T.C.
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ-CERRAHPAŞA
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ANALOG GÖRÜNTÜ İŞLEME ile TÜM DEVRE UYGULAMALARI

Büşra HASILCI

DANIŞMAN
Prof. Dr. Fırat KAÇAR

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Programı

Haziran, 2022

TEZ KABUL VE ONAYI

Büşra HASILCI tarafından, **Prof. Dr. Fırat KAÇAR** danışmanlığında hazırlanan **"ANALOG GÖRÜNTÜ İŞLEME ile TÜM DEVRE UYGULAMALARI"** başlıklı bu çalışma, jürimiz tarafından **27/06/2022** tarihinde yapılan sınav sonucunda **oy birliği** ile başarılı bulunarak **Yüksek Lisans Tezi** olarak kabul edilmiştir.

Tez Jürisi

		İmza	**Sonuç**
DANIŞMAN	Prof. Dr. Fırat KAÇAR İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı		☒ Kabul ☐ Ret
ÜYE	Doç. Dr. Abdurrahim AKGÜNDOĞDU İstanbul Üniversitesi- Cerrahpaşa Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı		☒ Kabul ☐ Ret
ÜYE	Doç. Dr. Yunus BABACAN Erzincan Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı		☒ Kabul ☐ Ret

BEYAN

Bu tez çalışmasının kendi çalışmam olduğunu, tezin planlanmasından yazımına kadar bütün aşamalarda etik dışı davranışımın olmadığını, bu tezdeki bütün bilgileri akademik ve bilimsel etik kuralları içinde elde ettiğimi, bu tez çalışmasıyla elde edilmeyen bütün bilgi ve yorumlara kaynak gösterdiğimi ve bu kaynakları da kaynaklar listesine aldığımı, yine bu tezin çalışılması ve yazımı sırasında patent ve telif haklarını ihlal edici bir davranışımın olmadığını ve her türlü hukuki sorumluluğu aldığımı kabul ederim.

Büşra HASILCI

(İmza)

Aileme ithaf ediyorum…

BÜTÇE DESTEKLERİ

ANALOG GÖRÜNTÜ İŞLEME ile TÜM DEVRE UYGULAMALARI

Bu tez çalışması için herhangi bir kurumdan bütçe desteği alınmamıştır.

TEŞEKKÜR

Elektrik Elektronik Mühendisliği alanında Dünya'nın en saygın kurumları tarafından kabul edilen, özgün bilimsel içerikli başarılı yayınları ve bilimsel makale araştırma motivasyonuyla lisansüstü akademik hayatıma ışık tutan, kendisine ne zaman danışsam bana kıymetli zamanını ayırıp, faydalı olabilmek için elinden gelenin fazlasını sunan, gelecekteki mesleki hayatımda akademik bilimsel yayınlarını referans göstereceğim saygıdeğer danışman hocam Sn. Prof. Dr. Fırat KAÇAR'a; analog görüntü işleme alanındaki değerli bilgi birikimi ve tecrübelerini benimle paylaşan Doç. Dr. Melih YILDIRIM'a, sonsuz sevgi, özveri ve güvenlerine tüm kalbimle inandığım çok değerli aileme en içten dileklerimle teşekkür ederim.

Haziran 2022 Büşra HASILCI

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

TEZ KABUL VE ONAYI ..... **ii**
BEYAN ..... **iii**
BÜTÇE DESTEKLERİ ..... **v**
TEŞEKKÜR ..... **vi**
İÇİNDEKİLER ..... **vii**
ŞEKİL LİSTESİ ..... **x**
TABLO LİSTESİ ..... **xiii**
SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ ..... **xiv**
ÖZET ..... **xv**
ABSTRACT ..... **xvii**
1. GİRİŞ **1**
2. KAVRAMSAL ÇERÇEVE **4**
2.1. ANALOG GÖRÜNTÜ İŞLEME SİNYALLERİ 4
2.2. BİR BOYUTLU SİNYAL 4
2.3. İKİ BOYUTLU SİNYAL 4
2.4. ÜÇ BOYUTLU SİNYAL 5
2.5. RENKLİ GÖRÜNTÜ 6
3. ÖZNİTELİK ÇIKARMA **8**
3.1. CMOS AKIM TAŞIYICI 8
3.2. POZİTİF AKIM TAŞIYICI DEVRESİ (CCII+) 10
3.3. NEGATİF AKIM TAŞIYICI DEVRESİ (CCII-) 11
3.4. AKIM TAŞIYICININ ÇALIŞMA PERFORMANSI 11
3.5. ANALOG CCII TABANLI KENAR ALGILAMA DEVRESİ 17
3.6. ANALOG DİJİTAL DÖNÜŞTÜRÜCÜ 22
4. TIBBİ GÖRÜNTÜ İŞLEME **25**
4.1. TIBBİ GÖRÜNTÜ İŞLEMENİN TEMEL ALANLARI 26
4.2. TIBBİ GÖRÜNTÜ İŞLEMEDE KONU KATEGORİLERİNİN YAPISAL SINIFLANDIRMASI 26

4.3. VERİ TOPLAMA 27
4.4. GÖRÜNTÜ GÜRÜLTÜSÜ 27
4.5. GÖRÜNTÜ HESAPLAMA 27
4.6. İYİLEŞTİRME 28
4.7. GÖRÜNTÜ ANALİZİ 28
4.8. GÖRSELLEŞTİRME 29
4.9. GÖRÜNTÜ KALİTESİ METRİKLERİNİ KULLANARAK GÜRÜLTÜNÜN ÖLÇÜLMESİ 29
4.10. GÜRÜLTÜ ÇEŞİTLERİ 30
4.11. AMPLİFİKATÖR GÜRÜLTÜSÜ (GAUSS GÜRÜLTÜSÜ) 31
4.12. TUZ-BİBER GÜRÜLTÜSÜ 31
4.13. POİSSON GÜRÜLTÜSÜ 31
4.14. BENEK (SPECKLE) GÜRÜLTÜSÜ 32
5. YÖNTEM 33
5.1. GÖRÜNTÜ FİLTRELEME YÖNTEMLERİ 33
5.2. GAUSS FİLTRE 33
5.3. MEDYAN FİLTRE 34
5.4. WİENER FİLTRE 35
5.5. MİNİMUM FİLTRE 36
5.6. MAKSİMUM FİLTRE 36
6. BULGULAR 38
6.1. KENAR ALGILAMA YÖNTEMLERİ 38
6.2. GÖRÜNTÜ İŞLEME SÜRECİNDEKİ İŞLEM ADIMLARI 39
6.3. TEMEL BİLEŞENLER ANALİZİ (PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS) 40
6.4. MİNİMUM – MAKSİMUM NORMALİZASYONU (FEATURE SCALING) 41
6.5. STANDART SKOR (Z-SKOR) 42
6.6. ANALOG BEYİN MR GÖRÜNTÜSÜNÜN GÜRÜLTÜ ANALİZİ SİMÜLASYON SONUÇLARI 44
6.7. ROBERT KENAR TESPİT ALGORİTMASI 52
6.8. CANNY KENAR TESPİT ALGORİTMASI 53
6.9. SOBEL KENAR TESPİT ALGORİTMASI 53
6.10. PREWITT KENAR TESPİT ALGORİTMASI 54
6.11. MORFOLOJİK İŞLEMLER 58
7. TARTIŞMA 59
8. SONUÇ VE ÖNERİLER 60

KAYNAKLAR **62**
ETİK KURUL İZİN YAZISI **65**
KURUM İZNİ YAZILARI **66**
ÖZGEÇMİŞ **67**

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa No

Şekil 2.1: Bir boyutlu sinyal. 4

Şekil 2.2: İki boyutlu görüntü sinyali. 5

Şekil 2.3: Üç boyutlu sinyal [6]. 5

Şekil 2.4: Beyin MR görüntüsünün bilgisayar ekranında oluşturulması. 6

Şekil 3.1: Akım taşıyıcı sembolü [10]. 9

Şekil 3.2: a) CCII+ türden CMOS ikinci nesil akım taşıyıcıların akım taşıyıcı devre sembolü, CCII- türden CMOS ikinci nesil akım taşıyıcıların akım taşıyıcı devre sembolü [10]. 9

Şekil 3.3: Pozitif (evirmeyen) türden akım taşıyıcı devresi [10]. 10

Şekil 3.4: Negatif (eviren türden) akım taşıyıcı devresi [10]. 11

Şekil 3.5: R'nin farklı değerleri için DC geçiş eğrisi (lineer değişim bölgesi). 13

Şekil 3.6: Farklı RX değerleri için frekans eğrileri. 13

Şekil 3.7: CMOS tekniği ile gerçekleştirilen CCII+ ve CCII- yapıları, Örnek-1 [10]. 14

Şekil 3.8: CMOS tekniği ile gerçekleştirilen CCII+ ve CCII- yapıları, Örnek-2 [10]. 15

Şekil 3.9: CMOS tekniği ile gerçekleştirilen CCII+ ve CCII- yapıları, Örnek-3 [10]. 16

Şekil 3.10: Analog görüntü işleme kenar algılama tümdevre tasarımı [33]. 18

Şekil 3.11: CCII+ devresinin zoom yapılmış hali. 19

Şekil 3.12: CCII- devresinin zoom yapılmış hali. 20

Şekil 3.13: Karşılaştırıcı devre. 20

Şekil 3.14: İyi huylu tümörlerin analog kenar işleme devresiyle kenar tespiti. 21

Şekil 3.15: Kötü huylu tümörlerin analog kenar işleme devresiyle kenar tespiti. 22

Şekil 3.16: a) Entegre CMOS alıcısının blok diyagramı [13], b) Önerilen CMOS alıcısının blok şeması [14]. 23

Şekil 3.17: Önerilen düşük-IF ΣΔ ADC'nin blok şeması [14]. 23

Şekil 4.1: Veri toplama sürecinin genel blok diyagramı. 28

Şekil 5.1: Çeşitli Gauss çekirdeklerinin karşılaştırılması. 34

Şekil 5.2: Analog görüntü işleme tabanlı kenar algılama devresinin MR için akış diyagramı. 37

Şekil 6.1: Temel bileşenler analizi. 40

Şekil 6.2: Normalizasyon işlemi. 42

Şekil 6.3: Normal dağılım [34]. 43

Şekil 6.4: Standart skor yöntemi. 43

Şekil 6.5: (a) Beyin MR görüntüsü [35] (b) gri seviye dönüşümü (c) % 5 tuz biber gürültülü MR görüntüsü (d) Wiener filtre (e) Medyan filtre (f) Gauss filtre (g) Minimum filtre (h) Maksimum filtre. 44

Şekil 6.6: (a) Beyin MR görüntüsü (b) gri seviye dönüşümü (c) % 10 Tuz biber gürültülü MR görüntüsü (d) Wiener filtre (e) Medyan filtre (f) Gauss filtre (g) Minimum filtre (h) Maksimum filtre. 45

Şekil 6.7: (a) Beyin MR görüntüsü (b) gri seviye dönüşümü (c) % 15 Tuz biber gürültülü MR görüntüsü (d) Wiener filtre (e) Medyan filtre (f) Gauss filtre (g) Minimum filtre (h) Maksimum filtre. 46

Şekil 6.8: (a) Beyin MR görüntüsü (b) gri seviye dönüşümü (c) % 5 Gauss gürültülü MR görüntüsü (d) Wiener filtre (e) Medyan filtre (f) Gauss filtre (g) Minimum filtre (h) Maksimum filtre. 47

Şekil 6.9: (a) Beyin MR görüntüsü (b) gri seviye dönüşümü (c) % 10 Gauss gürültülü MR görüntüsü (d) Wiener filtre (e) Medyan filtre (f) Gauss filtre (g) Minimum filtre (h) Maksimum filtre. 48

Şekil 6.10: (a) Beyin MR görüntüsü (b) gri seviye dönüşümü (c) % 15 Gauss gürültülü MR görüntüsü (d) Wiener filtre (e) Medyan filtre (f) Gauss filtre (g) Minimum filtre (h) Maksimum filtre. 49

Şekil 6.11: (a) Beyin MR görüntüsü (b) gri seviye dönüşümü (c) % 5 Benek gürültülü MR görüntüsü (d) Wiener filtre (e) Medyan filtre (f) Gauss filtre (g) Minimum filtre (h) Maksimum filtre. 50

Şekil 6.12: (a) Beyin MR görüntüsü (b) gri seviye dönüşümü (c) % 10 Benek gürültülü MR görüntüsü (d) Wiener filtre (e) Medyan filtre (f) Gauss filtre (g) Minimum filtre (h) Maksimum filtre. 51

Şekil 6.13: (a) Beyin MR görüntüsü (b) gri seviye dönüşümü (c) % 15 Benek gürültülü MR görüntüsü (d) Wiener filtre (e) Medyan filtre (f) Gauss filtre (g) Minimum filtre (h) Maksimum filtre. 52

Şekil 6.14: Sobel operatörü [36]. 53

Şekil 6.15: Gradyan operatörleri (a) Roberts çapraz operatörü (b) 3x3 Prewitt operatörü (c) Sobel operatörü (d) 4x4 Prewitt operatörü [36]. 54

Şekil 6.16: Beyin MR görüntülerine ait kenar algılama simülasyonları. 56

Şekil 6.17: Beyin MR görüntülerine ait kenar algılama simülasyonları. 57

TABLO LİSTESİ

Sayfa No

Tablo 2.1: Bazı renklere ait RGB değerleri. 7

Tablo 3.1: CCII+ analog devre blogunda kullanılan 180 nm transistör parametreleri. 20

Tablo 3.2: CCII - analog devre bloğunda kullanılan TSMC CMOS 0.18 μm teknolojisi kullanılarak simüle edilmiştir (180 nm transistör parametreleri). 21

Tablo 3.3: Analog dijital dönüştürücü. 24

SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ

Kısaltmalar	Açıklama
CCII	: Second Generation Current Conveyor
CCII +	: Second Generation Inverting Current Conveyor
CCII -	: Second Generation Noninverting Current Conveyor
CMOS	: Complementary Metal Oxide Semiconductor
MOS	: Metal Oxide Semi-conductor Field Effect
NMOS	: N channel MOSFET Transistor
PMOS	: P channel MOSFET Transistor

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ANALOG GÖRÜNTÜ İŞLEME ile TÜM DEVRE UYGULAMALARI

Büşra HASILCI

İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Programı

Danışman : Prof. Dr. Fırat KAÇAR

Dünyada klinik uzmanlarının en çok kaydedilen vakalar arasında gösterdiği beyin tümörleri her yıl 400000'den fazla kişi için hayati öneme sahiptir. Gelişmiş ülkeler de dahil olmak üzere vakaların son otuz yılda dikkate değer oranda artış göstermesi araştırmacıların beyin tümörlerine ilgisini her geçen gün arttırmaktadır. Beyin nefes alma, sıcaklık, beslenme, görme, düşünme ve hafıza olmak üzere vücutta her süreci kontrol eden oldukça karmaşık bir organdır. Bu nedenle, beyinde kontrolsüz olarak büyüyen tümörlerin tipinin doğru tespiti, tedavi süreci için son derece önemlidir. Radyasyon içermeyen en güvenilir görüntüleme tekniklerinden biri olduğu için özellikle beyin tümörü teşhislerinde beyin MR görüntülerine başvurulur. Bu süreçte, beyin MR görüntülerinin yüksek çözünürlükte işlenerek istenmeyen gürültülerin giderilmesi beyin tümörü teşhisinde klinik uzmanlarına önemli avantaj sağlamaktadır.

Bu tez çalışmasında, beyin tümörlerinin kenarlarını ve yerini yüksek doğruluk oranıyla tespit eden CCII tabanlı analog görüntü işleme tümdevre mimarisi sunulmuştur. Analog görüntü işleme karakteristiğine sahip sunulan bu devre mimarisiyle beyin MR görüntülerinde kenar algılama özelliği başarıyla gerçekleştirilmiştir. CCII tabanlı analog görüntü işleme tümdevresi, ADC kullanarak klinik uzmanlarının yüksek kalitede kolaylıkla değerlendirebileceği dijital bir mimariye dönüştürülür. Bu mimari tasarımında, beyin MR görüntülerine filtreleme işlemi uygulanarak görüntü kalitesinin arttırılmış formu elde edilmiştir. Beyin MR görüntülerinin kalitesini artırmak amacıyla Matlab SIMULINK'te %5, %10, %15 oranında gürültü eklenmiştir. Eklenen gürültüleri bastırmak için Wiener filtre, Medyan filtre, Gauss filtre, Maksimum filtre ve Minimum filtre kullanılarak filtreleme işlemi gerçekleştirilmiştir. ADC

kullanılarak dijital bir görüntü işleme tümdevre niteliği kazanan CCII tabanlı analog kenar algılama tümdevresine; Sobel, Prewitt, Canny ve Robert kenar algılama algoritmaları kullanılmıştır. Beyin MR görüntüleri bu kenar algılama algoritmaları kullanılarak analiz edilmiştir. Simülasyon sonuçları, CCII tabanlı analog görüntü kenar algılama devresinin yüksek performans ve hız nedeniyle, sinyal işleme uygulamalarının MR görüntülerinin beyin tümörü tespitinde yüksek bir performans sağladığını göstermektedir.

Bu tez çalışmasında hem analog hem de dijital görüntü işleme teknikleri kullanılarak kenar algılama ile filtreleme işlemleri gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmada 16x16 piksel beyin tümörü olan hastalara ait MR görüntüleri kullanılarak gerçekleştirilen görüntü işleme uygulamaları sayesinde beyin görüntüsünün detaylı bir analizi yapılmıştır. Tez çalışmasının tamamında yapılan analiz sonuçları beklenen sonuçlar ile uyumlu olarak başarıyla elde edilmiştir.

Haziran 2022 , 85 sayfa.

Anahtar kelimeler: MRI Beyin Görüntüsü, CMOS Akım Taşıyıcı Devre Topolojisi, Analog Görüntü Kenar Algılama Mimarisi, ADC, Yüksek Çözünürlük, Filtreleme

ABSTRACT

M.Sc. THESIS

INTEGRATED CIRCUIT APPLICATIONS with ANALOG IMAGE PROCESSING

Büşra HASILCI

İstanbul University-Cerrahpaşa

Institute of Graduate Studies

Department of Electrical and Electronics Engineering

Electrical and Electronics Engineering Program

Supervisor : Prof. Dr. Fırat KAÇAR

Brain tumors, which are among the most recorded cases by clinical experts in the world, are of vital importance for more than 400,000 people every year. The remarkable increase in cases in the last thirty years, including in developed countries, increases the interest of researchers in brain tumors day by day. The brain is a highly complex organ that controls every process in the body, including breathing, temperature, nutrition, vision, thinking, and memory. Therefore, the correct determination of the type of tumors that grow uncontrollably in the brain is extremely important for the treatment process. Because it is one of the most reliable imaging techniques that does not contain radiation, brain MR images are used especially in brain tumor diagnosis. In this process, removing unwanted noise by processing brain MR images with high resolution provides a significant advantage to clinicians in the diagnosis of brain tumors.

In this thesis, CCII-based analog image processing IC architecture that detects the edges and location of brain tumors with high accuracy is presented. Edge detection has been successfully achieved in brain MR images with this circuit architecture, which has analog image processing characteristics. Using the ADC, the CCII-based analog image processing IC is converted into a digital architecture that clinicians can easily evaluate at high quality. An enhanced form of image quality has been obtained by applying filtering to brain MR images in this architectural design. To improve the quality of brain MR images, 5%, 10%, and 15% noise has been added in Matlab SIMULINK. Filtering was carried out using Wiener filter, Median filter, Gaussian

filter, Maximum filter, and Minimum filter to suppress the added noises. CCII-based analog edge detection IC, which becomes a digital image processing IC using ADC; Sobel, Prewitt, Canny, and Robert edge detection algorithms were used. Brain MR images were analyzed using these edge detection algorithms. The simulation results show that signal processing applications provide high performance in brain tumor detection of MR images due to the high performance and speed of the CCII-based analog image edge detection circuit.

June 2022, 85 pages.

