
matrix
%Initialization of Weights
t=1;
for i=2:1:(size(image2,1)-1)
    for j=2:1:(size(image2,2)-1)

```

```

        R2_Matrix(1,t)=inputs(i-1,j-1);
        R2_Matrix(2,t)=inputs(i-1,j);
        R2_Matrix(3,t)=inputs(i-1,j+1);
        R2_Matrix(4,t)=inputs(i,j-1);
        R2_Matrix(5,t)=inputs(i,j);
        R2_Matrix(6,t)=inputs(i,j+1);
        R2_Matrix(7,t)=inputs(i+1,j-1);
        R2_Matrix(8,t)=inputs(i+1,j);
        R2_Matrix(9,t)=inputs(i+1,j+1);
        t=t+1;
    end
end

t=1;
for i=2:1:(size(image2,1)-1)
    for j=2:1:(size(image2,2)-1)
        S2_Matrix(1,t)=image2(i,j);
        t=t+1;
    end
end

%Here a three-layer feed-forward network is created.
%The first layer has 20 tansig neurons, the second layer has one
purelin neuron. The 'trainlm' network training function is to be
used.
%create feed forward neural net with one hidden layer, 20 nodes in
hidden layer, with tangent sigmoid as transfer function in hidden
layer and linear function for output layer.
%The hidden layer's job is to transform the inputs into something
that the output layer can use.

%Creat the ANN
net2 = newff(R2_Matrix,S2_Matrix, [20 1],{'tansig' 'purelin'},
'trainlm');

% training process
[net2,tr2] = train(net2,R2_Matrix,S2_Matrix);

%(trains the network with trainlm is a network training function
that updates weight and bias values according to Levenberg-Marquardt
optimization.)
%it is often the fastest backpropagation algorithm in the toolbox,
and is highly recommended as a first-choice supervised algorithm,
although it does require more memory than other algorithms.

% performance (on Training data)
Y2 = sim(net2, R2_Matrix);

t=1;
restored_image2=zeros(size(image2,1)-2,size(image2,2)-2);
for i=1:1:size(image2,1)-2
    for j=1:1:size(image2,2)-2
        restored_image2(i,j)=Y2(1,t);%restore image
        t=t+1;
    end
end
imwrite(blurred_image2,'blurred_image2.jpg');
```

```

imwrite(restored_image2,'restored_image2.jpg');
for i=1:1:(size(image2,1)-2)
    for j=1:1:(size(image2,2)-2)
        image5(i,j)=image2(i+1,j+1);%the desired output image
    end
end

%ANN_Testing
%Normalization
blurred_image2=output_mrtwt;
blurred_image2 = uint8(255 * mat2gray(blurred_image2));
blurred_image2=double(blurred_image2);
edge=(edge_final);
edge=double(edge);

input=(blurred_image2+edge)./2;
inputs=input./max(abs(input(:)));%Norm_Input =
Input/max(abs(Input(:)));

image1=ima;
image2=double(image1)./max(abs(image1(:)));%Norm_Output =
Output/max(abs(Output(:)));

R2_Matrix=zeros(9,((size(image2,1)-2)*(size(image2,2)-2)));%input
matrix

t=1;
for i=2:1:(size(image2,1)-1)
    for j=2:1:(size(image2,2)-1)
        R2_Matrix(1,t)=inputs(i-1,j-1);
        R2_Matrix(2,t)=inputs(i-1,j);
        R2_Matrix(3,t)=inputs(i-1,j+1);
        R2_Matrix(4,t)=inputs(i,j-1);
        R2_Matrix(5,t)=inputs(i,j);
        R2_Matrix(6,t)=inputs(i,j+1);
        R2_Matrix(7,t)=inputs(i+1,j-1);
        R2_Matrix(8,t)=inputs(i+1,j);
        R2_Matrix(9,t)=inputs(i+1,j+1);
        t=t+1;
    end
end
% performance
Y2 = sim(net2, R2_Matrix);