Keywords: MRI Brain Image, CMOS Current Carrier Circuit Topology, Analog Image Edge Sensing Architecture, ADC, High Resolution, Filtering

1. GİRİŞ

Son yıllarda yapay zeka teknolojilerinin hızlı yükselişiyle birlikte nöromorfik bilgisayarlar 1980'lerden sonraki süreçte mühendisliğin vazgeçilmez odak noktalarından biri haline gelmiştir. Yapay zeka ile birlikte insan beyninden ilham alınarak oluşturulması hedeflenen işlemcilerin sahip olduğu önem, bu odak noktasının asıl kaynağını oluşturmaktadır. Bu süreçte yapay sinir ağları, makine öğrenmesi ve derin öğrenme alanları alanları popülarite kazanırken gerek sinir ağı hesaplamaları için, gerek yapay sinir ağlarına benzerliğiyle heyecan uyandıran nöromorfik hesaplamalar için donanımlar geliştirilmeye başlanmıştır. Bu yapılar insan beyninin çalışmasını simüle etme görevini gerçekleştirmeyi hedeflemektedir. Pek çok araştırmacının da makinelerin geleceği olarak yorumladığı nöromorfik tasarımlar, normalde veri transferini pahalı hale getiren hafıza ve işlem elemanlarının ayrık oluşunu, hafıza içinde hesaplama metodu ile kolay hale getirmektedir. Zira geleneksel bilgisayar çiplerinin aksine nöromorfik çiplerin her biri birçok işlemci barındırmakta, yani işlemcilerini ve hafızalarını ayrı konumlarda tutmamaktadır. Elektroniğin gelişimi ile birlikte transistörlerin ve özellikle de analog tranzistörlerin nöronların yapısını yansıttığı gözlemlenmiştir. Böylelikle beyin simülasyonlarının diğer uygulamalara göre çok daha az güç tüketmesini ve daha hızlı çalışmasını olanaklı kılan nöromorfik devre tasarımları ve görüntü işleme uygulamaları ön plana çıkmıştır. Analog elektronik uygulamaları tümdevre yapılarının oluşturulmasında, yüksek performanslı çözümler üreten akım modlu sinyal işleme devreleri her geçen gün daha fazla dikkatleri üzerine çekmektedir. Özellikle son yıllarda analog işaret işleyen devrelerin tasarımında, akım modlu devre elemanları üzerine yapılan bilimsel çalışmalar, kayda değer sonuçlar ortaya koymaktadır. Akım modlu sinyal işleme yaklaşımı, düşük gerilim ve güç tüketimi gerektiren durumlarda, yüksek duyarlıklı direnç ve kapasite gereksinimi olmadığı için gerilim modlu sinyal işleme yaklaşımına karşı avantajlara sahiptir. Akım modlu sinyal işleme tekniğinin seçilmesinin bir nedeni de resim algılayıcıları, sıcaklık ve biyomedikaldeki sinyal kaynaklarının akım olmasıdır. Literatürde akım modlu sinyal işleme devrelerinin kullanımının ön plana çıkması birçok araştırmacının ilgi odağı olmuştur.

Kaçar ve Yıldırım [1] çalışmasında Laplacian filtre tabanlı analog görüntü işleme sağlayan biyolojik olarak esinlenilmiş benzersiz bir retina devre mimarisi sunulmuştur. Sadece MOS transistörlerden oluşan, retinayı taklit eden ve Laplacian filtre tabanlı konvolüsyon işlemi yapılarak oluşturulan benzersiz tasarıma ait üç davranış da aynı devre mimarisi ile ilk kez başarılı oldu.

Soell ve arkadaşlarının çalışmasında [2] kenar veya işaret tespiti ihtiyacı olan akıllı kamera uygulamaları için akıllı bir analog görüntü sensör sistemi sunmaktadır. Sistem, bir 3×3 okumalı CMOS görüntü sensörü, bir analog Sobel aşaması ve çekilen fotoğrafta kenarlar mevcut olan 1 bitlik bir görüntüyü hesaplamak için işlemsel yükselteçler ve karşılaştırıcılar gibi ek devrelerden oluşur.

Yıldırım çalışmasında [3], görüntüdeki Salt and Pepper (S&P) gürültüsünü gidermek için bir yazılım yerine analog devre tasarımı kullanmıştır.

Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRG), insan vücudunun yüksek standartlı görüntülerini oluşturmak için klinik uzmanları tarafından en çok kullanılan görüntüleme teknikleri içerisinde vazgeçilmez bir öneme sahiptir. Beyin tümörü, beyindeki hücrelerin kontrolsüz bir şekilde büyümesi sonucunda meydana gelir. Beyin tümörünün kısa zamanda, doğru bir şekilde teşhis edilmesi hastaların yaşam kalitesini arttırır. Bu açıdan MR görüntüsünün yüksek kalitede oluşturulması ve görüntüdeki mevcut gürültülerin bastırılması kritik bir öneme sahiptir. Bu tez çalışmasında önerilen analog görüntü işleme mimarisi, beyin MR görüntüleri için klinik çalışmalarda hızlı etiket oluşturularak, doğru teşhis etkinliğini arttıran gürültüden arındırılmış yüksek kaliteli beyin MR görüntüsü sunmaktadır. Analog görüntü işleme karakteristiğine sahip bu devre uygulamasıyla kenar algılama metotları başarılı bir şekilde gerçekleştirilmiştir. Sunulan analog tümdevre mimarisi sayesinde, görüntüdeki kenarların korunmasıyla birlikte kullanılan elektronik filtrelerle gürültüler üzerinde oluşan istenmeyen gürültüler elimine edilmiştir. Beyin MR görüntüleri yüksek kalitede elde edilerek klinik uzmanlarının bilgisine sunulmuştur. Literatürde kenar algılama için önerilen klasik teknikler ve kümeleme teknikleri olmak üzere birçok teknikle bulunmakla birlikte tıbbi görüntülerde kenar algılama uygulamaları incelenmiştir. MRG taramaları, kanser, felç ve kalp ve damar hastalığı olmak üzere birçok hastalığa doğru teşhis yöntemi olarak kullanılabilir. MRG görüntülerinde özellikle beynin iç yapısında tespit edilmesi istenen kısımların yüksek çözünürlükte taranması doğru tanı ve teşhis sürecini hızlandırır. Kenar algılama, tıbbi görüntü işleme uygulamaları içerisinde, yüksek standartlı görüntü oluşturmak için uygulanması gereken en önemli adımlardan biridir.

Kenar algılama metodunda görüntü analizi için görüntüyü oluşturan piksel boyutunun daha uygun bir boyuta indirgenmesi, görüntüde tespit edilecek kenarlara ait nesne sınırının görülebilmesi ve kenarların tespiti için karakteristik özelliklere sahip olunması gerekir.

MRG taramalarında, görüntü alımı ve iletimi sırasında görüntüler sürekli olarak istenmeyen gürültülere maruz kalırlar, ki bu da yüksek standartta görüntü oluşmasına neden olmaktadır. Görüntüdeki gürültülerin giderilmesi, klinik uzmanlarının doğru analiz ve teşhis yapabilmesi için çok gereklidir. Literatürde akım modlu devrelerin yüksek performans ve hızları nedeniyle çok sayıda görüntü işleme uygulamasında kullanıldığı ve son derece başarılı sonuçlar ortaya koyduğu saptanmıştır. Akım modlu tümdevre yapıları içerisinde ikinci nesil akım taşıyıcıların (CCII) klasik opamplarla karşılaştırıldığında dönüş hızı sınırlamalarından muaf tutularak ve daha yüksek frekans performansına, daha yüksek doğrusallığa ve daha geniş bant genişliğine sahip olması bu devre topolojisine olan ilgiyi her geçen gün arttırmaktadır [4,6].

Bu çalışmada, beyin MR taramaları için yüksek standartlarda görüntü oluşturan, kenarları belirginleştiren ve etiketleme süresini önemli ölçüde azaltan CCII tabanlı analog görüntü işleme tümdevre tasarımı sunulmuştur. Önerilen tümdevre mimarisi belirlenen eşik değerine göre kenarları çıkarır. TSMC CMOS 0.18 μm teknolojisi bu mimariyi simule etmek için kullanılmıştır.

Simülasyon sonuçları, Sobel, Prewitt, Roberts ve Canny'nin kenar algılama algoritmaları kullanılarak elde edilen sonuçlarla karşılaştırılmıştır. Yapılan çalışmalar ışığında sunulan analog görüntü işleme devresinin, performans ve hızının yüksek olduğunu, sinyal işleme uygulamalarının beyin tümörü tespitinde yüksek performans sağladığını açıkça ortaya koymaktadır. Analog görüntü işleme tümdevresi tasarımlarında bir hastanın beyin MR taramalarından alınan 256 pikseller beyin MR görüntüsü analiz edilmiştir. Bu çalışmada beyin tümörünün kenar algılaması için sunulan analog görüntü işleme mimarisi ve kullanılan filtreleme yöntemi, MRG taramaları için etiketleme sürelerini yıllardan dakikalara indirebilir, ve dahası gelecekte potansiyel olarak hayat kurtaracak birçok çalışmaya referans oluşturabilir.

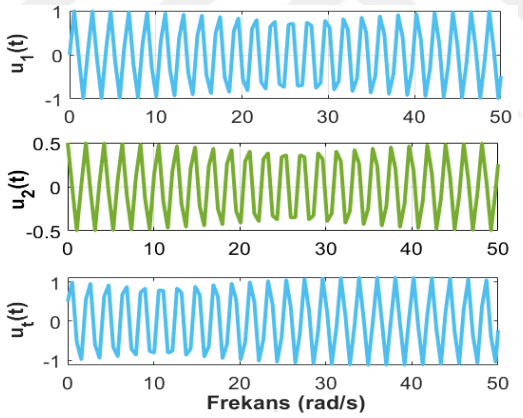
2. KAVRAMSAL ÇERÇEVE

2.1. ANALOG GÖRÜNTÜ İŞLEME SİNYALLERİ

Temel elektronik bileşenlerin çoğu - dirençler, kapasitörler, indüktörler, diyotlar, transistörler ve işlemsel yükselteçlerin hepsi doğal olarak analog bileşenlerdir. Bu bileşenlerin bir kombinasyonu ile oluşturulan devreler analog görüntü işleme devreleridir.

2.2. BİR BOYUTLU SİNYAL

Dalga formu Genlik = f (t) ile formüle edilir. Burada, t bağımsız değişkendir; diğer bir ifade ile f(t) bir boyutlu sinyal olduğu için tek bir değişken vardır.



Şekil 2.1: Bir boyutlu sinyal.

2.3. İKİ BOYUTLU SİNYAL

Görüntü İşleme, görüntüyü analogdan dijital hale getirmek ve bazı işlemleri gerçekleştirmek, belirli görüntüleri elde etmek veya onlardan bazı yararlı bilgiler çıkarmak için kullanılan bir yöntemdir. Bu, bir video karesi veya fotoğraf gibi girdinin görüntü olduğu ve çıktının bir görüntü veya bu görüntüyle ilişkili özellikler olabileceği bir tür sinyal dağıtımıdır. Bu yöntemin girdisi, video klip veya fotoğraf gibi bir görüntüdür. Genel olarak, Görüntü İşleme sistemi, önceden belirlenmiş Sinyal İşleme yöntemlerini uygularken görüntüleri iki boyutlu sinyaller

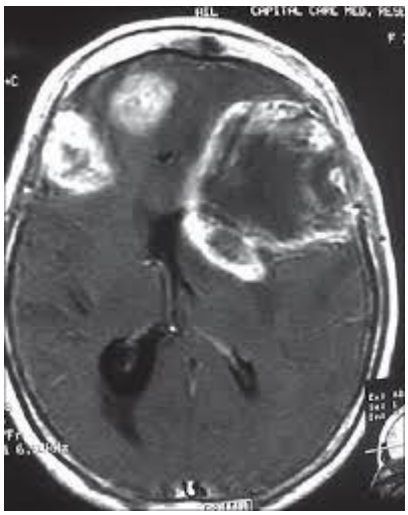
olarak ele alır. Görüntü f (x, y) ile formüle edilir. Burada, x ve y, bir pikselin konumunu ifade eden iki bağımsız değişkendir. Diğer bir ifade ile iki boyutlu bir sinyal olduğu için iki değişken vardır.



Şekil 2.2: İki boyutlu görüntü sinyali.

2.4. ÜÇ BOYUTLU SİNYAL

Herhangi bir nokta koordinat sisteminde x, y, z konumları ile belirlenebilir. Bu nokta üç boyutlu sinyal olarak f (x, y, z) şeklinde ifade edilebilir. Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRI) veya Bilgisayarlı Tomografi (CT) tarayıcısından elde edilen veriler gibi 3D görüntü veri kümelerinin dönüşümler, filtreleme, görüntü segmentasyonu ve morfolojik işlemler yoluyla görselleştirilmesini, işlenmesini ve analizini kapsar.



Şekil 2.3: Üç boyutlu sinyal [6].

3D görüntü işleme ile, örneğin insan vücudundaki anatomik yapılar, bir malzeme numunesindeki mikro yapılar veya kusurlu endüstriyel bileşenler gibi son derece yüksek karmaşıklıktaki yapıları modellemek mümkündür. Konunun taramadan türetilen doğru bir dijital modeli oluşturularak, hastaya özel ekipmanların veya cerrahi planların tasarımı, hedef özellikler için malzeme tasarımlarının optimizasyonu veya tahribatsız testler gibi yapı analizi ve simülasyon yoluyla zorlu problemler çözülebilir. CT veya MRI tarayıcılarından elde edilen ham veriler, görüntülerin yorumlanabilmesi ve anlaşılabilmesi için öncelikle yeniden yapılandırma işlemi yoluyla tomografi görüntülerine dönüştürülmelidir. Bu, tipik olarak, tarama cihazına eşlik eden yazılım içinde gerçekleştirilir [7].

2.5. RENKLİ GÖRÜNTÜ

Aynı cisme ait renkli görüntü, R (Kırmızı), G (Yeşil), B (Mavi) olarak kodlanmış, üç adet gri seviyede görüntünün ekranda üst üste gösterilmesi ile oluşmaktadır. Renkli görüntüyü oluşturan bu üç renk, bant olarak ifade edilir.



Şekil 2.4: Beyin MR görüntüsünün bilgisayar ekranında oluşturulması.

Şekil 2.4'de beyin MR görüntüsü bilgisayar ekranında gösterilmiştir. Bilgisayarda renkli görüntülerin her bir pikseli 24 bit'lik veri olarak görüntülendiğinden farklı her bir renk 8 bit = 2^8 = 256 ile kodlanacağından, üç renk (RGB) 24 bit ile kodlanır.

R(Kırmızı) bant, G(Yeşil) bant, B(Mavi) bant kodlanmış üç adet gri düzeyli görüntünün üst üste ekranda gösterilir. Her bir pikseli bilgisayar ekranlarında 24 bit'lik veri olarak görüntülenir, ve 8 bit = 2^8 = 256 ile kodlanacağına göre üç renk (RGB) 24 bit ile kodlanacaktır. Bu durumda, RGB görüntülere ait her bir piksel 28. 28... 28 = 28^{24} = 16.777.216 (yaklaşık 17 milyon) farklı renk değerine sahip olabilir.

Tablo 2.1: Bazı renklere ait RGB değerleri.

Renk	**R**	**G**	**B**	**Görünüm**
Kırmızı	255	0	0	
Yeşil	0	255	0	
Mavi	0	0	255	
Beyaz	255	255	255	
Siyah	0	0	0	
Açık Gri	200	200	200	
Koyu Gri	100	100	100	
Sarı	255	255	0	
Turkuaz	0	255	255	
Eflatun	255	0	255	

3. ÖZNİTELİK ÇIKARMA

Analog görüntü işleme uygulamalarında, görüntüye ait orijinal verileri temsil etmek için öznitelik çıkarma işlemi gerçekleştirilmelidir. Görüntüye ait tüm verilerin işlenmesi sınıflandırma için çok fazla hesaplama alanı ve zaman alabilir [8].

Öznitelik çıkarma işleminin amacı orijinal görüntülerin doğru bir şekilde tanımlanması ve görüntüden istenilen anlamlı bilgilerin çıkarılmasıdır. Sınıflandırma modelini eğitmek için öznitelikler kullanılmalıdır. Aynı sınıfa ait görüntüler, öznitelik setlerinde bir takım ortak özelliklere sahiptir. Bunlar topolojik özellikler gibi global özellikler ve geometrik özellikler gibi yerel özelliklerdir. İlk aşamada, analog görüntüden birincil öznitelikler çıkarılır. Bu öznitelikler doku, şekil, istatistiksel, yoğunluğa bağlıdır ve beyin MRG'sinin sınıflandırılması için kullanılır.

3.1. CMOS AKIM TAŞIYICI

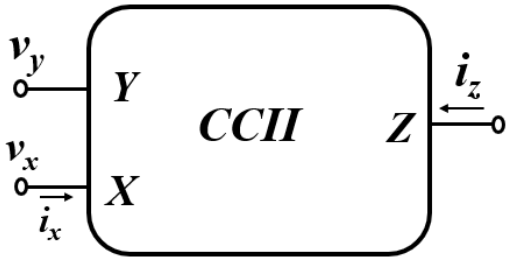
Biyomedikal sistemlerde pilin uzun ömürlü olması için analog devre tasarımında güç tüketimi önemli bir rol oynar. Akım taşıyıcı, akımın çok farklı empedans seviyelerindeki iki kapı arasında taşındığı üç kapılı aktif bir devre olarak tanımlanabilir. İlk akım taşıyıcı olan birinci kuşak akım taşıyıcı (CCI) 1968 yılında Smith ve Sedra tarafından ortaya atılmıştır. 1970 yılında Smith ve Sedra daha kullanışlı bir akım taşıyıcı devresi olan ikinci kuşak akım taşıyıcı devresini (CCII) geliştirmişlerdir [9].

İdeal bir akım taşıyıcıda, giriş ve çıkış empedansları sonsuz, bant genişliği sonsuz, X ucundan içeriye doğru bakıldığında görülen empedans sıfırdır.
Uç büyüklüklerinin sınırları

$$I_{Xmin} < i_X(t) < I_{Xmaks} \tag{3.1}$$

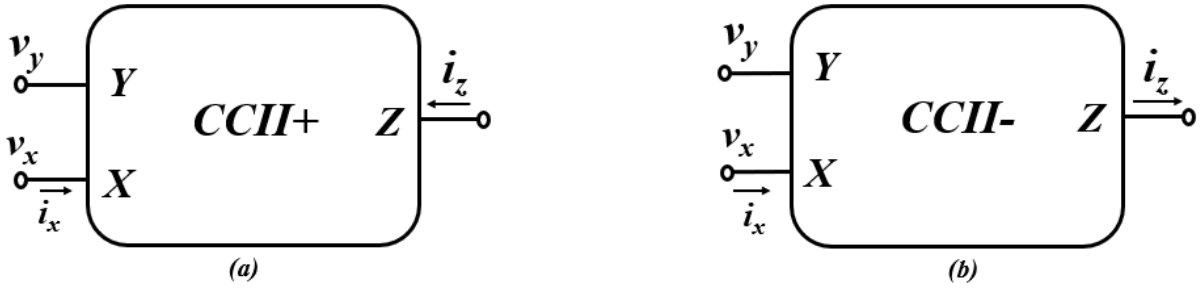
$$V_{Xmin} < V_{X(t)} < V_{Xmaks} \tag{3.2}$$

$$V_{zmin} < V_{Z(t)} < V_{Zmaks} \tag{3.3}$$



Şekil 3.1: Akım taşıyıcı sembolü [10].

Şekil 3.1'de akım taşıyıcının devresi gösterilmektedir. Akım taşıyıcı olarak akla ilk gelen ikinci nesil akım taşıyıcılarıdır (CCII). Aktif süzgeç ve osilatör devreleri olmak üzere çeşitli türden aktif devre yapılarını akım taşıyıcı kullanılarak gerçekleştirilebilir.



Şekil 3.2: a) CCII+ türden CMOS ikinci nesil akım taşıyıcıların akım taşıyıcı devre sembolü, CCII- türden CMOS ikinci nesil akım taşıyıcıların akım taşıyıcı devre sembolü [10].

CCII+ ve CCII- türden ikinci nesil akım taşıyıcılarının devre sembolleri Şekil 3.2'de gösterilmiştir. CCII, aşağıda verilen bağıntılarla tanımlanan üç uçlu bir devredir.

$$v_X = v_Y \tag{3.4}$$

$$i_Y = 0 \tag{3.5}$$

$$i_Z = \mp i_X \tag{3.6}$$

Bu bağıntılarda , i_X, i_Y, i_Z büyüklükleri X, Y ve Z uçlarına ilişkin akımların toplam ani değerini, v_x, v_x büyüklükleri X ve Y uçlarındaki gerilimlerin göstermektedir.

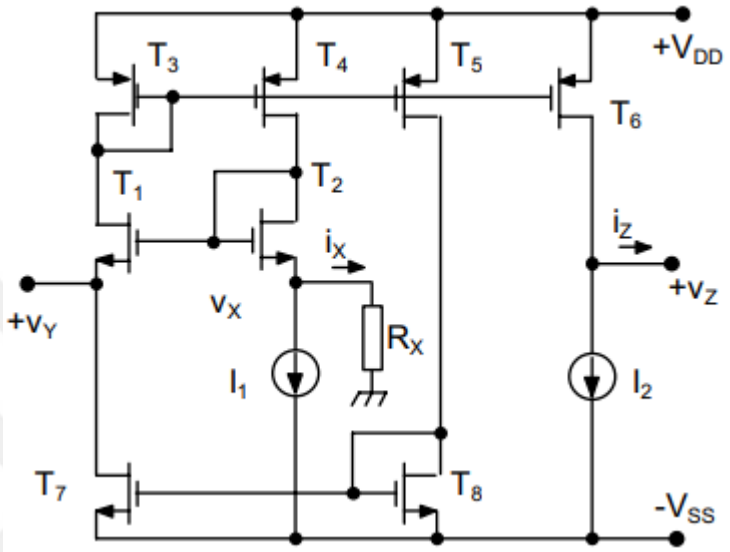
$$i_Z = i_X \tag{3.7}$$

Koşulu sağlandığında pozitif akım taşıyıcı adını alır ve CCII+ sembolü ile gösterilir.

$$i_Z = -i_X \tag{3.8}$$

Koşulu sağlandığında negatif akım taşıyıcı adını alır ve CCII- sembolü ile gösterilir.

3.2. POZİTİF AKIM TAŞIYICI DEVRESİ (CCII+)



Şekil 3.3: Pozitif (evirmeyen) türden akım taşıyıcı devresi [10].

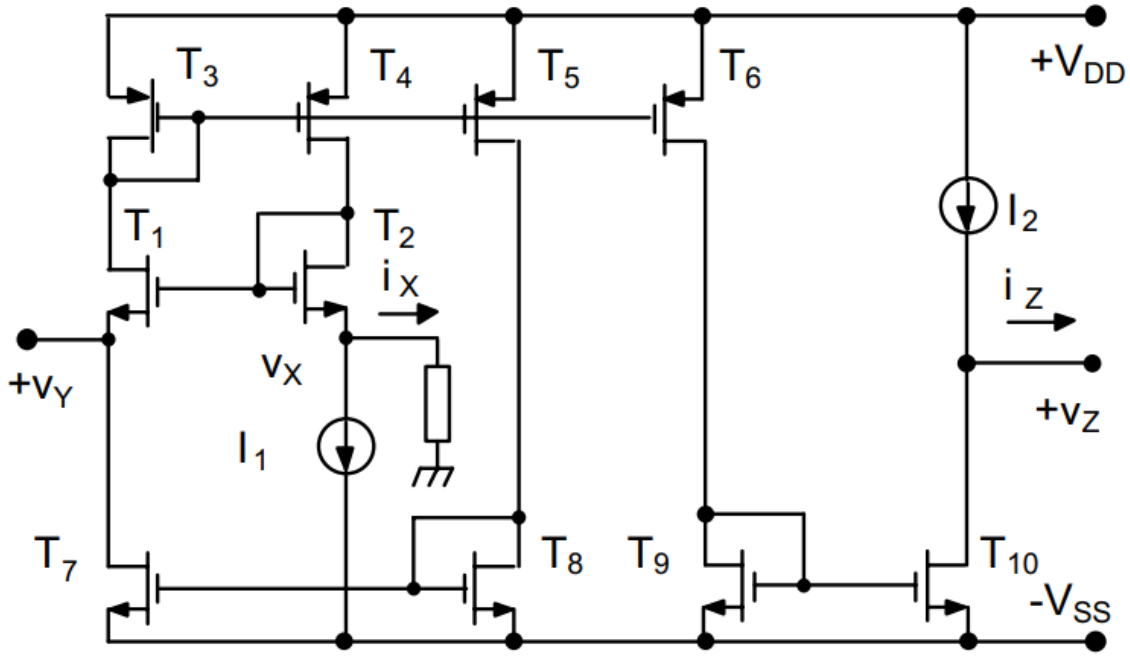
CMOS tekniği ile gerçekleştirilen bir pozitif akım taşıyıcı devresi Şekil 3.3'de verilmiştir. Tüm tranzistorların doyma bölgesinde çalıştıkları kabul edilsin. O halde T_3-T_6 PMOS tranzistorları ile T_7-T_8 NMOS tranzistorları akım aynası olarak görev yapmaktadır. CMOS akım taşıyıcı devresi için gerekli olan kutuplama akımını I_1 akım kaynağı sağlar. Akım aynalarının birim kazançlı, tranzistorların eş olduğu kabulüyle, akım taşıyıcı devresinin çalışması aşağıdaki şekilde açıklanır. T_1 ve T_2 NMOS tranzistorlarından birbirine eş akımların akmasını T_3-T_4 PMOS tranzistorları sağlar. Bu durumda $V_{GS1} = V_{GS2}$ olur ki, bu da $V_X = V_Y$ olmasını sağlar. R_X direncinden akan i_X akımı T_3-T_4 akım aynasından ve T_2 NMOS tranzistorundan de akmaktadır. $V_X > 0$ olması durumunda, i_X akımı,

$$i_X = v_X / R_X \tag{3.9}$$

x ucundan dışarıya doğru akacak, o halde T_3-T_4 akım kaynağının akımı $I_1 + i_X$ olacaktır.

Bu akım, T_5 tranzistoru ve T_7 - T_8 akım aynası ile Y ucuna yansıtılarak T_1 NMOS tranzistorunun kaynak akımındaki değişimi kompanze eder, böylece $\dot{I}_Y$ daima sıfır olur. Bu akım, T_7 - T_8 akım aynası ve T_5 tranzistorü ile Y ucuna yansıtılarak T_1 NMOS tranzistorunun kaynak akımındaki değişimi kompanze eder. Bu nedenle $\dot{I}_Y$ daima sıfır olur. T_6 tranzistoru $I_1 + i_x$ akımını Z ucuna yansıtır. Bu koşulda, $I_1 = I_2$ yapılırsa, Z ucundan dışarıya doğru $i_Z = i_X$ akımı akar. Fark edilebileceği gibi, i_X akımının yönü i_Z akımı ile aynıdır. Bu nedenle pozitif akım taşıyıcı devresi (CCII+) olarak isimlendirilir.

3.3. NEGATİF AKIM TAŞIYICI DEVRESİ (CCII-)



Şekil 3.4: Negatif (eviren türden) akım taşıyıcı devresi [10].

Negatif akım taşıyıcı yapısı Şekil 3.4'de verilmiştir. Devre topolojisinde, $I_1 + i_X$ akımını Z ucuna T_9 ve T_{10} tranzistorları yansıtır. $I_2 = I_1$ yapıldığında, Z ucundan içeriye doğru bir $i_Z = i_X$ akımı akar.

3.4. AKIM TAŞIYICININ ÇALIŞMA PERFORMANSI

Bu bölüme kadar yapılan incelemelerde bütün tranzistorların eş oldukları ve doyma bölgesinde çalıştıkları varsayılmıştır. Pratikte ise, tranzistorların birbirine tam olarak eş olmamalarından ileri gelen bir hatanın ortaya çıkacağı ve bu hatanın, yapının performansında ideal performansa

göre bazı sapmalara neden olacağı açıktır. Şekil 3.4'deki devre ele alınsın. I_1 akım kaynağının çıkış direnci sonsuz kabul edilsin. Bu durumda, küçük işaretler için v_y ve v_x arasındaki ilişki

$$\varepsilon_1 = \frac{R_x g_{m_2}(g_{m_4} g_{d_1} - g_{m_3} g_{d_4})}{R_x g_{m_2} g_{m_3} g_{d_4} + g_{m_2} g_{d_2} + g_{m_3} g_{d_4}} \tag{3.10}$$

olmak üzere

$$v_x = v_y \cdot (1 - \varepsilon_1) \tag{3.11}$$

biçiminde yazılabilir. (5.2) bağıntısında g_{mi} ve g_{di} büyüklükleri sırasıyla T_i (i =...) tranzistorunun geçiş iletkenliğini ve savak iletkenliğini , R_X ise X ucuna bağlanan direnci göstermektedir. H1 << 1 ise Y ucundaki gerilim X ucuna yüksek doğrulukta aktarılacaktır, başka bir ifadeyle X ucundaki gerilim Y ucundaki gerilimi iyi bir şekilde izleyecektir. X ucundan içeriye doğru bakıldığında görülen küçük işaret direnci aşağıdaki biçimde yazılabilir:

$$r_x = \frac{1}{g_{m2}} \cdot \left(\frac{g_{m_4} g_{d_5} + g_{m_8} g_{d_1}}{g_{m_4} \cdot (g_{m_8} + g_{d_5})} \right) \tag{3.12}$$

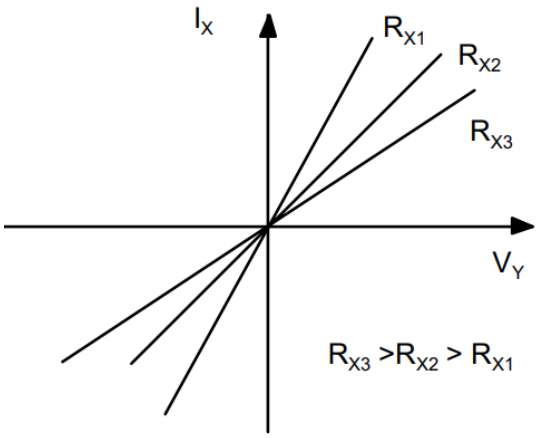
Y ucuna ait küçük işaret direnci,

$$r_y = \frac{1 + \frac{g_{d_1}}{g_{m3}}}{g_{d7}} \tag{3.13}$$

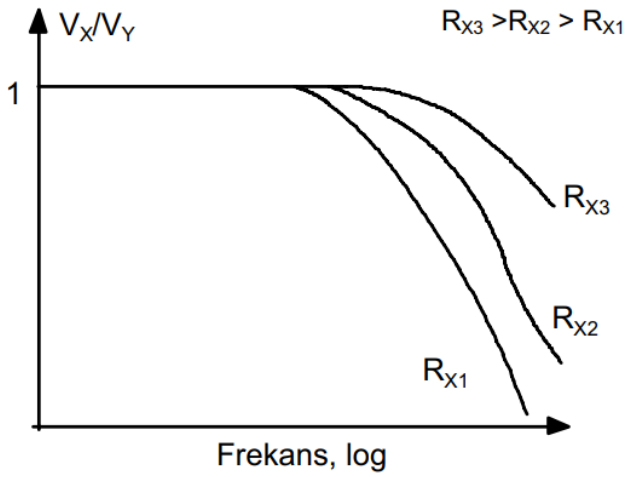
bağıntısı elde edilir. Z ucundaki direnç I_2 akım kaynağının çıkış direncinin paralel eşdeğeri ile T_3-T_6 akım aynasının çıkış direncine yaklaşık olarak eşittir ve

$$r_z = \frac{1}{g_{d_6} + g_{dI_2}} \tag{3.14}$$

biçiminde ifade edilebilir. (5.6) bağıntısındaki g_{dI2} büyüklüğü I_2 akım kaynağının savak iletkenliğidir. r_z direncinin değeri tipik olarak birkaç MΩ mertebesindedir. Bu direnç Wilson akım aynası yahut kaskod akım kaynağı kullanılarak arttırılabilir.

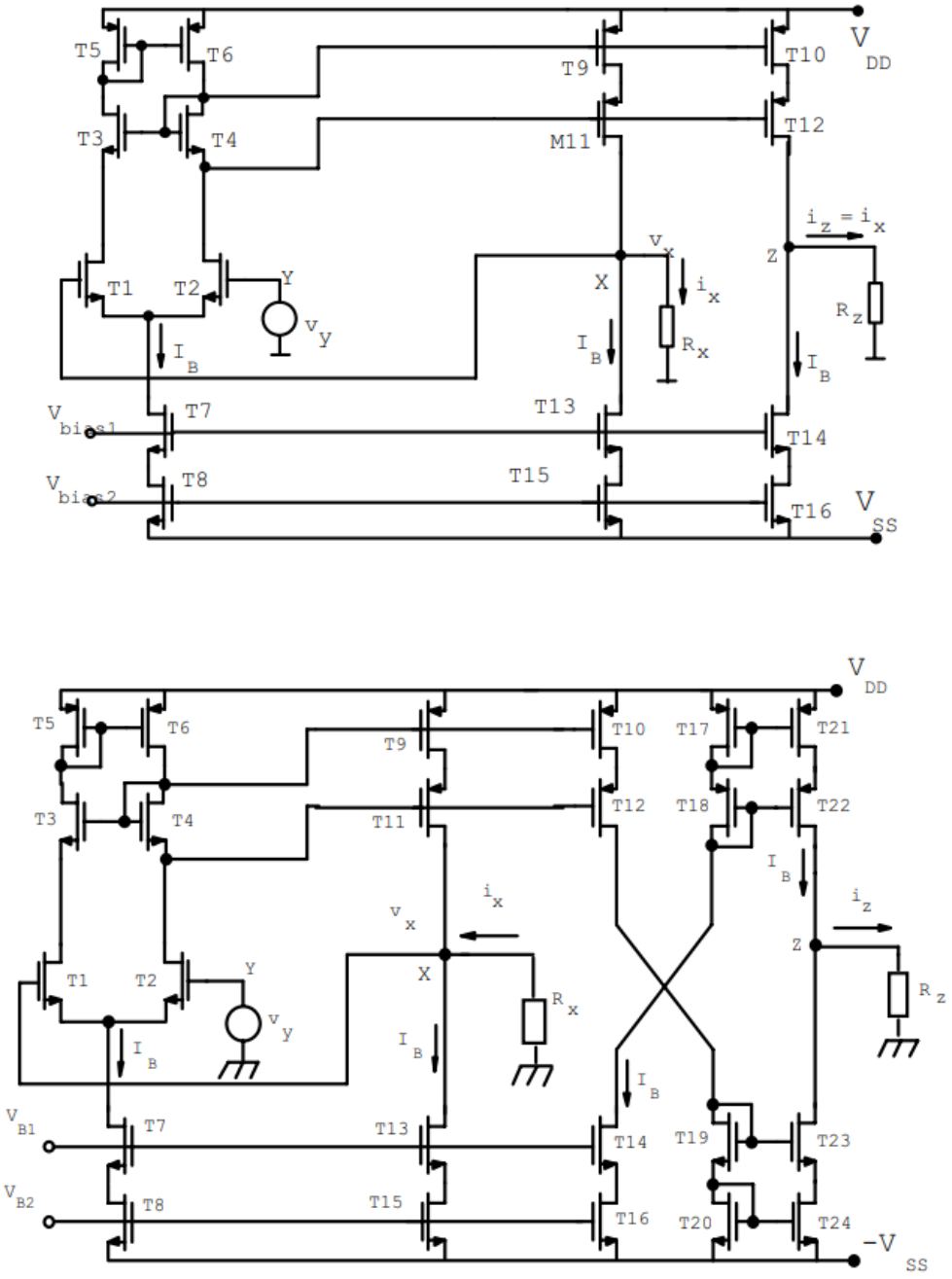


Şekil 3.5: R'nin farklı değerleri için DC geçiş eğrisi (lineer değişim bölgesi).

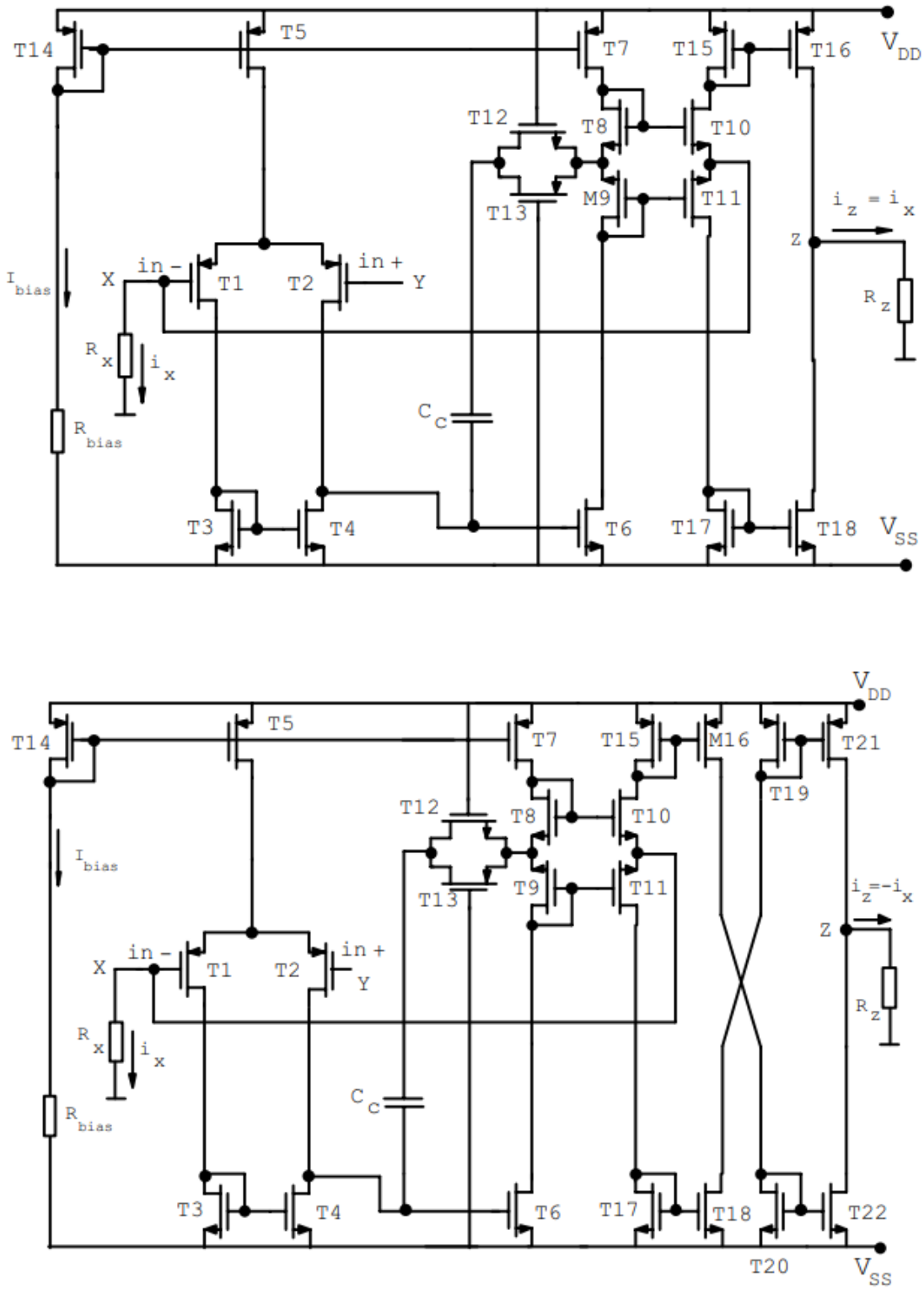


Şekil 3.6: Farklı RX değerleri için frekans eğrileri.

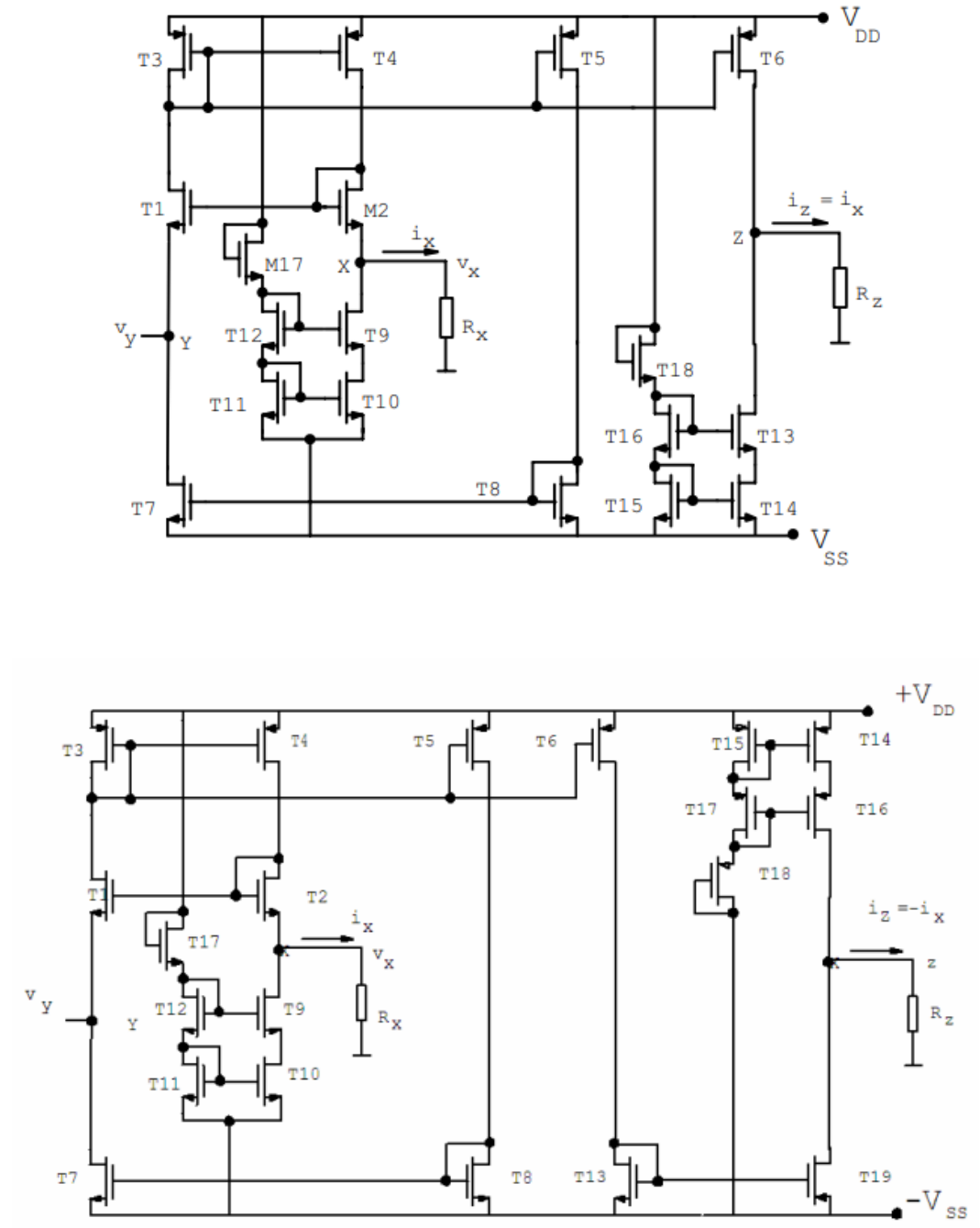
CCII'nin R_X'in farklı değerleri için DC geçiş karakteristiği ve frekans eğrisi Şekil 3.5 ve Şekil 3.6'da gösterilmiştir. Şekil 3.5'den görülebileceği gibi, devre, verilen bir gerilimi geniş bir aralık içerisinde pozitif ve negatif akımlara yüksek bir doğrulukla çevirebilmektedir. Şekil 3.5'den görülebileceği gibi, akım taşıyıcı geniş bir aralık içerisinde girişe uygulanan bir gerilimi pozitif ve negatif akımlara yüksek bir doğrulukla çevirebilmektedir. CCII+ ve CCII- devrelerini farklı topolojilerle gerçekleştirmek mümkündür. CMOS tekniği ile gerçekleştirilen üç farklı devre topolojisi Şekil 3.7, Şekil 3.8 ve Şekil 3.9'da görülmektedir.