t=1;
restored_image2=zeros(size(image2,1)-2,size(image2,2)-2);
for i=1:1:size(image2,1)-2
    for j=1:1:size(image2,2)-2
        restored_image2(i,j)=Y2(1,t);%restore image
        t=t+1;
    end
end
figure(8),imshow(restored_image2),title('Canny Operatörüne dayalı
YSA');
imwrite(blurred_image2,'blurred_image2.jpg');
imwrite(restored_image2,'restored_image2.jpg');
for i=1:1:(size(image2,1)-2)
    for j=1:1:(size(image2,2)-2)

```

```

        image5(i,j)=image2(i+1,j+1);%the desired output image
    end
end

    plotregression(image5,restored_image2,'Regression')
%%
%Output
%Plot images
% %Original
% subplot(2,3,1)
% imshow(ima,[])
% title('Original Image')
figure(9)
%Radon Transform (RT)
% KRK      : Klasik Radon Dönüşümü
subplot(2,3,1)
imshow(output_rt,[])
title('KRK')

%Modified Radon Transform with Wavelet Transform(MRTWT)
% DDRD     : Dalgacık Dönüşümü ile Değiştirilmiş Radon Dönüşümü
subplot(2,3,2)
imshow(output_mrtwt,[])
title('DDRD')

%Modified Radon Transform with Wavelet Transform plus Median Filter
(MRTWTMF)
% MF       : Medyan filtresi
subplot(2,3,3)
imshow(output_mrtwtmf,[])
title('MF')

%Modified Radon Transform with Wavelet Transform plus Wiener Filter
(MRTWTWF)
% WF       : Wiener filtresi
subplot(2,3,4)
imshow(output_mrtwtwf,[])
title('WF')
%
%Modified Radon Transform with ANN (MRTWT_ANN)
% YSA     : Yapay Sinir Ağları
subplot(2,3,5)
imshow(restored_image,[])
title('YSA')

%Modified Radon Transform with ANN (MRTWT_ANN Canny Operator)
% CYSA    : Canny Operatörüne dayalı YSA
subplot(2,3,6)
imshow(restored_image2,[])
title('CYSA')
%The quality of reconstructed images is measured by PSNR & SSIM
A=double(ima); %Original image
B=double(output_rt); %reconstructed image(using Radon Transform)
C=double(output_mrtwt); %reconstructed image(using Radon Transform
with Wavelet Transform)
D=double(output_mrtwtmf); %reconstructed image(using Radon Transform
with Wavelet Transform plus Median Filter)

```

```
E=double(output_mrtwtwf); %reconstructed image(using Radon Transform
with Wavelet Transform plus Wiener Filter)
```

```
%PSNR & SSIM RT
rt_psnr=PSNR(A,B);
rt_ssim=SSIM(A,B);
```

```
%PSNR & SSIM MRTWT
mrtwt_psnr=PSNR(A,C);
mrtwt_ssim=SSIM(A,C);
```

```
%PSNR & SSIM MRTWTMF
mrtwtmf_psnr=PSNR(A,D);
mrtwtmf_ssim=SSIM(A,D);
```

```
%PSNR & SSIM MRTWTWF
mrtwtwf_psnr=PSNR(A,E);
mrtwtwf_ssim=SSIM(A,E);
```

```
%PSNR & SSIM MRTWTWF WITH ANN
mrtwtANN_psnr=PSNR(image4*255,restored_image*255);
mrtwtANN_ssim=SSIM(image4*255,restored_image*255);
```

```
%PSNR & SSIM MRTWTWF WITH ANN based on Canny Edge Detection
mrtwtANNCanny_psnr=PSNR(image5*255,restored_image2*255);
mrtwtANNCanny_ssim=SSIM(image5*255,restored_image2*255);
```

```
%image1 is an original image. In this case, image1=image2.Both of
them have 257x257pixels, but image1 has value between 0-255 while
image2 has value between 0-1.
%image4=image5=image2, they have same value 0-1 but image4 and
image5 has 255x255pixels.
%we need to convert it to 255x255 because restored image has
255x255pixels. That's why to evaluate PSNR and SSIM, we compare an
original image as "image4" or "image5" to distorted image as
"restored image".
```

myRT.m

```
function [proj_mat,D] = myRT(im,angles)

%Pad image
% [im_pad,D] = impad(im);
[im_pad,D] = impad(im,'diagonal',1); %set im_margin to 1

%Calculate projection
n = length(angles);
proj_mat = zeros(n,D);
% loop over the number of angles
for i = 1:n
    % rotate image
    im_rot = imrotate(im_pad,-angles(i),'bilinear','crop');
    proj_mat(i,:) = sum(im_rot,1);
end
```

myIRT_backprojection.m

```
function im_rec =
myIRT_backprojection(projmat_bp,angles,show_animation)
% Tomographic reconstruction using Back Projection (BP) algorithm.

if nargin < 3
    show_animation = false;
else
    figure('name','BP')
end
[m,n] = size(projmat_bp);
if length(angles) ~= m
    fprintf('Size of proj_mat is incorrect.\r')
    im_rec = [];
    return
end
im_rec = zeros(n);
for k = 1:m
    proj_vec = projmat_bp(k,:);
    im_rot = repmat(proj_vec/n,n,1);
    im_rot = imrotate(im_rot, angles(k), 'bilinear', 'crop');
    im_rec = im_rec+im_rot/m;
    %Debug
    if show_animation
        imshow(uint8(imscale(im_rec)))
        pause(0.01)
    end
end
end
```

mrtwt.m

```
function [r, l, m] = mrtwt(a, wname)
% MRTWT Modified Radon Transform with Wavelet Transform
%
% Input:
%   a      : image matrix of size P by P, P is a prime number
%   wname: wavelet name
%
% Output:
%   r: coefficients in a (P-1) by (P+1) matrix,
%       one column for each direction
%   l: structure of the wavelet decomposition that is
%       needed for reconstruction
%   m: normalized mean value of the image

if ndims(a) ~= 2
    error('Input must be a matrix of 2 dimensions');
end
[p, q] = size(a);
if (p ~= q) | ~isprime(p)
    error('Input must be a P by P matrix, P is a prime number')
end

% Subtract the DC component
m = mean(a(:));
a = a - m;
```

```

% Normalize for unit norm
m = p * m;

% Radon transform
ra = rt(a);

% 1D wavelet transform at each column of the Radon transform
% -> "MRTWT". Care is taken for the non-dyadic size to ensure
% orthonormal condition

if isdyadic(p - 1)
    % Number of wavelet decomposition levels
    n = log2(p - 1);

    % Make sure using the periodic extension mode
    st = dwtmode('status', 'nodisp');
    if ~strcmp(st, 'per')
        dwtmode('per');
    end

    % Take wavelet transform at each direction except the last
    coefficients
    [r, l] = wavedecc(ra(1:end-1, :), n, wname);

    % Incorporate the Radon coefficient to the wavelet approx.
    coeff
    r(1, :) = (r(1, :) - sqrt(p-1) * ra(end, :)) / sqrt(p);
else
    error('Have not support this size of image yet!');
end
%-----%
% Internal Function(s)
%-----%
function id = isdyadic(n)
% True for dyadic (power of two) number

l = log2(n);

if (l == round(l)) & (l > 0)
    id = 1;
else
    id = 0;
end
%-----%

imrtwt.m

function a = imrtwt(r, l, m, wname)
% IMRTWT Inverse Modified Radon Transform with Wavelet Transform
% Input:
%   r: coefficients in a (P-1) by (P+1) matrix,
%       one column for each direction
%   l: structure of the wavelet decomposition that is
%       needed for reconstruction
%   m: normalized mean value of the image
%   wname: wavelet name

```