Şekil 3.7: CMOS tekniği ile gerçekleştirilen CCII+ ve CCII- yapıları, Örnek-1 [10].



Şekil 3.8: CMOS tekniği ile gerçekleştirilen CCII+ ve CCII- yapıları, Örnek-2 [10].



Şekil 3.9: CMOS tekniği ile gerçekleştirilen CCII+ ve CCII- yapıları, Örnek-3 [10].

3.5. ANALOG CCII TABANLI KENAR ALGILAMA DEVRESİ

Bu çalışmada önerilen yöntem, görüntüye ait her pikselin kendi dörtlü komşusuna benzerlik oranını tespit etmek için araştırılmasına dayanmaktadır. Şekil 3.10'da gösterilen piksel-E'nin dörtlü komşusuna benzeyip benzemediğini bulmak için, Piksel E'nin gri değeri dört ile çarpılır ve dörtlü komşusunun gri değerlerinin toplamından çıkarılır (A, B, C ve D).

Ardından (3.15)'de verilen farka bir eşik uygulanarak görüntünün her pikseline ait olan j değeri hesaplanır. j= 1 ise, bu pikselin bir kenar piksel olduğu tespit edilir. j= 0 olduğunda ise E'nin bir kenar pikseli olmadığına karar verilir.

$$j = \begin{cases} 1 & A + B + C + D - 4E > T \\ 0 & \text{else} \end{cases} \tag{3.15}$$

	B	
A	E	C
	D	

(3.16)

Deneysel olarak en iyi kenarın olduğu gözlemlenmiştir. Çeşitli MRI görüntüleri için ekstraksiyon sonuçları şu şekilde elde edilir: T=5 kullanılarak. Sunulan kenar algılama yönteminin CCII tabanlı devresi Şekil 3.10'da verilmiştir.

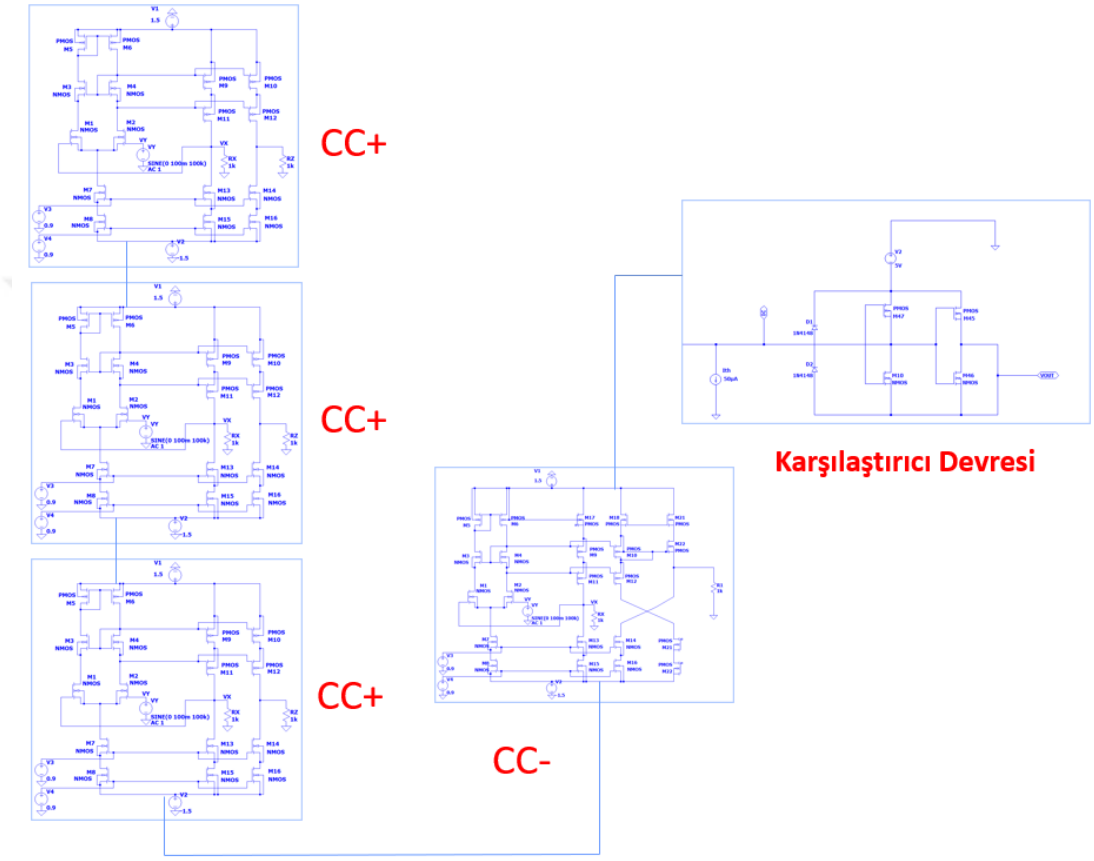
$$i_Z = -(i_{ZA} + i_{ZB} + i_{ZC} + i_{ZD} + i_{ZE}) - (i_{XA} + i_{XB} + i_{XC} + i_{XD} - i_{XE}) \tag{3.17}$$

RA = RB = RC = RD = R, RE = R/4 seçerek ve R = IK, iz akımı şu şekilde elde edilir,

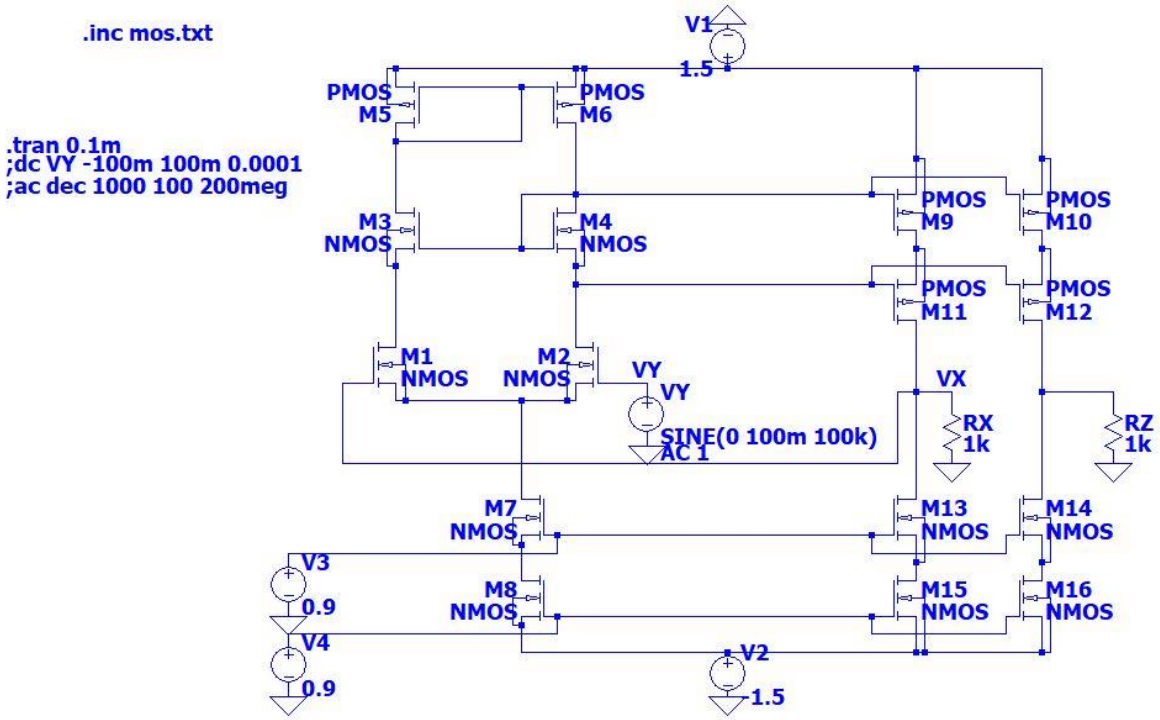
$$i_Z = (V_A + V_B + V_C + V_D - 4V_E)\ mA \tag{3.18}$$

CCII+ simülasyonları aşağıdakiler kullanılarak gerçekleştirilir: Analog tarafından desteklenen AD844 entegre devre makro modeli. Devrenin girişleri [0 255] aralığındaki gri değerlerdir ancak bu aralık AD844'ün çalışma özellikleri dikkate alınarak [0 1.76] aralığına ölçeklendirilmiştir.

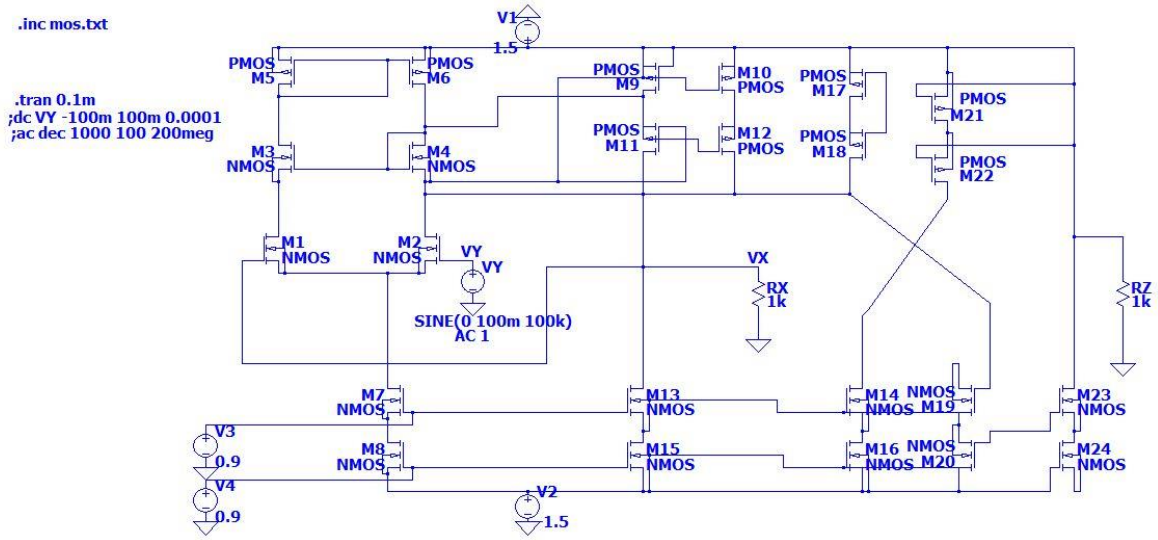
T=5 olarak kullanılan eşik, 34.5gA değerinde Ith akım kaynağı olarak uygulanır. Simülasyonlar için LTSPICE kullanılmıştır. Karşılaştırma devresinin işlevi iz, Ih'den büyüktür,' Vo çıkış voltajı VDD'dir (VDD=5V), daha küçükse, Vo OV'dir. Simülasyonlarda kullanılan MOS transistörlerin W/L oranları tablo 3.1 ve tablo 3.2'de sunulmuştur.



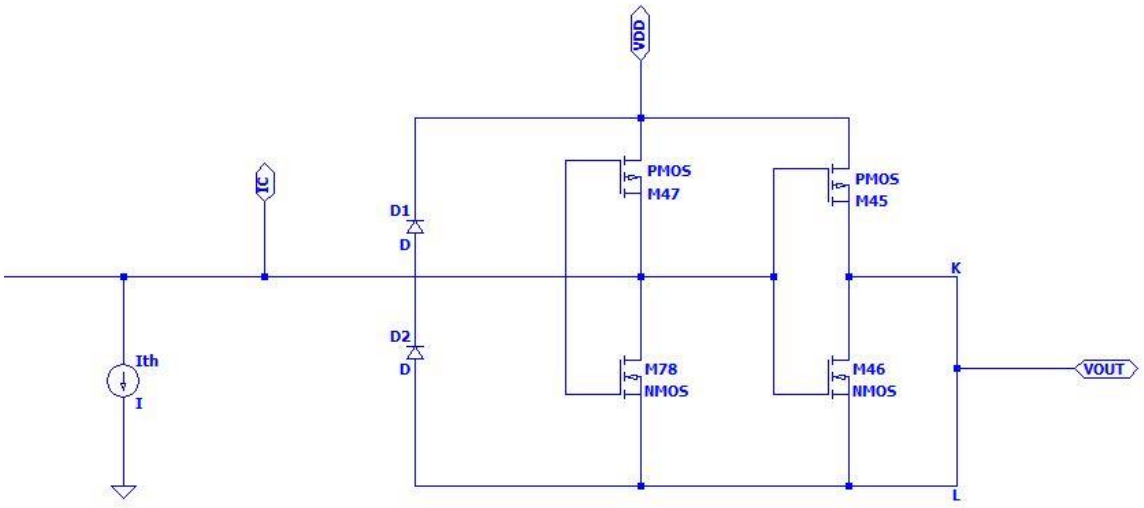
Şekil 3.10: Analog görüntü işleme kenar algılama tümdevre tasarımı [33].



Şekil 3.11: CCII+ devresinin zoom yapılmış hali.



Şekil 3.12: CCII- devresinin zoom yapılmış hali.



Şekil 3.13: Karşılaştırıcı devre.

Tablo 3.1: CCII+ analog devre blogunda kullanılan 180 nm transistör parametreleri.

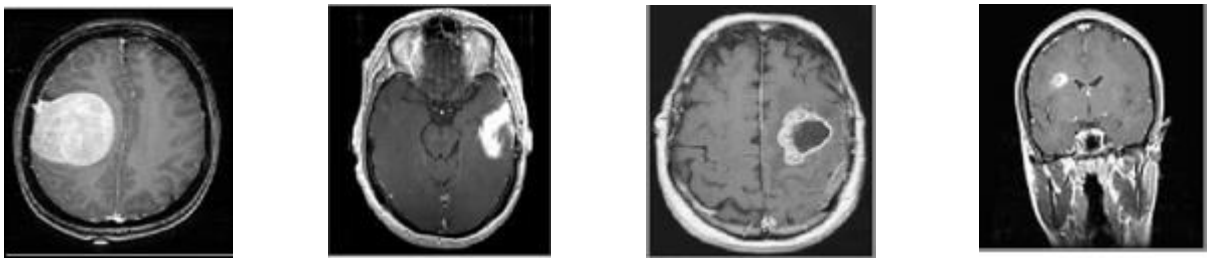
Transistör	**w (µm)**	**L (µm)**
M_1, M_2, M_3, M_4	3.5	0.7
M_5, M_6	10.5	0.7
$M_9, M_{10}, M_{11}, M_{12}$	14	0.7
$M_7, M_8, M_{13}, M_{14}, M_{15}, M_{16}$	0.7	0.7

Tablo 3.1'de analog görüntü işleme kenar algılama tümdevresinde yer alan CCII+ analog devre bloğunda kullanılan transistör parametreleri gösterilmektedir.

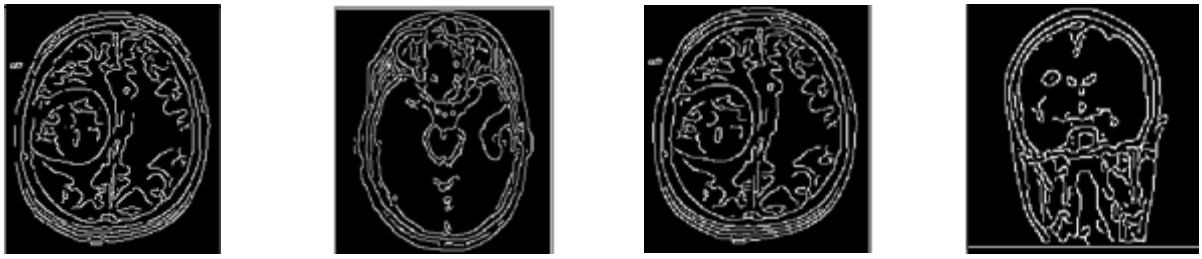
Tablo 3.2: CCII - analog devre bloğunda kullanılan TSMC CMOS 0.18 µm teknolojisi kullanılarak simüle edilmiştir (180 nm transistör parametreleri).

Transistör	**w (µm)**	**L (µm)**
M_1, M_2, M_3, M_4	3.5	0.7
M_5, M_6	10.5	0.7
$M_9, M_{10}, M_{11}, M_{12}$	14	0.7
$M_{13}, M_{14}, M_{15}, M_{16}$	0.7	0.7
$M_{17}, M_{18}, M_{19}, M_{20}$	14	0.7
$M_{21}, M_{22}, M_{23}, M_{24}$	0.7	0.7

Tablo 3.2'de analog görüntü işleme kenar algılama tümdevresinde yer alan CCII- analog devre bloğunda kullanılan transistör parametreleri gösterilmektedir. TSMC CMOS 0.18 µm teknolojisi kullanılarak simüle edilmiştir. Şekil 3.11 ve Şekil 3.12'de analog kenar algılama tümdevresi kullanılarak oluşturulan kenarlar gösterilmektedir.

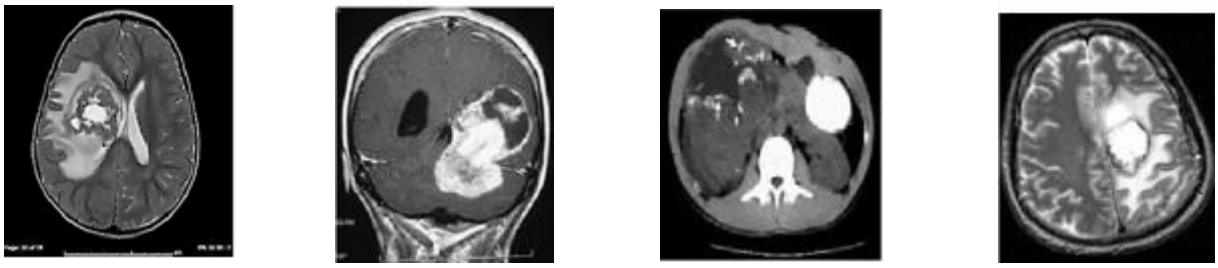


(a) Beyin MR Görüntüsü



(b) Analog Tümdevre Sonucu

Şekil 3.14: İyi huylu tümörlerin analog kenar işleme devresiyle kenar tespiti.



(a) Beyin MR Görüntüsü



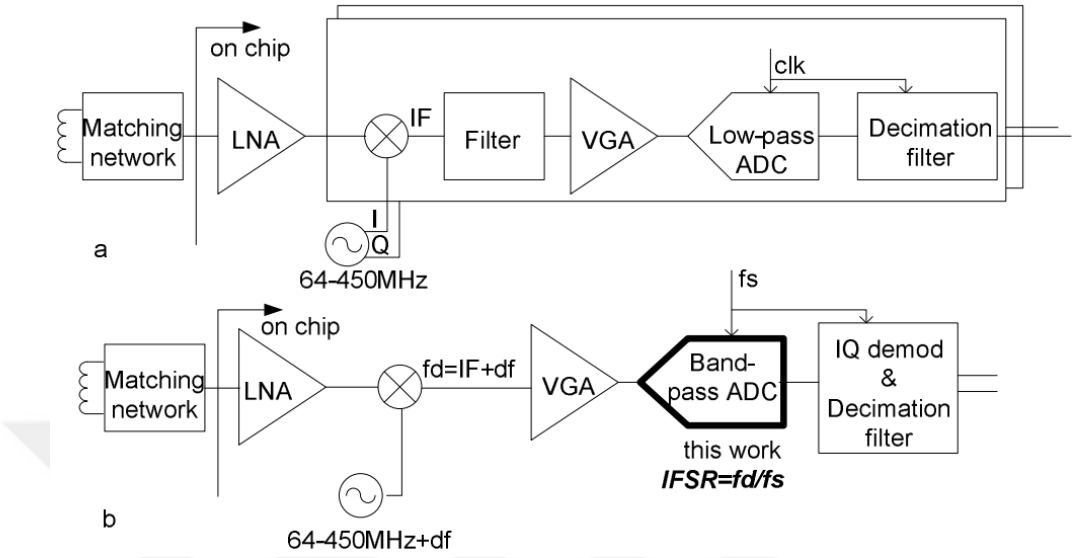
(b) Analog Tümdevre Sonucu

Şekil 3.15: Kötü huylu tümörlerin analog kenar işleme devresiyle kenar tespiti.