```

%
% Output:
%   a:   reconstructed image

p = size(r, 2) - 1;
if (size(r, 1) ~= (p - 1)) | ~isprime(p)
    error('coefficients must be in a (P-1) by (P+1) matrix.');
```

```

end

% Back to Radon domain by inverting the wavelet transform.
% By definition, Radon coefficients should have zero mean
% at each direction

ra = zeros(p, p + 1);

if isdyadic(p - 1)
    % Number of wavelet decomposition levels
    n = log2(p - 1);

    % Recorrect the wavelet approx. coefficients
    r(1, :) = sqrt(p) * r(1, :) / p;

    % Make sure using the periodic extension mode
    st = dwtmode('status', 'nodisp');
    if ~strcmp(st, 'per')
        dwtmode('per');
    end

    % Inverse the wavelet transform
    ra(1:end-1, :) = waverecc(r, 1, wname);

    % Compute the last Radon coefficients
    ra(end, :) = -sqrt(p-1) * r(1, :);

else
    error('Have not support this size of image yet!');
end

% Inverse the Radon transform with the mean corrected
a = irt(ra, 0);

% Add back the DC component
a = a + m / (size(r, 2) - 1);
%-----%
% Internal Function(s)
%-----%
function id = isdyadic(n)
% True for dyadic (power of two) number
l = log2(n);
if (l == round(l)) & (l > 0)
    id = 1;
else
    id = 0;
end
end
%-----%

```

medFilter.m

```
function M=medFilter(f)

[r,c]=size(f);
for i=1:r
    for j=1:c
        ip=i+1;
        im=i-1;
        jm=j-1;
        jp=j+1;
        if(im<1)
            im=i;
        elseif (ip>r)
            ip=i;
        end
        if(jm<1)
            jm=j;
        elseif (jp>c)
            jp=j;
        end
        W=[f(i,j) f(i,jm) f(i,jp) f(ip,j) f(im,j) f(im,jm) f(ip,jm)
            f(ip,jp) f(im,jp)];
        m=median(W);
        M(i,j)=m;
    end
end
end
```

PSNR.m

```
function PSNR=PSNR(A,B)

[row col]=size(A);
mseimg = (double(A)-double(B)).^ 2;
mse=sum(mseimg(:))/(row*col);
PSNR = 20*log10(max(max(max(A))))-10*log10(mse);
disp(['PSNR = ', num2str(PSNR), 'dB.'])

end
```

SSIM.m

```
function ssim = SSIM(originalImage,reconstructedImage)

window = fspecial('gaussian', 11, 1.5);%using Gaussian filter 11x11
with standard deviation 1,5

k1=0.01;% scalar constant 1

k2=0.03;% scalar constant 2

L=255;%level

C1 = (k1*L)^2;%small constant 1 is used to avoid a null denominator
```

```

C2 = (k2*L)^2;% small constant 2 is used to avoid a null denominator

window = window/sum(sum(window));

mu1    = filter2(window, originalImage, 'valid');%mean value of img1

mu2    = filter2(window, reconstructedImage, 'valid');%mean value of
img2

mu1_sq = mu1.*mu1;%mean square of img1

mu2_sq = mu2.*mu2;%mean square of img2

mu1_mu2 = mu1.*mu2;%mean value of img1 and img2

sigma1_sq = filter2(window, originalImage.*originalImage, 'valid') -
mu1_sq;%varian value of img1

sigma2_sq = filter2(window, reconstructedImage.*reconstructedImage,
'valid') - mu2_sq;%varian value of img2

sigma12 = filter2(window, originalImage.*reconstructedImage,
'valid') - mu1_mu2;%covarian of img1 dan img2