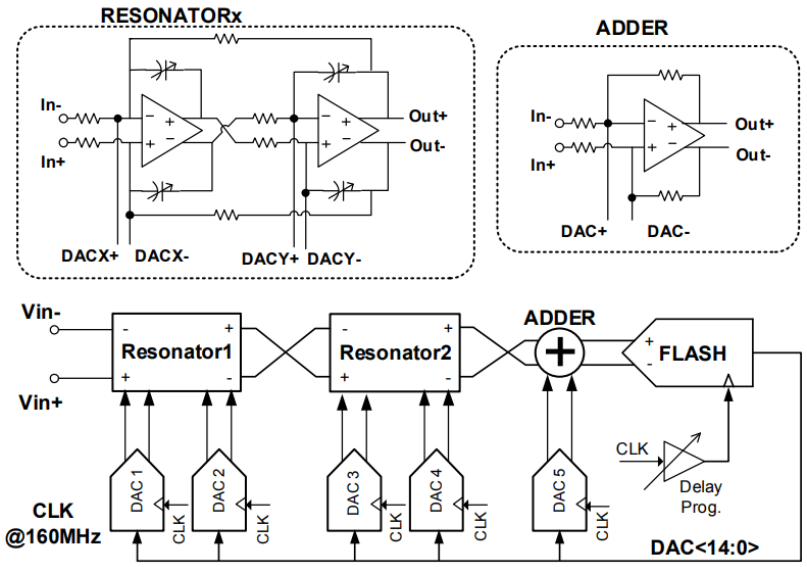
3.6. ANALOG DİJİTAL DÖNÜŞTÜRÜCÜ

Bu çalışmada beyin MR görüntüsünü bilgisayar sistemleriyle daha uyumlu bir formata dönüştürmek için Analog Dijital Dönüştürücü kullanılmıştır. Analog Dijital Dönüştürücü için 180 nm CMOS bant geçişi sunan 'Comparison with State-Of-the-Art MRI Receivers' makalede önerilen mimari referans gösterilmiştir. Çok kanallı bir dijital alıcının CMOS entegrasyonu, RF bobinlerini (hastaya yakın yerleştirilmiş) sayısallaştırma ve işleme donanımına bağlamak için birçok koaksiyel kablo kullanmaya gerek kalmadan görüntünün kalitesini artıracaktır. Referans gösterilen çalışmada araştırmacıların önerdiği Düşük-IF alıcı(Low-IF receiver), sürekli zamanda Düşük-IF bant geçişi(continuous time Düşük-IF bandpass ADC) oluşturmaktadır. Özetle kullanılan yöntem ADC için en verimli mimaridir. Bant geçiren döngü filtresi, ortamdaki niceleme gürültüsünü azaltır. Seçilen Düşük-IF nedeniyle birçok düşük geçişli döngü filtresinde olduğu gibi kararlılık kolayca elde edilebilmektedir. Ölçülen IMD3 ürününde Analogdan Dijitale dönüştürme işlemi için yeterince iyi bir değer olan 74dB değeri gözlenmiştir. Yapılan ölçümler, 5MHz merkezli, 1MHz bant genişliği üzerinden 82dB DR göstermiştir. Sonuç olarak, geleneksel mimarilere kıyasla Flash ve ΣΔ döngü filtresinde önemli bir güç tasarrufu sağlayan

ADC devre topolojisinin kullanılması istenmeyen gürültüleri bastırması ve düşük enerji tüketimiyle beyin MR görüntülerinin kalitesini arttırması hedeflenmiştir [11,12].



Şekil 3.16: a) Entegre CMOS alıcısının blok diyagramı [13], **b)** Önerilen CMOS alıcısının blok şeması [14].



Şekil 3.17: Önerilen düşük-IF ΣΔ ADC'nin blok şeması [14].

Tablo 3.3: Analog dijital dönüştürücü.

Analog Dijital Dönüştürücü	**Referans makale**	**Tümleşik [13]**	**Ayrık [15,16]**
RF Kablo	yok	yok	1 kenar korumalı
Giriş	diferansiyel	diferansiyel	tek uçlu
Giriş Frekansı	64-128	230mW**	1W**
IMD3(dB)	74	68/73	75

4. TIBBİ GÖRÜNTÜ İŞLEME

Geçen yüzyılda tıbbi görüntülemede elde edilen teknolojik gelişmeler, bugün sağlık sistemlerinin ayrılmaz bir parçası olarak hızlı tanı ve yerleşik tıbbi görüntüleme için benzeri görülmemiş fırsatlar oluşturdu. Bu gelişmeleri temsil eden başlıca yenilik alanlarından biri, tıbbi görüntü işlemenin disiplinler arası alanıdır [17].

Bu hızlı gelişme alanı, modern tıbbi görüntüleme sistemlerindeki tüm veri akışını destekleyen ham veri toplamadan dijital görüntü iletişimine kadar uzanan çok sayıda süreçle ilgilenir. Günümüzde bu sistemler, yoğunluk boyutunda ve üç boyutlu giderek daha yüksek çözünürlüklerin yanı sıra, doğru teşhis sonuçlarına ulaşmak için uygun şekilde işlenmesi ve yorumlanması gereken geniş miktarda yüksek kaliteli ham görüntü verisi ile sonuçlanan daha hızlı alım süreleri sunmaktadır. Bu çalışma, tıbbi görüntü işlemenin temel alanlarına odaklanmakta, belirli görüntüleme çalışma kurallarının kapsamını ele almakta ve bu alandaki temel zorlukları ve trendleri tartışmaktadır.

Manyetik Rezonans Görüntüleme veya MRI taraması kanserden nörolojik birçok hastalığa kadar çok sayıda tıbbi durumu teşhis etmek için kullanılmaktadır. Ancak muayene sırasında doktorların kaydedilen MR görüntüsünü kısa bir süre içerisinde hastalığı teşhis etmesi zaman alabilir ve sağlık personelinin tanı ve teşhis koyma sürecini uzatabilir. Bu çalışmada önerilen yöntemin fiziksel yöntemlerle tamamlanması yıllar alırken, bunun yerine yeni yöntemde 30 dakika içinde 100.000'e kadar MRI beyin muayenesi etiketlenebilmektedir.

Bu çalışmada, ayrıntıları karmaşık olan MRI beyin taramalarına ait veri kümelerinin güvenilir ölçekte etiketlemesini sağlayarak tanı ve teşhis sürecini kısaltan bir analog tümdevre tasarımı sunulmuştur.

Araştırmacılara göre, derin öğrenme, mümkün olan en iyi görüntü tanıma performansını elde etmek için klasik olarak on binlerce etiketli görüntünün işlenmesini gerektirmektedir. Beyin çok sayıda karışık sinyal büyük veri kümeleri son derece sınırlıdır. Ancak süreç, karmaşık görüntü veri kümeleri için derin öğrenme sistemlerinin geliştirilmesini içermektedir [17].

4.1. TIBBİ GÖRÜNTÜ İŞLEMENİN TEMEL ALANLARI

Görüntü işleme, temel olarak dijital görüntüler üzerinde görüntü işleme gerçekleştirmek için bilgisayar algoritmalarının kullanılmasıdır. Şekil 4.1'de gösterilen temel alanların farklı yönlerine odaklanan tıbbi görüntü işleme alanını yapılandırmak için çok sayıda kavram ve yaklaşım vardır. Bu alanlar, bu alanın altında yatan üç ana süreci şekillendirir: görüntü oluşturma, görüntü hesaplama ve görüntü yönetimi.

Görüntü oluşum süreci, matematiksel bir ters problem için bir çözüm sağlayan veri toplama ve görüntü yeniden yapılandırma adımlarından oluşur. Görüntü hesaplamanın amacı, yeniden oluşturulmuş görüntünün yorumlanabilirliğini geliştirmek ve ondan klinik olarak ilgili bilgileri çıkarmaktır. Son olarak, görüntü yönetimi, elde edilen görüntülerin ve türetilmiş bilgilerin sıkıştırılması, arşivlenmesi, alınması ve iletilmesi ile ilgilenir.

4.2. TIBBİ GÖRÜNTÜ İŞLEMEDE KONU KATEGORİLERİNİN YAPISAL SINIFLANDIRMASI

1. Veri Toplama: Elde Edilen Ham Verilerin Tespiti, Dönüştürülmesi, Ön Koşullandırılması ve Sayısallaştırılması
2. Yeniden Yapılanma: Ters Problemlere Çözüm Sağlayan Analitik ve İteratif Algoritmalar
3. Artırma: Görüntü Yorumlanabilirliğinin İyileştirilmesi için Üç Boyutlu ve Frekans Alanı Teknikleri
4. Analiz: Hücrelere ayırma, Kayıt ve Ölçüm
5. Görselleştirme: Anatomik ve Fizyolojik Bilgileri Görsel Olarak Temsil Etmek İçin Görüntü Verisi Oluşturma
6. Teknik: Görüntüleme Verilerinin Depolanması, Alınması ve İletişimi

4.3. VERİ TOPLAMA

Görüntü oluşumundaki ilk entegre adım, ham görüntüleme verilerinin elde edilmesidir. Vücudun iç yönlerini tanımlayan yakalanan fiziksel nicelikler hakkında orijinal bilgileri içerir. Bu bilgi, görüntü işlemenin sonraki tüm adımları için birincil konu haline gelir.

Farklı görüntüleme yöntemleri türleri, farklı fiziksel prensipleri kullanabilir ve bu nedenle farklı fiziksel sayıların saptanmasını içerebilir. Örneğin, dijital radyografide (DR) veya bilgisayarlı tomografide (CT), gelen fotonların enerjisidir; pozitron emisyon tomografisinde (PET), fotonların enerjisi ve algılama süresidir; manyetik rezonans görüntülemede (MRI), uyarılmış atomlar tarafından yayılan bir radyo frekansı sinyalinin parametreleridir ve ultrasonografide akustik ekoların parametreleridir.

Bununla birlikte, görüntüleme yönteminin türünden bağımsız olarak, veri toplama süreci, bir elektrik sinyaline dönüştürülmesini, elde edilen sinyalin ön koşullandırılmasını ve sayısallaştırılmasını da içeren fiziksel bir miktarın saptanmasına ayrılabilir. Tıbbi görüntüleme yöntemlerinin çoğuna uygulanabilen tüm bu adımları temsil eden genel bir blok diyagramı Şekil 4.1'de şematik olarak gösterilmektedir.

4.4. GÖRÜNTÜ GÜRÜLTÜSÜ

MRI görüntüsünde gürültüden kaynaklı kusurlar oluşabilir. Burada gürültüyü, i pikselinde ölçülen gerçek ışık miktarı si ile karşılık gelen ölçülen piksel değeri xi arasındaki fark olarak ele alırız. Genellikle basit bir eklemeli Gauss gürültü süreci olarak modellenir [14].

Bir görüntüdeki gürültü miktarı, gerçek temel sinyal seviyesi göz önüne alındığında, gürültü giderme algoritmasının performansını karşılaştırmak veya belirli bir veri setinde gözlemlenen gelişmeyi basitçe değerlendirmek için sayısallaştırılabilir.

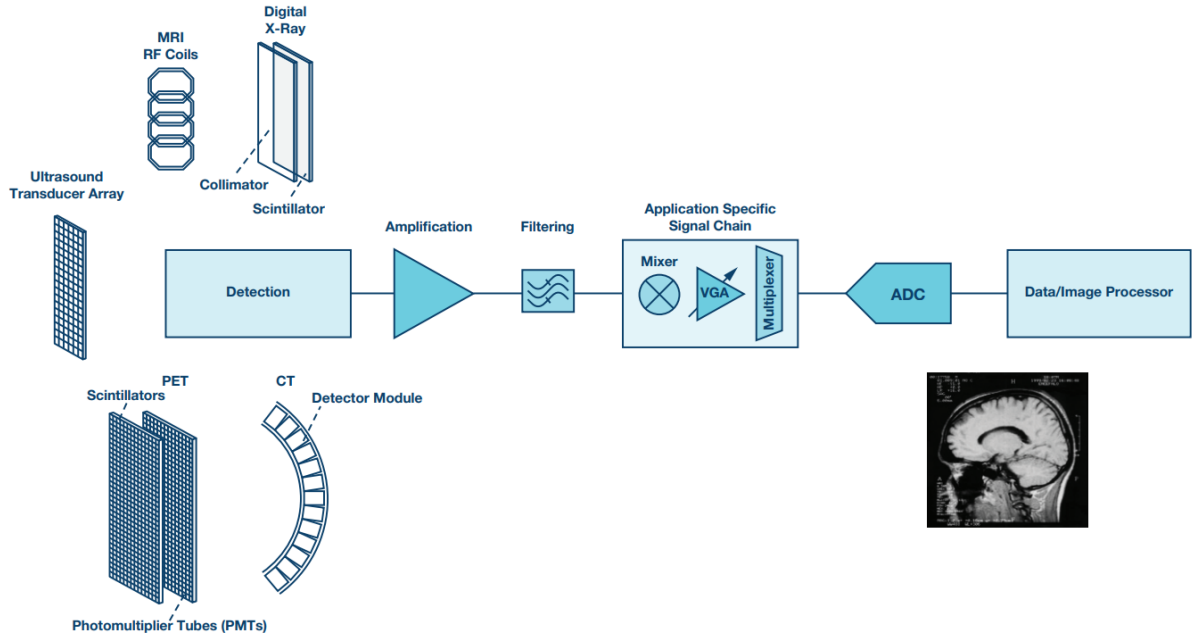
4.5. GÖRÜNTÜ HESAPLAMA

Görüntü hesaplama, klinik olarak yararlı bilgileri çıkarmak için yeniden yapılandırılmış görüntüleme verileri üzerinde çalıştırılan hesaplamalı ve matematiksel yöntemlerle ilgilenir. Bu yöntemler, görüntüleme sonuçlarının iyileştirilmesi, analizi ve görselleştirilmesi için uygulanır.

4.6. İYİLEŞTİRME

Görüntü iyileştirme, içerilen bilgilerin yorumlanabilirliğini geliştirmek için bir görüntünün dönüşüm temsilini iyileştirir. Yöntemleri, üç boyutlu ve frekans alanı tekniklerine bölünebilir.

Üç boyutlu alan teknikleri, özellikle kontrast optimizasyonu için yararlı olan görüntü pikselleri üzerinde doğrudan çalışır. Bu teknikler tipik olarak logaritmik, histogram ve güç yasası dönüşümlerine dayanır. Frekans alanı yöntemleri frekans dönüşümünü kullanır ve farklı filtre türleri uygulayarak görüntülerin düzeltilmesi ve keskinleştirilmesi için en uygun olanıdır.



Şekil 4.1: Veri toplama sürecinin genel blok diyagramı.

Tüm bu tekniklerin kullanılması, gürültü ve homojensizliğin azaltılmasına, kontrast optimizasyonuna, kenarların iyileştirilmesine, fiziksel uygulamaların ortadan kaldırılmasına ve sonraki görüntü analizi ve doğru yorumlanması için çok önemli olan diğer ilgili özelliklerin iyileştirilmesine izin verir.

4.7. GÖRÜNTÜ ANALİZİ

Görüntü analizi, üç ana kategoride gruplandırılabilen çok çeşitli yöntemleri kullanan görüntü hesaplamadaki merkezi süreçtir: görüntüyü hücrelere ayırma, görüntü kaydı ve görüntüyü sayısallaştırma.

Görüntüyü hücrelere ayırma işlemi, görüntüyü farklı anatomik yapıların anlamlı konturlarına böler. Görüntü kaydı, zamansal değişikliklerin analizi veya farklı usuller kullanılarak elde edilen görüntülerin bir kombinasyonu için özellikle önemli olan birden fazla görüntünün doğru hizalanmasını sağlar. Sayısallaştırma süreci, hacim, çap, bileşim ve diğer ilgili anatomik veya fizyolojik bilgiler gibi tanımlanan yapıların özelliklerini belirler. Tüm bu süreçlerin, görüntüleme verilerinin denetim kalitesi ve tıbbi bulguların doğruluk düzeyi üzerinde doğrudan etkisi vardır.

4.8. GÖRSELLEŞTİRME

Görselleştirme işlemi, görüntü verilerini, tanımlanmış boyutlar üzerinde belirli bir biçimde anatomik ve fizyolojik görüntüleme bilgilerini görsel olarak temsil edecek şekilde işler. Verilerle doğrudan etkileşim yoluyla, görselleştirme, örneğin hücrelere ayırma ve kayıt süreçlerine yardımcı olmak gerçekleştirilebilir.

4.9. GÖRÜNTÜ KALİTESİ METRİKLERİNİ KULLANARAK GÜRÜLTÜNÜN ÖLÇÜLMESİ

$$MSE\ (x,s) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - s_i)^2 \tag{4.1}$$

burada kare farkının, toplam n piksel içeren görüntünün tüm pikselleri i üzerinden ortalaması alınır. MSE, örneğin belirli bir görüntü üzerinde iki farklı algoritmanın gürültü giderme performansını karşılaştırmak için çok uygun olsa da, bazı uyarılarla birlikte gelir. MSE, iki farklı görüntü arasındaki kaliteyi karşılaştırırken şaşırtıcı ve sezgisel olmayan sonuçlara yol açabilir. Örneğin, aynı örneğin düşük pozlu ve yüksek pozlu kaydını düşünün. Yüksek pozlu görüntüyü tercih etmek mantıklı olsa da, MSE metriği tam tersi bir sonuç vererek düşük pozlu kayıt için daha düşük bir değer verir.

Bu paradoksun çözümü, mutlak gürültü miktarını değil, sinyale göre gürültüyü dikkate almaktır. Bunu başarmak için en yaygın olarak kullanılan metrik, şu şekilde tanımlanan pik sinyal-gürültü oranıdır (PSNR).

$$PSNR\ (x,s) = 10\log_{10}\left(\frac{R(s)^2}{MSE(x,s)}\right) \tag{4.2}$$

burada $R(s) = max(s) - min(s)$ temiz görüntüde meydana gelen değerlerin aralığıdır. Yüksek bir PSNR, x ve s arasındaki yakın bir eşleşmeye (ve dolayısıyla düşük bir gürültüye) karşılık gelir ve düşük bir PSNR, zayıf bir eşleşmeye karşılık gelir.

Özünde, PSNR ayrıca MSE'yi de ölçer, ancak bunu temiz görüntüdeki değer aralığına göre yapar. Bu metrik, beklenen sonucu verecek ve düşük miktarda gürültüye ve aynı zamanda daha düşük bir sinyale sahip olan düşük pozlu görüntüye daha düşük bir değer atayacaktır.

PSNR, bir görüntüdeki gürültü miktarını ölçmek ve gürültü giderilmiş görüntülerin kalitesini değerlendirmek için kullanılan fiili standarttır [15].

4.10. GÜRÜLTÜ ÇEŞİTLERİ

Görüntü gürültüsü, bir tarayıcının veya dijital kameranın sensörü ve devresi tarafından üretilen görüntülerdeki parlaklık veya renk bilgilerinin rastgele değişimidir. Görüntü gürültüsü aynı zamanda film taneciklerinden ve ideal bir foton dedektörünün atış gürültüsünden de kaynaklanabilir. Görüntü gürültüsü genellikle görüntü yakalamanın istenmeyen bir yan ürünü olarak kabul edilir. Bu istenmeyen dalgalanmalar, istenmeyen sese benzetilerek "gürültü" olarak bilinmektedir [16].

Bu çalışmada dört tip gürültü kullanılmıştır.

- ✓ Gauss gürültüsü
- ✓ Tuz-biber gürültüsü
- ✓ Poisson gürültüsü
- ✓ Benek gürültüsü

Bu gürültü çeşitlerinin karşılaştırmalı sonuçları bu çalışmada paylaşılmıştır. İyi bir görüntü gürültü giderme modeli, gürültüyü mümkün olduğunca azaltmalı ve kenar koruma özelliğine sahip olmalıdır. Geleneksel olarak lineer model ve lineer olmayan model olmak üzere iki tür model vardır. Genellikle lineer modeller kullanılır. Lineer gürültü giderme modellerinin faydaları, hız ve lineer modellerin sınırlamalarıdır, modeller görüntülerin kenarlarını verimli bir şekilde koruyamazlar, yani görüntüde süreksizlik olarak tanınan kenarlar karışır. Öte yandan, lineer olmayan modeller, kenarları lineer modellerden çok daha iyi bir şekilde işleyebilir.

4.11. AMPLİFİKATÖR GÜRÜLTÜSÜ (GAUSS GÜRÜLTÜSÜ)

Amplifikatör gürültüsünün standart modeli, her pikselde bağımsız ve sinyal yoğunluğundan bağımsız, Gauss'tur. Mavi renk kanalında yeşil veya kırmızı kanala göre daha fazla amplifikasyonun kullanıldığı renkli kameralarda, mavi kanalda daha fazla gürültü olabilir. Amplifikatör gürültüsü, bir görüntü sensörünün "okuma gürültüsünün", yani görüntünün karanlık alanlarındaki sabit gürültü seviyesinin önemli bir parçasıdır [16].