ssim_map = ((2*mu1_mu2 + C1).*(2*sigma12 + C2))./((mu1_sq + mu2_sq +
C1).*(sigma1_sq + sigma2_sq + C2));

ssim = mean2(ssim_map); % to evaluate the perceived image quality
between x and y

disp(['ssim = ', num2str(ssim)])
end

```

EK B: Şekiller

Akciğer tomografisi

KRD



DDRD



MF



WF



YSA

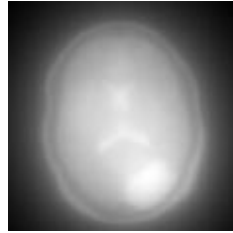


CYSA

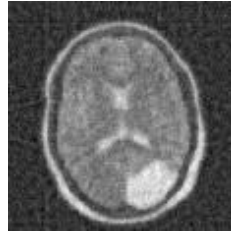


Beyin tomografisi

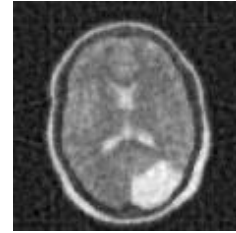
KRD



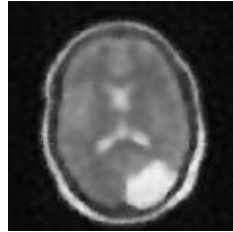
DDRD



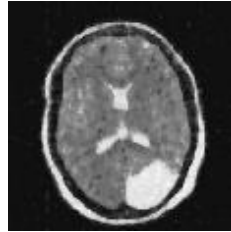
MF



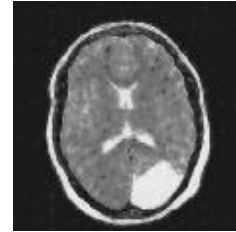
WF



YSA

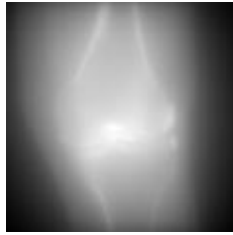


CYSA

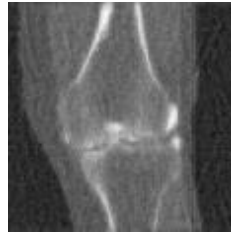


Diz tomografisi

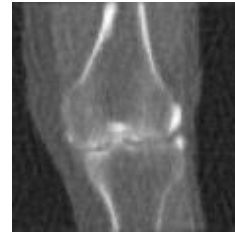
KRD



DDR



MF



WF



YSA



CYSA



Karın tomografisi

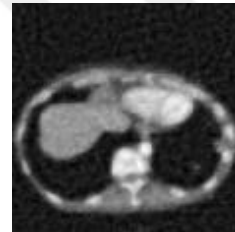
KRD



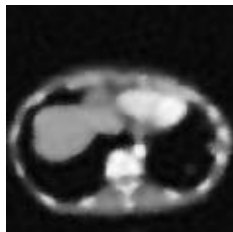
DDR



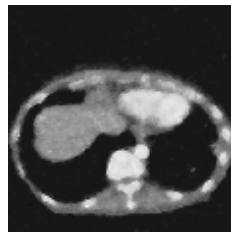
MF



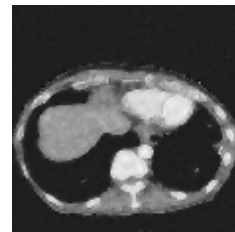
WF



YSA



CYSA

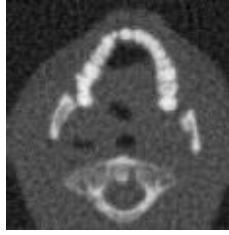


Yüz tomografisi

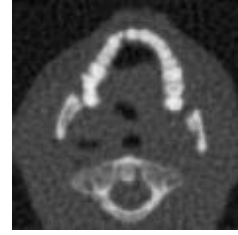
KRD



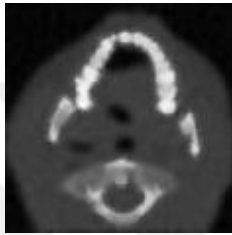
DDR



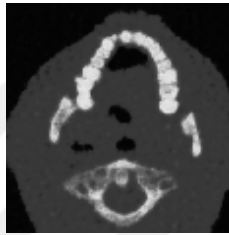
MF



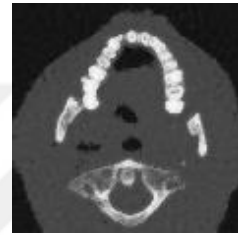
WF



YSA



CYSA

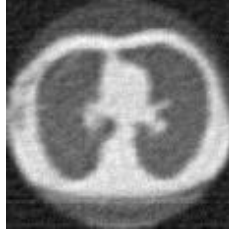


Gürültülü akciğer tomografisi

KRD



DDR



MF



WF



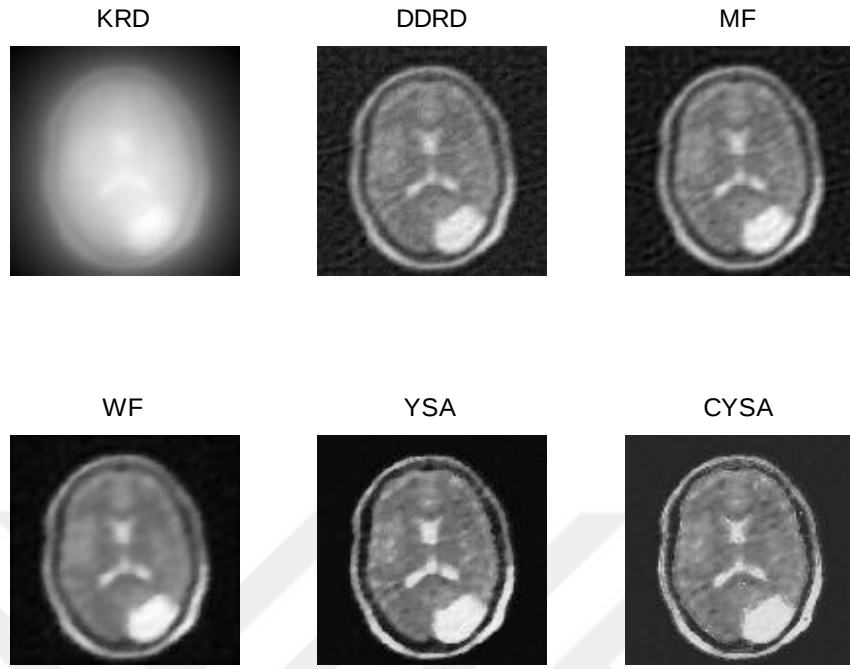
YSA



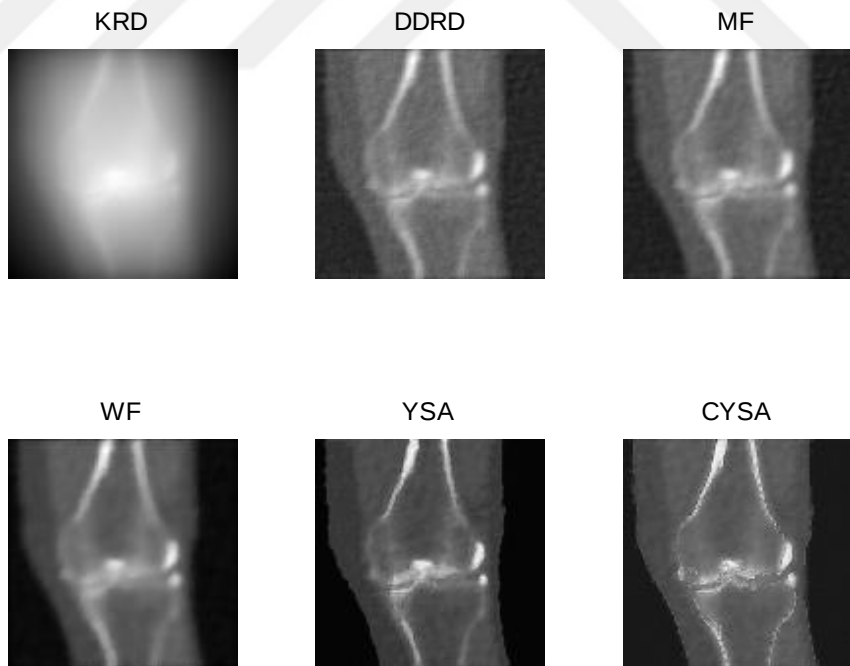
CYSA



Gürültülü _beyin tomografisi



Gürültülü _diz tomografisi



Gürültülü _karın tomografisi

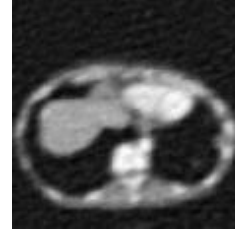
KRD



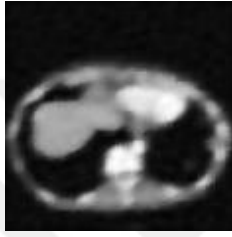
DDRD



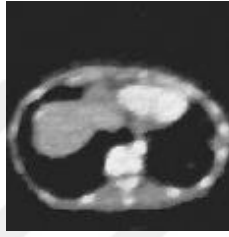
MF



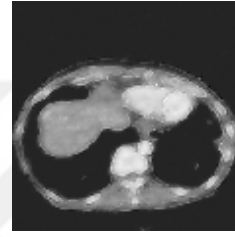
WF



YSA



CYSA

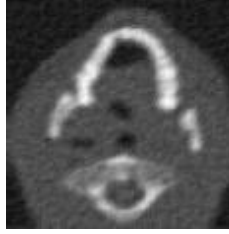