4.12. TUZ-BİBER GÜRÜLTÜSÜ

Tuz ve biber gürültüsü, aynı temel görüntü bozulmasıyla sonuçlanan çok çeşitli işlemlere atıfta bulunur: diğerlerinde yalnızca birkaç piksel gürültülüdür, ancak tuz biber gürültüsü çok gürültülüdür. Efekt, görüntüye beyaz ve siyah noktalar (tuz ve karabiber) serpmeye benzer. Veri düşmesi olarak da bilinen tuz ve biber gürültüsü, görüntü sinyalinde sivri ve beklenmeyen bozulmalara neden olabilir [18].

Tuz-biber gürültüsü içeren bir görüntü, parlak bölgelerde koyu piksellere ve karanlık bölgelerde parlak piksellere sahip olacaktır. Bu tür gürültüye ölü pikseller, analogdan dijitale dönüştürücü hataları, iletimdeki bit hataları vb. neden olabilir. Bu, büyük ölçüde karanlık çerçeve çıkarma kullanılarak ve koyu/parlak pikseller etrafında enterpolasyon yapılarak ortadan kaldırılabilir.

4.13. POİSSON GÜRÜLTÜSÜ

Poisson gürültüsü (atış gürültüsü), bir elektronik devredeki elektronlar veya bir optik cihazdaki fotonlar gibi enerji taşıyan sonlu sayıda parçacık, bir ölçümde saptanabilir istatistiksel dalgalanmalara neden olacak kadar küçük olduğunda ortaya çıkan bir elektronik gürültüdür. X-ışını görüntüleri, Poisson dağılımını izleyen foton sayma istatistiklerine göre oluşturulur ve bu görüntüler, aşağıdaki denklem ile verilen Poisson dağılımını izleyen anlık gürültü tarafından bozulur:

$$P(k) = \frac{\exp(-\lambda)\,\lambda^{k}}{k!} \tag{4.3}$$

Burada λ ortalama, k ise beklenen değerdir [19].

4.14. BENEK (SPECKLE) GÜRÜLTÜSÜ

Benek gürültüsü, doğal olarak var olan ve aktif radar ve sentetik açıklıklı radar (SAR) görüntülerinin kalitesini düşüren tanecikli bir gürültüdür. Radardaki benek gürültüsü, tek bir görüntü işleme elemanından daha büyük olmayan bir nesneden gelen dönüş sinyalindeki rastgele dalgalanmalardan kaynaklanır. Lokal bir alanın ortalama gri seviyesini arttırır. SAR'daki benek gürültüsü genellikle daha ciddidir ve görüntü yorumlamada zorluklara neden olur. Çoklu dağıtılmış hedeflerden geri saçılan sinyallerin uyumlu işlenmesinden kaynaklanır. a(x, y) parazitli görüntü ve b(x,y) orijinal US görüntü ise genel görüntü şu şekilde gösterilebilir:

$$a(x,y) = b(x,y) * n_{mult}(x,y) + n_{add}(x,y) \tag{4.4}$$

Burada $n_{mult}(x,y)$ çarpımsal gürültü komponentini gösterir. $n_{add}(x,y)$ toplamsal gürültüdür. US görüntülemesinde, toplamsal gürültülerin sonuçları, çarpımsal gürültü bileşenlerine kıyasla çok küçük olarak kabul edilir. $n_{add}(x,y)$ sıfır olarak kabul edilir. Burada çarpımsal gürültüye benek gürültüsü denir [20].

5. YÖNTEM

Beyin MR görüntülerinde oluşarak görüntü kalitesi düşüren gürültüler dünya 120'den fazla tümör çeşidi arasından doğru beyin tümör tanısının oluşturulmasında klinik uzmanlarına çeşitli zorluklar çıkarmaktadır. Beyin tümörlerinde doğru tanı ve tedavi sürecinin hayati bir öneme sahip olduğu düşünülürse, beyin MR görüntülerindeki gürültülerin bastırılması son derece önemlidir. Bu tez çalışmasında, MR görüntülerindeki gürültülerin giderilmesi için kullanılan yöntemler aşağıdaki gibidir.

5.1. GÖRÜNTÜ FİLTRELEME YÖNTEMLERİ

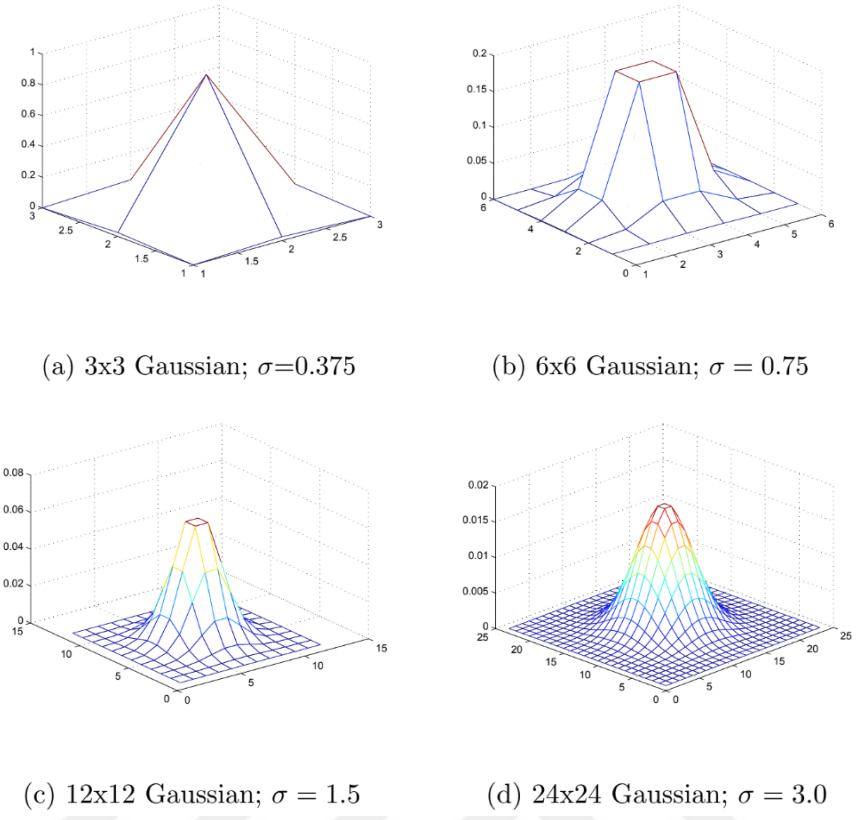
Özellik çıkarma gibi uygulamalara ek olarak, sinyal ve görüntülerin gürültünün giderilmesi için filtreler kullanılabilir. Birçok farklı filtre çeşiti vardır ve en uygun filtre genellikle uygulamaya göre değişkenlik gösterir. Gauss filtresi, Wiener filtresi, Median filtresi, Minimum filtre ve Maksimum filtre olmak üzere beş çeşit filtreleme yöntemi vardır. Bu filtre çeşitlerinin tanımları ve detayları aşağıda açıklanmaktadır.

5.2. GAUSS FİLTRE

Gauss filtresinde, filtrenin çekirdeği Gauss (normal) dağılımın ayrık bir tahminidir. Gauss filtresi, bir görüntü ile konvolüsyonu görüntüdeki piksellerin ortalamasını aldığı ve komşu pikseller arasındaki değer farkını etkili bir şekilde azalttığı için, "yumuşatma" operatörü olarak bilinir [25].

$$g[i,j] = e^{-\frac{i^2+j^2}{2\sigma^2}} \tag{5.1}$$

Denklem 6'daki σ parametresi Gauss'un standart sapmasına eşittir ve istenen dağılıma göre ayarlanabilir. σ parametresi değiştiği için çekirdeğin boyutu uyarlanmalıdır, aksi takdirde çekirdek, dağılımın 'çan şeklini' içermek için yeterli sayıda öğeyi hariç tutabilir. Şekil 5.1, birkaç σ değeri için ilişkili çekirdekleri gösterir.



(a) 3x3 Gaussian; σ=0.375 (b) 6x6 Gaussian; $\sigma = 0.75$

(c) 12x12 Gaussian; $\sigma = 1.5$ (d) 24x24 Gaussian; $\sigma = 3.0$

Şekil 5.1: Çeşitli Gauss çekirdeklerinin karşılaştırılması.

MATLAB'da Gauss filtre birkaç σ değeri ile uygulamaya devam edildi ve üretilen çekirdekleri birkaç görüntüye uygulandı. Gauss filtrenin gürültülü görüntüler üzerindeki etkisini göstermek için, filtreyi uygulamadan önce test görüntüsüne birkaç tür gürültü eklenmiştir. Gauss filtre, çekirdeği tasarlamak için kullanılan parametrelere bağlı olarak değişen seviyelerde 'yumuşatma' gerçekleştirir. Filtreleme işleminin kendisi, görüntünün öznel kalitesini göze göre iyileştirebilir veya iyileştirmeyebilirken, filtreleme, özellik çıkarma gibi diğer filtreleme işlemlerinin sonuçlarını büyük ölçüde iyileştirebilir.

5.3. MEDYAN FİLTRE

Medyan filtre, genellikle gürültüyü gidermek için kullanılan lineer olmayan bir dijital filtreleme tekniğidir. Bu tür gürültü azaltma, sonraki işleme sonuçlarını iyileştirmek için tipik bir ön işleme adımıdır (örneğin, bir görüntüde kenar algılama). Medyan filtreleme, dijital görüntü işlemede çok yaygın olarak kullanılır, çünkü belirli koşullar altında gürültüyü ortadan kaldırırken kenarları korur. Medyan filtresinin ana fikri, her girişi komşu girişlerin medyanı ile

değiştirerek sinyal girişini girişe göre çalıştırmaktır. Pencerede tek sayıda giriş varsa, medyan penceredeki tüm girişler nümerik olarak sıralandıktan sonra ortadaki değerdir. Çift sayıda giriş için birden fazla olası medyan vardır. Medyan filtreleri, görüntü işlemede ve ayrıca sinyal işlemede ve zaman serisi işlemede pürüzsüzleştirici olarak yaygın olarak kullanılmaktadır. Medyan filtrenin lineer filtrelere göre en büyük avantajı, medyan filtresinin giriş gürültü değerlerinin etkisini son derece büyük büyüklüklerle ortadan kaldırabilmesidir. (Buna karşılık, lineer filtreler bu tür gürültüye karşı hassastır. Çıkış, anormal gürültü değerlerinin küçük bir kısmı tarafından bile ciddi şekilde bozulabilir). Medyan filtrenin t anındaki çıkışı y, t'ye bitişik anlara karşılık gelen giriş değerlerinin medyanı olarak hesaplanır:

$$y(t) = median\left(x\left(t - \frac{T}{2}\right), x(t - T_1 + 1), \dots, x(t), \dots, x\left(t + \frac{T}{2}\right)\right) \qquad (5.2)$$

burada t, medyan filtresinin penceresinin boyutudur. Yukarıda açıklanan tek boyutlu medyan filtresinin yanı sıra görüntü işlemede kullanılan iki boyutlu filtreler de vardır. Normalde görüntüler, iki boyutlu görüntü öğeleri dizileri veya "pikseller" olarak ayrık biçimde temsil edilir (yani, iki dizin tarafından sıralanan B_{ij} negatif olmayan değer kümeleri)

$$\text{i=1,…,}N_y(rows) \text{ and } j = 1, \dots, N_y(column) \qquad (5.3)$$

B_{ij} elemanlarının skaler değerler olduğu durumlarda, her pikselin birkaç değerle, örneğin pikselin rengini belirleyen "kırmızı", "yeşil", "mavi" değerleriyle temsil edildiği, renkli görüntüleri işlemek için kullanılan yöntemler vardır [24].

5.4. WİENER FİLTRE

Wiener filtresinin amacı, bir sinyali bozan gürültüyü filtrelemektir. İstatistiksel bir yaklaşıma dayanır. Standart filtreler, istenen bir frekans cevabı için tasarlanmıştır. Wiener filtresi, filtrelemeye farklı bir açıdan yaklaşıyor. Birinin orijinal sinyalin ve gürültünün spektral özellikleri hakkında bilgi sahibi olduğu varsayılır ve çıkışı orijinal sinyale mümkün olduğunca yakın olan LTI filtresi araştırılır. Wiener filtreleri aşağıdakilerle karakterize edilir:

- ✓ Varsayım: sinyal ve (ilave) gürültü, bilinen spektral özelliklere sahip sabit lineer rastgele süreçlerdir.
- ✓ Gereksinim: filtre fiziksel olarak realize edilmelidir.

- ✓ Performans kriterleri: minimum ortalama kare hatası

5.5. MİNİMUM FİLTRE

g=ordfilt2(f,1,ones(m,n)) işlemi, mxn boyutlu ve elemanları 1 olan bir maske kullanılarak, f görüntüsünü minimum filtreye tabi tutulmasıdır. Görüntünün kapsadığı komşu elemanlar içerisinde eng'nin ilgili elemanını en minimum değerde olanıdır bu kapsamda order=1 olduğu için). Minimum filtrede (m*n) değerini order kısmına yazmak yeterlidir.

5.6. MAKSİMUM FİLTRE

$g = ordfilt2(f, m * n, domain)$ Maksimum filtrenin kapsadığı elemanlar içindeki en büyük değerli elemanı yeni elemanla değiştirmektir. Özetle anlatılmak istenen daha anlaşılabilir dijital görüntüler için farklı görüntü işleme teknikleri kullanılarak görüntünün ton seviyeleri arasın da bulunan gri renk ton seviyesini, siyah (minimum) ve beyaz (maksimum) olarak yansıtılır. Görüntüdeki değerler uzaktan algılama işlemlerin de belirlenen yansıma arasında yoğunlaşmış ise görüntüyü daha anlaşılabilir hale getirmek için yansıma değerleri bit aralığının (örneğin 8bit görüntü için 0-255 aralığına) tümünü kapsayacak şekilde gösterilerek görüntünün anlaşılabilirligi arttırılır [23].



Şekil 5.2: Analog görüntü işleme tabanlı kenar algılama devresinin MR için akış diyagramı.

6. BULGULAR

6.1. KENAR ALGILAMA YÖNTEMLERİ

Kenar algılama, birçok analog görüntü işleme uygulamasında görüntüye ait özellik çıkarma, analiz etme ve yorumlama işlemlerinde görüntülerden bilgi ve anlam çıkarmak amacıyla kullanılan en temel yöntemlerden biridir. Bu işlem, görüntü parlaklığının keskin bir şekilde değiştiği veya daha resmi olarak süreksizliklerin olduğu görüntüdeki nesneler ve arka plan arasındaki sınırları tespit eder. Kenar algılama yönteminde amaç, insan beyninde bulunan farklı yüzey ve doku bütünlüğüne sahip yapılarda görüntü parlaklığında keskin olan değişiklikleri belirlemektir. Literatürde kenar algılamanın çok çeşitli yöntemleri bulunmakla birlikte, bunlardan en çok kullanılanı Gradyan yöntemi ve Laplacian yöntemidir. Gradyan yönteminde, görüntüye ait birinci türev oluşturularak görüntünün yerel minimum ve maksimum noktaları aranır ve bu sayede kenarlar tespit edilir. Laplace yönteminde, görüntüye ait birinci türev oluşturulur ve görüntünün sıfır geçişleri aranır. Erken gradyan operatörlerinden bazıları Roberts [27], Prewitt [28], Sobel [29], Canny [30] kenar operatörlerini içerir. Roberts [27], Prewitt [28], Sobel [29], Canny [30] kenar operatörleri ilk gradyan operatörlerindendir. Görüntü parlaklık dağılımının birinci dereceden yönlü türevlerini tahmin etmek için kenar değeri, her pikselde ortalanmış bir matris oluşturularak hesaplanır. Görüntünün kenar değeri, her pikselde ortalanmış bir matris oluşturacak şekilde görüntü parlaklık dağılımının birinci dereceden yönlü türevleri tahmin edilerek hesaplanır. Hesaplanan değer belirlenen eşikten büyükse, piksel bir kenar olarak sınıflandırılır. 1986'da John F. Canny tarafından geliştirilen Canny kenar algılama operatörü görüntülerdeki çeşitli kenarları tespit etmek amacıyla bir algoritma kullanmaktadır. Marr ve Hildreth'in [31] çalışması, en yaygın kullanılan gradyan tabanlı bir dedektör (optimal" kenar detektörü) olan kenar bulma algoritmasıdır. Bu özelliklere bağlı olarak, kenar algılama süreci aşağıdaki adımları içerir [32].

1) İyi algılama: Görüntüde mümkün olduğunca çok sayıda gerçek kenar işaretlemelidir.

2) İyi yerelleştirme: Gürültüsü bastırılan görüntüler mümkün olduğunca gerçek görüntüdeki kenarlara yakın olmalıdır.

3) Minimum yanıt: Görüntüdeki belirli bir kenar yalnızca bir kez işaretlenmelidir. Algoritmada maksimumda olmayan pikseller bastırılır.

- ✓ Gürültü giderme: Kenar algılama operatörü, gürültüyü ortadan kaldırmak amacıyla görüntüyü düzeltir.
- ✓ Farklılaşma: Uzamsal türevleri olan bölgelerin görünürlüğünü arttırmak için görüntü gradyanını bulur.
- ✓ Maksimum olmayan bastırma: Algoritma görünürlüğünü arttırılan bu bölgeleri takip ederek maksimumda olmayan pikselleri bastırır.

Kenar algılama eşiği, Canny kenar algılama operatörü Histerezis yöntemiyle oluşturulur. Histerezis iki eşik kullanır ve pikselin gradyanı alt eşiğin altındaysa, sıfıra ayarlanır ve kenar olmayan olarak kabul edilir. Pikselin gradyanı yüksek eşiğin üzerinde olduğunda bir kenar olarak ayarlanır. Gradyanı alt eşiğin altındaysa, sıfıra ayarlanarak kenar olmayan olarak tespit edilir. Gradyan bu iki eşik arasındaysa, bu pikselden daha yüksek eşiğin üzerinde bir eğime sahip piksele giden bir yol olmadığı sürece sıfıra ayarlanır. Gauss filtresi görüntüdeki gürültüleri gidermek için sıklıkla kullanılır. Bir ve iki boyutlu sinyallerin bir Gauss çekirdeği ile görüntüsünün konvolüsyonuyla pürüzsüzleştirilir. Gauss operatörü görüntüyü her yönde pürüzsüzleştirerek keskin sınırları bulanıklaştırır [33].

6.2. GÖRÜNTÜ İŞLEME SÜRECİNDEKİ İŞLEM ADIMLARI

Bu tez kapsamında, öncelikle .tif dosya uzantılı MRI görüntüsünün RGB datası çıkartılmıştır. RGB datası kırmızı (red), yeşil (green) ve mavi (blue) renklerinin yoğunluğunu temsil eder. Her biri 0 ile 255 arasında tanımlanır. Görünür spektrumdaki herhangi bir rengi elde etmek için bu 3 renk çeşitli oranlarda birleştirilir. R, G ve B seviyelerinin her biri tam yoğunluğun % 0 ile % 100'ü arasında değişebilir.

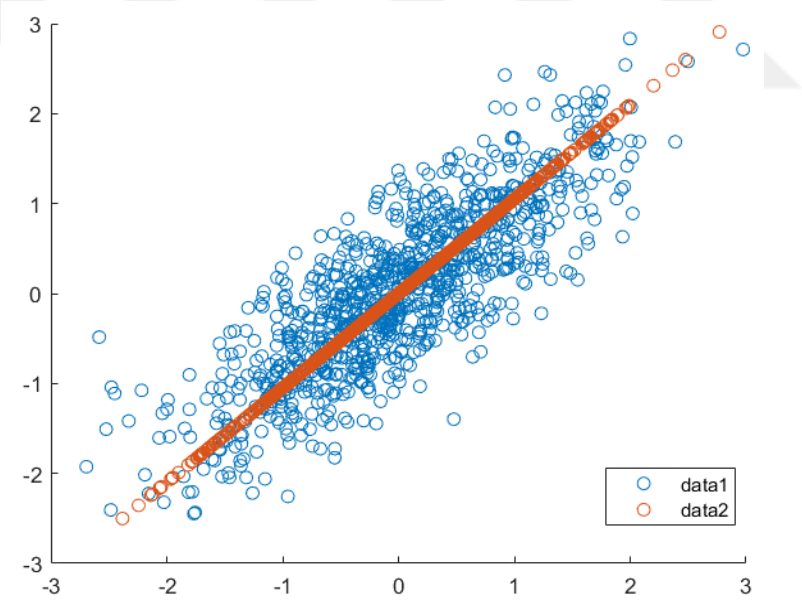
Aşağıda yer alan Matlab kodu ile öncelikle resmi sayısal hale getirmek için imread komutuyla okuma işlemi yapılır. RGB datası elde edilir ve ardından .csv dosyası elde edilir. Elde edilen dataların grafiğini çizdiğimizde Şekil 6.1'deki grafik elde edilir. Bu grafik hesaplaması karmaşık bir grafiktir. Bu verileri daha anlamlı hale getirebilmek için 'Temel Bileşenler Analizi' yapılır.

Matlab kodu aşağıdaki gibidir:

```
>> image1=imread('MRI1.tif');
>> imshow(image1);
>> image=rgb2gray(image1);
>> destination='C:\Users\Zehra\Desktop\MRI';
>> dlmwrite([destination,'.csv'],image);
```

6.3. TEMEL BİLEŞENLER ANALİZİ (PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS)

Temel bileşenler analizi, özelliklerden daha geniş bir varyansa sahip başka bir boyut elde edebilmek amacıyla yapılır. Verilerin analizi yapılırken verilerin özellik çıkarımlarının yapılması gerekmektedir. Temel bileşenler analizi bu çalışmada Matlab'da yapılmıştır. İlk olarak csv dosyasından elde edilen noktaların tamamını kullanarak rasgele 1000 x 2 boyutunda bir veri seti seçilir. Eigen value'ler ve kovaryans matrisleri hazırlanır. Transform datası alınıp grafiği çizildiğinde Şekil 6.1'deki grafik elde edilir.



Şekil 6.1: Temel bileşenler analizi.

Temel bileşenler analizi kullanılarak her gelen veri boyutunun ortasından yeni bir veri boyutu çizilir. Bu analiz yöntemiyle veriler çok daha detaylı incelenir, veri çakışmalarını çok daha detaylı görebilmeyi sağlar. Bu sayede bunlardan arınarak tasarımlar daha doğru tasarlanabilir. Şekil 6.1'de Data 1 olarak verilen mavi değerler temel bileşenler analizi yapılmamış haldeki

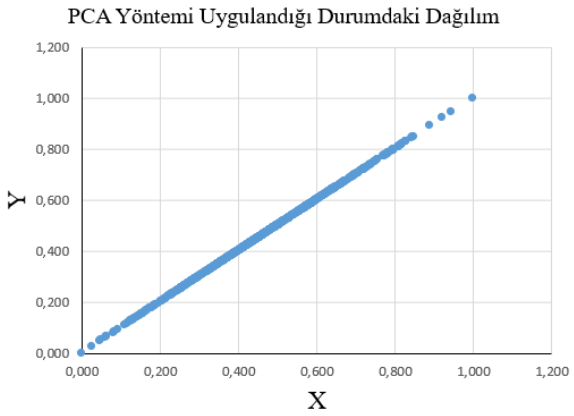
verilerin dağılımıdır. Data 2 olarak verilen turuncu değerler ise temel bileşenler analizi yapılmış haldeki verilerin dağılımıdır, bu analizle değerler lineer bir doğru üzerine yerleşir.

```
clear all; close; clc;
%Generate Data
W = randn(1000,2);
A=rand(2,2);
X = W*A;
%Covariance Matrix
C = cov(X);
%Find PC1
[V, E] = eig€;
[emax, emax_ind] = max(diag€);
u = V(:, emax_ind);
%Transform Data
z = X*u;
%Decode Data;
Y = z*u';
%Plot Results
Figure;
scatter(X(:,1), X(:,2));
hold on;
scatter(Y(:,1), Y(:,2));
```

6.4. MİNİMUM – MAKSİMUM NORMALİZASYONU (FEATURE SCALING)

Birbirinden çok farklı karakterdeki verilerin istatistiksel açıdan birbiriyle ilişkilendirilebilmesi ve hesaplamalar yapılabilmesi için kullanılan yöntemlere normalizasyon işlemi denir. Normalizasyon işlemi verilerin birbiriyle aynı aralıklar içinde ifade edilmesi işlemidir. Bu çalışmada Şekil 6.1'de -3 ile 3 arasında dağılan veriler [0, 1] aralığına indirgenmiştir. Bu işlem [0, 1] aralığında dağılan verilerin hangi sayıya ne kadar yakın olduğunu göreceli olarak göstermek amacıyla yapılır.

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \tag{6.1}$$



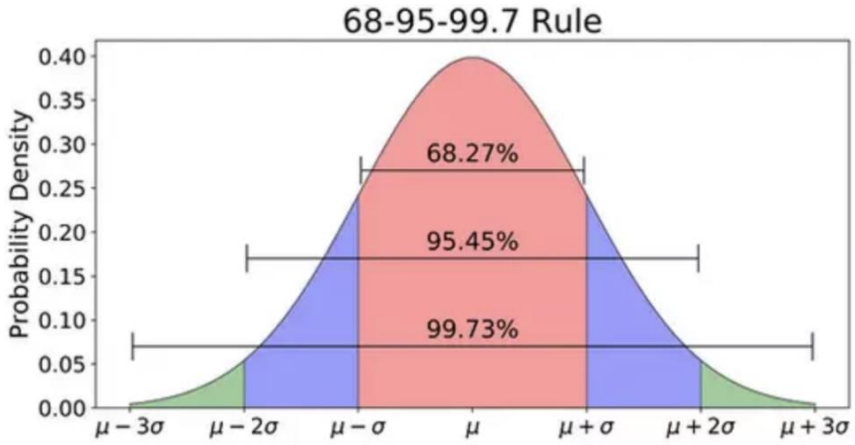
Şekil 6.2: Normalizasyon işlemi.

Şekil 6.2'de normalizasyon yapıldıktan sonra elde edilen y eksenindeki değerlerin ortalaması 0.463'dür. Bu değer [0, 1] veri aralığındadır. Analog devrenin voltajı [0, 5] Volt arasında olduğundan doğru orantıyla bu aralık için bu değer 2.4 Volt olarak elde edilir. Böylece temel bileşenler analizi yapıldıktan sonra yapılan normalizasyon işlemi sonucunda elde edilen analog devrenin voltaj değeri 2.4Volt'tur.

6.5. STANDART SKOR (Z-SKOR)

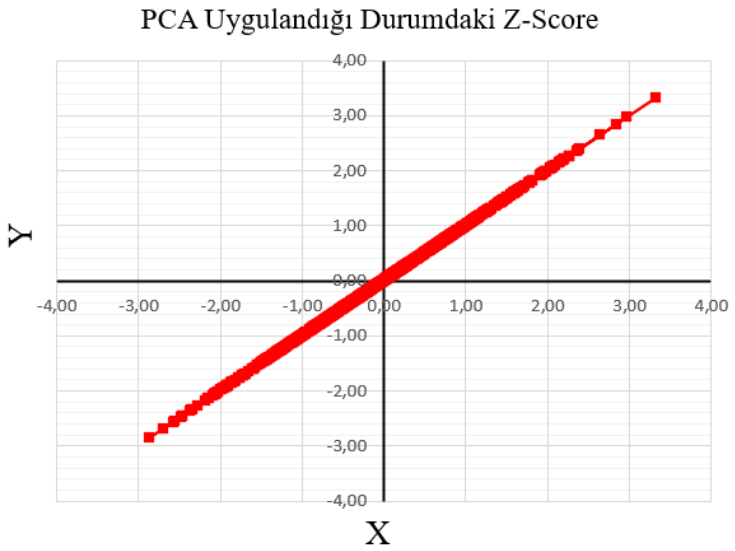
Standart skor (Z-skor) yöntemi bir normalizasyon yöntemidir. Herhangi bir sayının ilgili istatistiksel dağılımdaki ortalamaya olan uzaklığının standart sapmaya bölünmesiyle bulunur. Denklem 1'de verilen μ ortalama değer ve σ standart sapmadır.

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma} \tag{6.2}$$



Şekil 6.3: Normal dağılım [34].

Standart skor yöntemi verilerin standard dağılıma göre yerleştiğini kabul eder ve verilerin ortalama değere olan uzaklığının standart sapmaya bölünmesiyle bulunur. Şekil 6.4'de verilerin standart skor yöntemi yapıldıktan sonraki dağılımı resmedilmiştir. Bu yöntemle elde ettiğimiz voltaj değeri $2.5979 * 10^{-17}$ Volt değeri düşüktür. Bu yüzden standart skor yaklaşımının bu soru için uygun olmadığı görülmektedir.



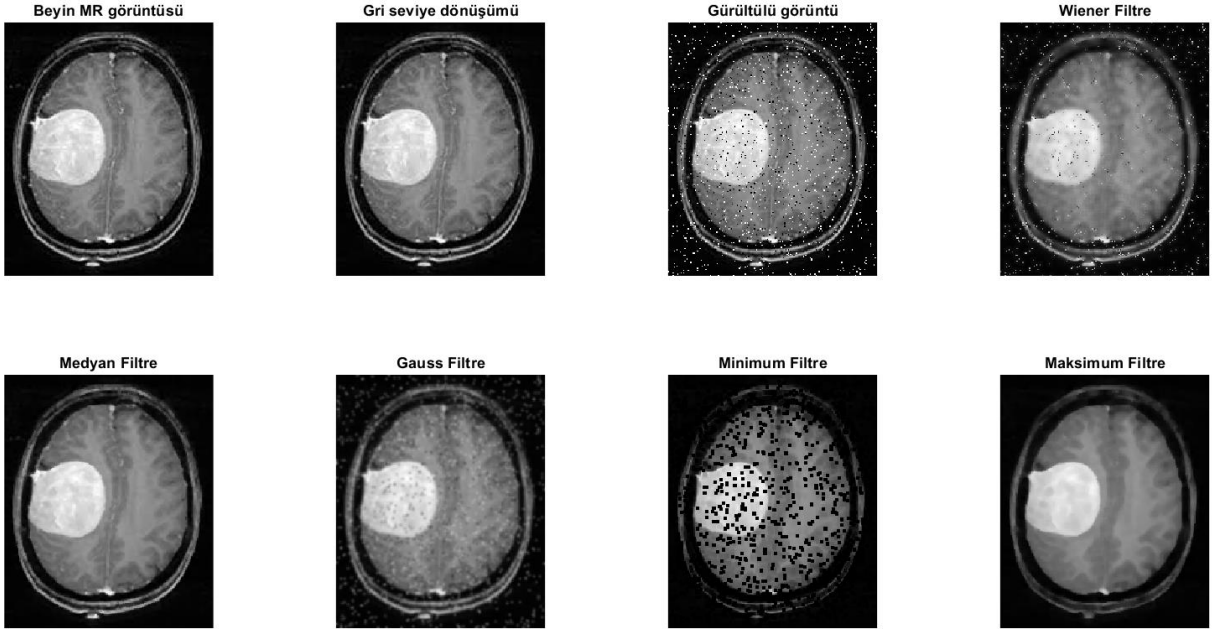
Şekil 6.4: Standart skor yöntemi.

Bu bölümde insan beynine ait MR görüntüsüne %5, %10 ve %15 gürültü oranlarında tuz biber gürültüsü, Gauss gürültüsü Benek (Speckle) gürültüsü eklenmiştir. Oluşan gürültülü Wiener filtre, Medyan filtre, Gauss filtre, minimum filtre ve maksimum filtre kullanılarak MATLAB SIMULINK'te bir gürültü analizi gerçekleştirilmiştir.

6.6. ANALOG BEYİN MR GÖRÜNTÜSÜNÜN GÜRÜLTÜ ANALİZİ SİMÜLASYON SONUÇLARI

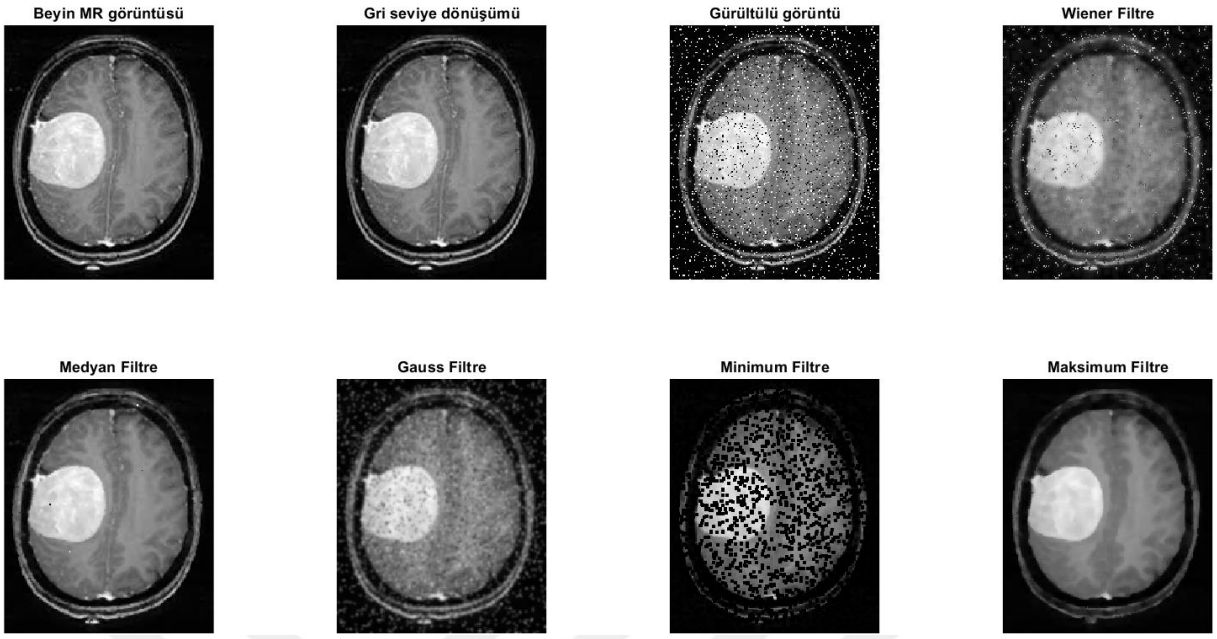
Bu bölümde 8 adet beyin MR görüntüsüne sırasıyla %5, %10, %15 gürültü oranında tuz biber gürültüsü, Gauss gürültüsü Benek (Speckle) gürültüsü eklenmiştir. Wiener Filtre, Medyan Filtre, Gauss Filtre, Minimum Filtre ve Maksimum Filtre kullanılarak MATLAB SIMULINK'te bir gürültü analizi gerçekleştirilmiştir.

TUZ BİBER GÜRÜLTÜSÜ



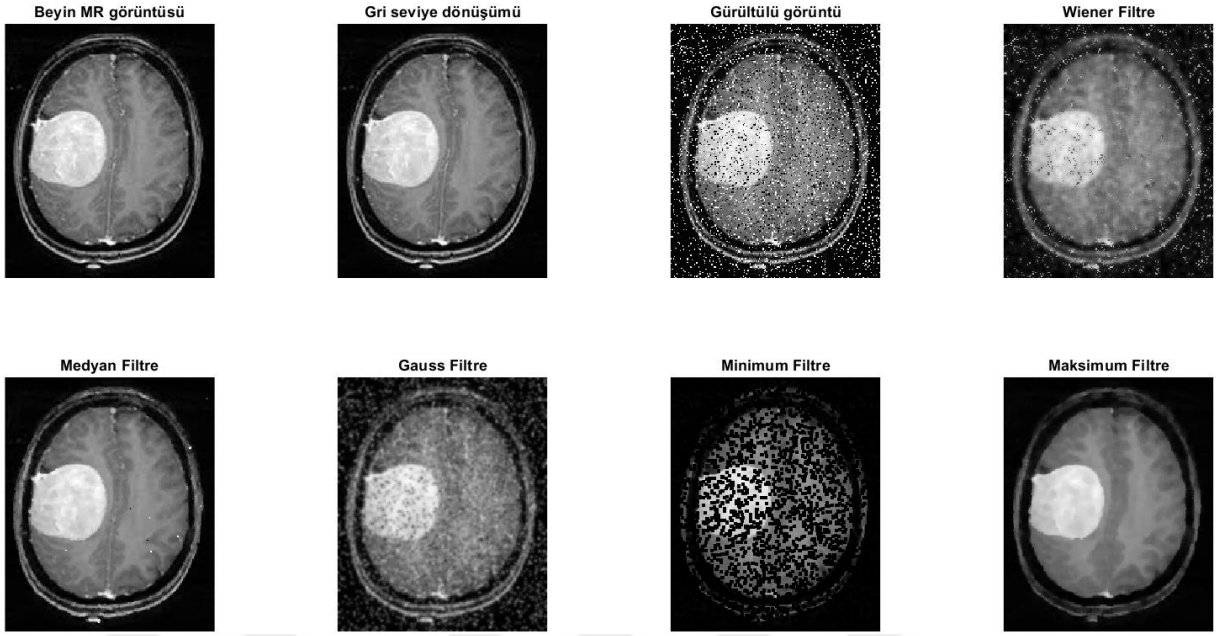
Şekil 6.5: (a) Beyin MR görüntüsü [35] (b) gri seviye dönüşümü (c) % 5 tuz biber gürültülü MR görüntüsü (d) Wiener filtre (e) Medyan filtre (f) Gauss filtre (g) Minimum filtre (h) Maksimum filtre.

Şekil 6.5 (a)'da MR görüntüsüne % 5 oranında Tuz biber gürültüsü eklenmiştir. Matlab Simulink'te yapılan gürültü analizi sonucunda, % 5 oranında Tuz biber gürültüsü için en başarılı gürültü filtrelemesi gerçekleştiren metodun Medyan filtre olduğu saptanmıştır.



Şekil 6.6: (a) Beyin MR görüntüsü (b) gri seviye dönüşümü (c) % 10 Tuz biber gürültülü MR görüntüsü (d) Wiener filtre (e) Medyan filtre (f) Gauss filtre (g) Minimum filtre (h) Maksimum filtre.

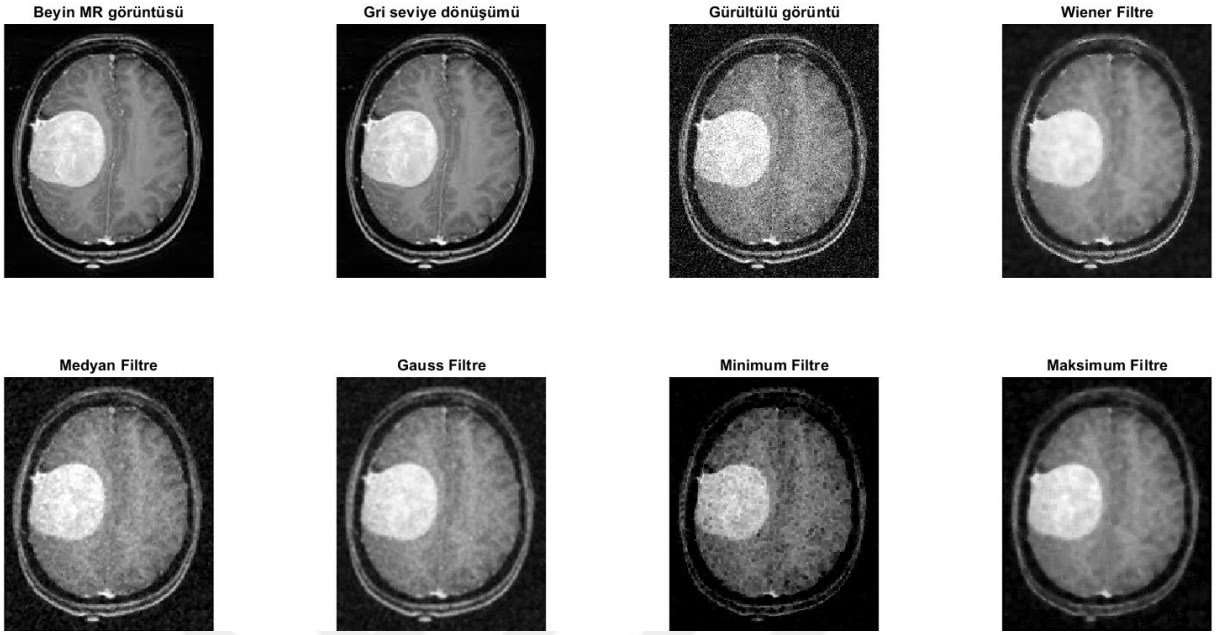
Şekil 6.6 (a)'da MR görüntüsüne % 10 oranında Tuz biber gürültüsü eklenmiştir. Matlab Simulink'te yapılan gürültü analizi sonucunda, % 10 oranında Tuz biber gürültüsü için en başarılı gürültü filtrelemesi gerçekleştiren methodun Medyan Filtre olduğu saptanmıştır.



Şekil 6.7: (a) Beyin MR görüntüsü (b) gri seviye dönüşümü (c) % 15 Tuz biber gürültülü MR görüntüsü (d) Wiener filtre (e) Medyan filtre (f) Gauss filtre (g) Minimum filtre (h) Maksimum filtre.