Gürültülü _yüz tomografisi

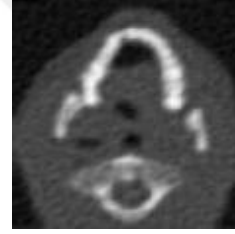
KRD



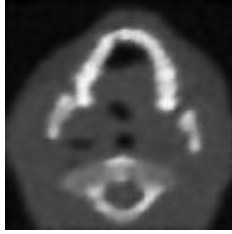
DDRD



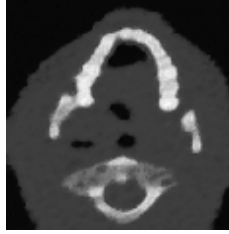
MF



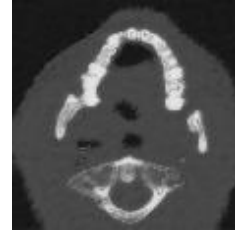
WF



YSA



CYSA



Not:

KRD	: Klasik Radon Dönüşümü
DDRD	: Dalgacık Dönüşümü ile Değiştirilmiş Radon Dönüşümü
MF	: Medyan filtresi
WF	: Wiener filtresi
YSA	: Yapay Sinir Ağları
CYSA	: Canny Operatörüne dayalı YSA



ÖZGEÇMİŞ

Mutia Hanum, 27.08.1991’da Endonezya’da doğdu. İlk, orta, lise ve lisans eğitimini Endonezya’da tamamladı. 2009 yılında başladığı Syiah Kuala Üniversitesi Elektrik Mühendisliği Bölümü’nden 2013 yılında mezun oldu. 2014 yılında Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında lisansüstü eğitime hak kazandı. İlk yılında TÖMER programı ile Türkçe dil eğitimini başarıyla tamamladıktan sonra 2015 yılında yüksek lisans eğitime başladı.