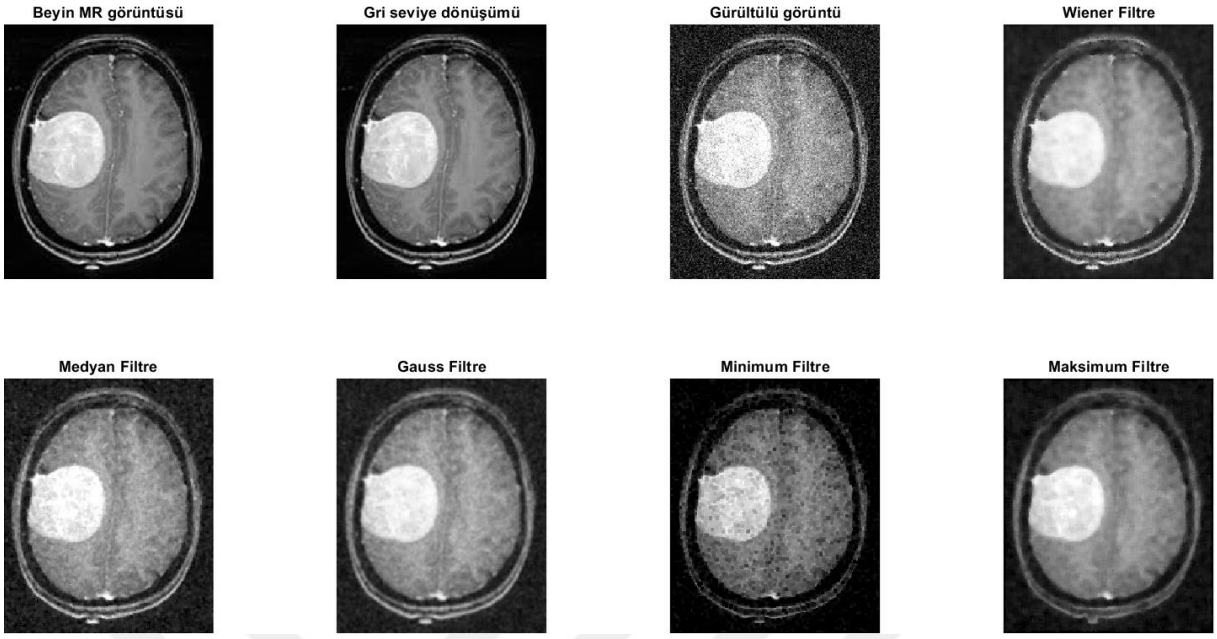
Şekil 6.7 (a)'da MR görüntüsüne % 15 oranında Tuz biber gürültüsü eklenmiştir. Matlab Simulink'te yapılan gürültü analizi sonucunda, % 15 oranında Tuz biber gürültüsü için en başarılı gürültü filtrelemesi gerçekleştiren methodun Medyan Filtre olduğu saptanmıştır.

GAUSS GÜRÜLTÜSÜ



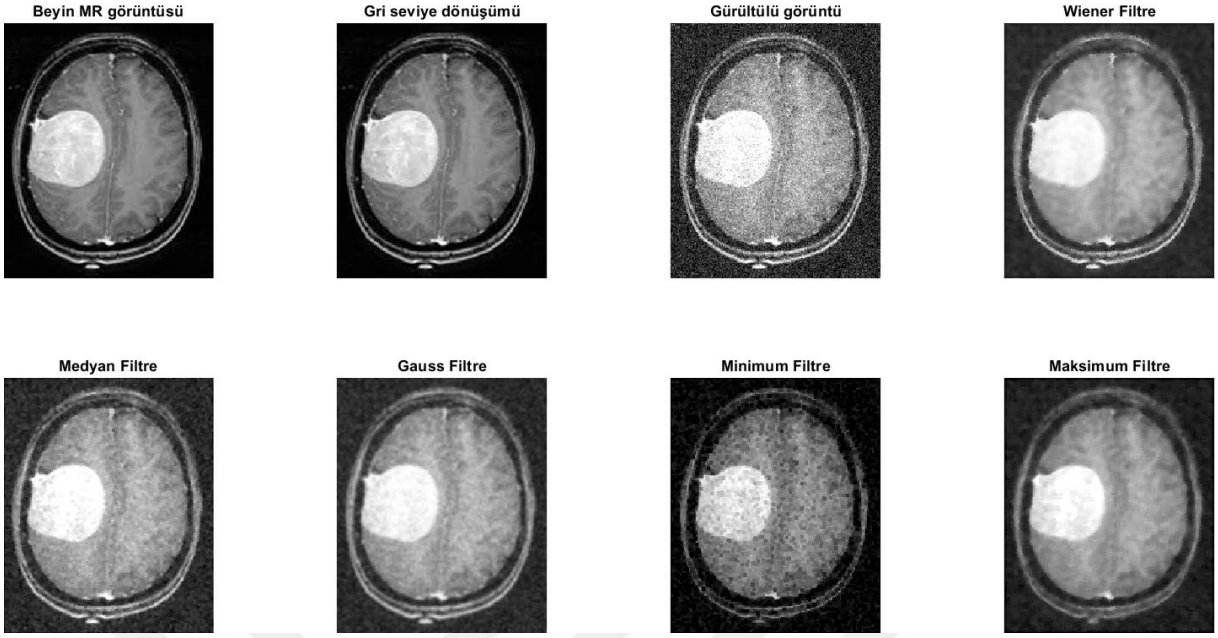
Şekil 6.8: (a) Beyin MR görüntüsü (b) gri seviye dönüşümü (c) % 5 Gauss gürültülü MR görüntüsü (d) Wiener filtre (e) Medyan filtre (f) Gauss filtre (g) Minimum filtre (h) Maksimum filtre.

Şekil 6.8 (a)'da MR görüntüsüne % 5 Gauss gürültüsü eklenmiştir. Matlab Simulink'te yapılan gürültü analizi sonucunda, % 5 Gauss gürültüsü için en başarılı gürültü filtrelemesi gerçekleştiren methodun Gauss Filtre olduğu saptanmıştır.



Şekil 6.9: (a) Beyin MR görüntüsü (b) gri seviye dönüşümü (c) % 10 Gauss gürültülü MR görüntüsü (d) Wiener filtre (e) Medyan filtre (f) Gauss filtre (g) Minimum filtre (h) Maksimum filtre.

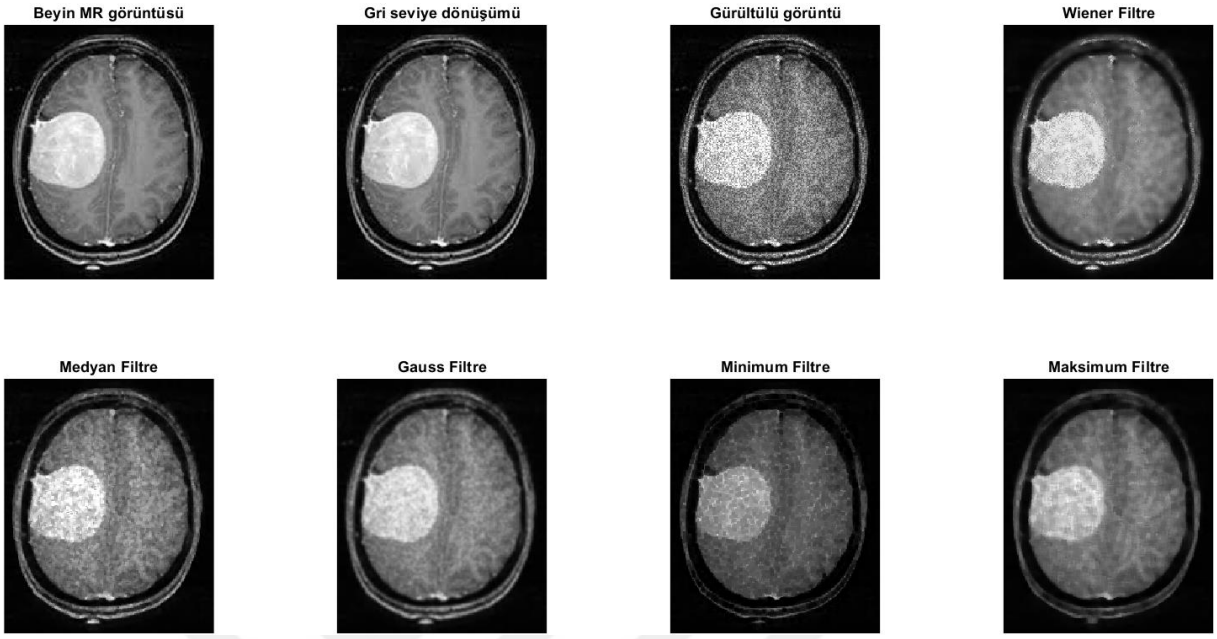
Şekil 6.9 (a)'da MR görüntüsüne % 10 Gauss gürültüsü eklenmiştir. Matlab Simulink'te yapılan gürültü analizi sonucunda, % 10 Gauss gürültüsü için en başarılı gürültü filtrelemesi gerçekleştiren methodun Gauss Filtre olduğu saptanmıştır.



Şekil 6.10: (a) Beyin MR görüntüsü (b) gri seviye dönüşümü (c) % 15 Gauss gürültülü MR görüntüsü (d) Wiener filtre (e) Medyan filtre (f) Gauss filtre (g) Minimum filtre (h) Maksimum filtre.

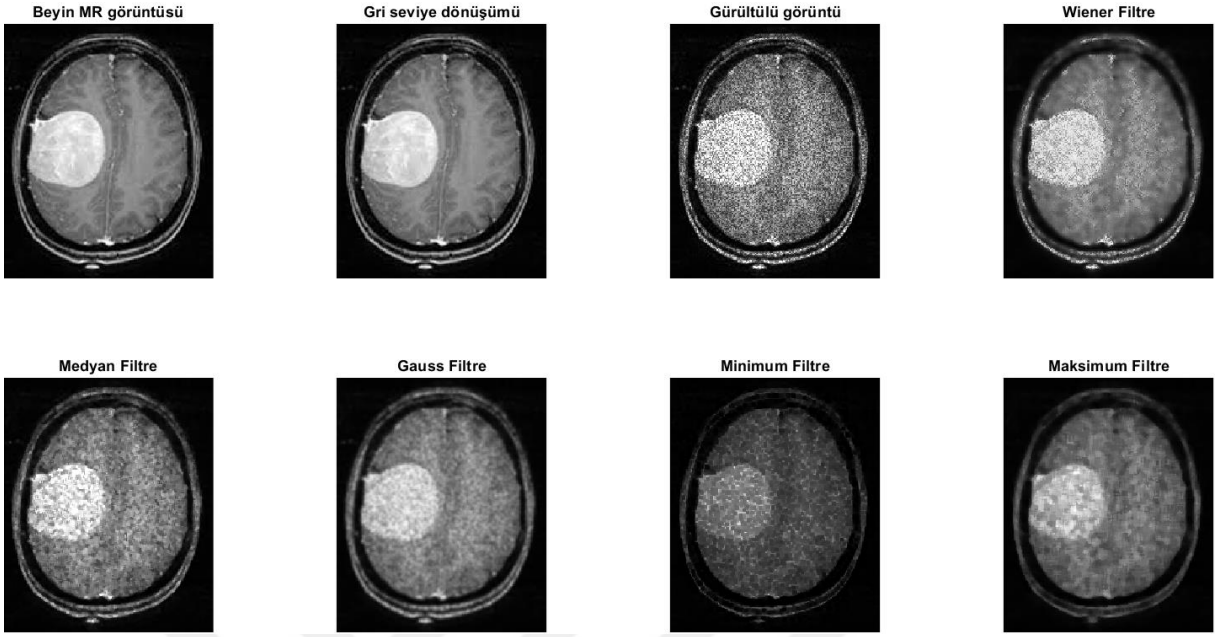
Şekil 6.10 (a)'da MR görüntüsüne % 15 Gauss gürültüsü eklenmiştir. Matlab Simulink'te yapılan gürültü analizi sonucunda, % 15 Gauss gürültüsü için en başarılı gürültü filtrelemesi gerçekleştiren methodun Gauss Filtre olduğu saptanmıştır.

BENEK (SPECKLE) GÜRÜLTÜSÜ SİMÜLASYONLARI



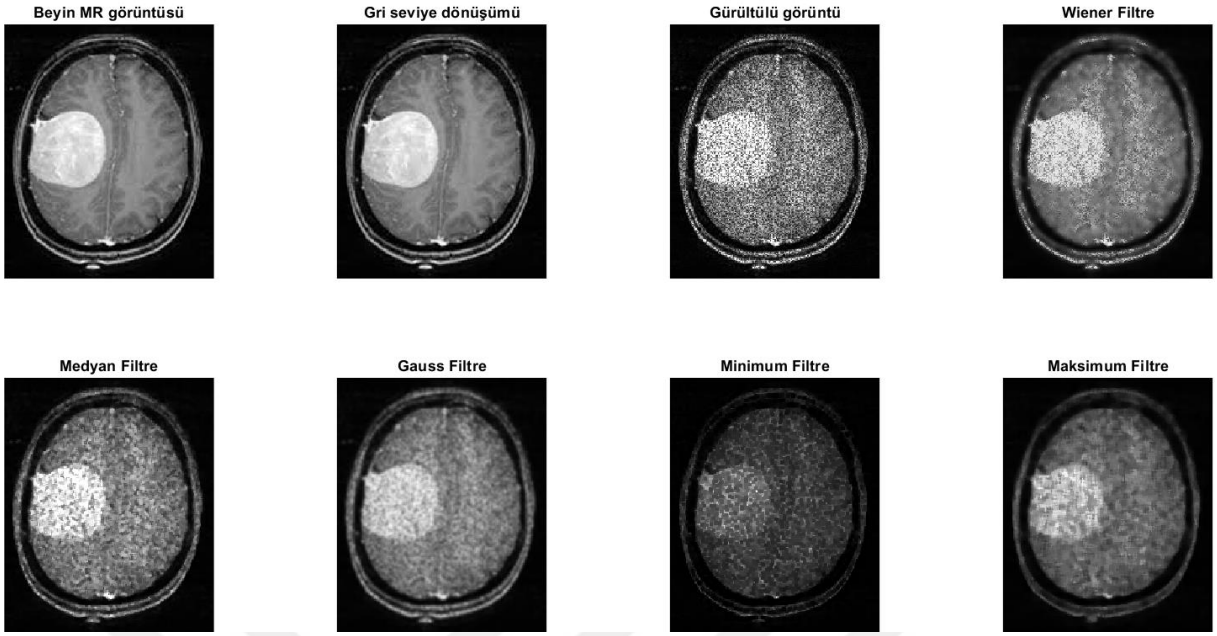
Şekil 6.11: (a) Beyin MR görüntüsü (b) gri seviye dönüşümü (c) % 5 Benek gürültülü MR görüntüsü (d) Wiener filtre (e) Medyan filtre (f) Gauss filtre (g) Minimum filtre (h) Maksimum filtre.

Şekil 6.11 (a)'da MR görüntüsüne % 5 Benek gürültüsü eklenmiştir. Matlab Simulink'te yapılan gürültü analizi sonucunda, % 5 Benek gürültüsü için en başarılı gürültü filtrelemesi gerçekleştiren methodun Wiener Filtre olduğu saptanmıştır.



Şekil 6.12: (a) Beyin MR görüntüsü (b) gri seviye dönüşümü (c) % 10 Benek gürültülü MR görüntüsü (d) Wiener filtre (e) Medyan filtre (f) Gauss filtre (g) Minimum filtre (h) Maksimum filtre.

Şekil 6.12 (a)'da MR görüntüsüne % 10 Benek gürültüsü eklenmiştir. Matlab Simulink'te yapılan gürültü analizi sonucunda, % 10 Benek gürültüsü için en başarılı gürültü filtrelemesi gerçekleştiren methodun Wiener Filtre olduğu saptanmıştır.



Şekil 6.13: (a) Beyin MR görüntüsü (b) gri seviye dönüşümü (c) % 15 Benek gürültülü MR görüntüsü (d) Wiener filtre (e) Medyan filtre (f) Gauss filtre (g) Minimum filtre (h) Maksimum filtre.

Şekil 6.13 (a)'da MR görüntüsüne % 15 Benek gürültüsü eklenmiştir. Matlab Simulink'te yapılan gürültü analizi sonucunda, % 15 Benek gürültüsü için en başarılı gürültü filtrelemesi gerçekleştiren methodun Wiener Filtre olduğu saptanmıştır.

6.7. ROBERT KENAR TESPİT ALGORİTMASI

1963 yılında Lawrence Gilman Roberts'in adını verdiği Roberts yöntemi ilk kenar tespit yöntemlerinden birisidir. Roberts yöntemin en çarpıcı özelliği basitliği olarak indirgenmiştir. Bu yöntem diğerlerine göre daha küçük boyutları ve sayı değeri olarak tam sayıları işleyebilen maske yapısına sahiptir. Günümüzdeki bilgisayar hızlarının gelişmesi bu yönteme karşı dezavantaj olmuştur. Bu kenar tespit yöntemi önemini yitirmiştir.

Roberts Cross yönteminden elde edilen çıktılar incelemeye alındığında, diğer yöntemlere kıyasla gürültüden etkilenme bakımından daha hassastır. Görüntüdeki gürültü değerleri ortalama olarak 20 dB SNR değerleri seviyesine gelinceye kadar başarılıdır. Ancak, görüntüdeki gürültü seviyesi yükseldikçe kenar tespit kabiliyeti zayıflamaya başlamaktadır. Gürültü seviyesi yükselmeye devam ettikçe gürültüyü temizlerken elde edilen nesne şablonu ciddi seviyede kenar verilerini kaybederek, kenar şablonu tamamen yok olmaktadır. Görüntü

üzerindeki 2 boyutlu geçişleri ölçerek, keskin kenarları kullanıcının görmesini sağlar. Gri görüntüler üzerinde işlem yapar. Bulanık görüntülerde 2x2'lik matris kullandığından görüntüdeki kenarları algılayamaz.

6.8. CANNY KENAR TESPİT ALGORİTMASI

John F. Canny 1986'da kendi adını verdiği yöntemini görüntüleme de keskin olarak saptanmış kenarları bulmak için oluşturmuştur. Yöntemin, kullanıcı tarafından birçok aşamadan geçerek sonuca ulaşılan algoritması bulunmaktadır. Canny MR görüntülemelerini incelemeye başladığında ilk yaptığı kenarları çıkartmaya başlamadan önce görüntüleme üzerindeki gürültüleri filtrelemektir. Filtrelemede Canny'nin hareket noktası, Carl Friedrich Gauss'un oluşturduğu Gauss filtre yöntemini kullanarak birinci türevini bir operatör olarak kullanmaktır. Canny yöntemin en önemli avantajı, en büyük değerini belirleyerek zaman kaybı ve iş yükünü minimum seviyeye indirgemek bunu da tek bir maske kullanılarak gerçekleştirilir.

6.9. SOBEL KENAR TESPİT ALGORİTMASI

Kenar tespiti için Sobel filtresi kullanılır. Görüntü içindeki her pikselde görüntü yoğunluğunun gradyanını hesaplayarak çalışır. Aydınlıktan karanlığa doğru en büyük artışın yönünü ve bu yöndeki değişim oranını bulur. Sonuç, görüntünün her pikselde ne kadar ani veya düzgün bir şekilde değiştiğini ve dolayısıyla o pikselin bir kenarı temsil etme olasılığının ne kadar olduğunu gösterir. Ayrıca, bu kenarın nasıl yönlendirileceğini de gösterir. Filtreyi sabit yoğunluklu bir bölgedeki bir piksele uygulamanın sonucu sıfır vektörüdür.

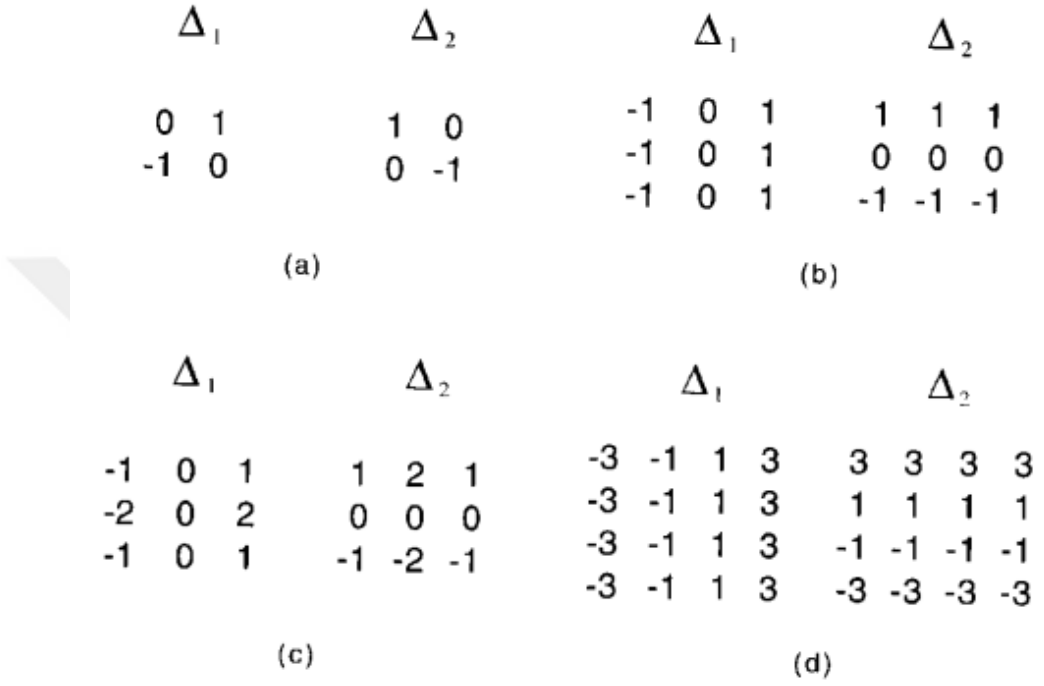
Aşağıdaki Sobel operatörleri çok yaygın olarak kullanılmaktadır. Sobel operatörünün standart tanımı 1/8 terimini atlar. Kenar algılama için bir fark yaratmaz ancak doğru gradyan değerini elde etmek için 1/8 terimi gereklidir.

$$\frac{1}{8}\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad s_x \qquad \frac{1}{8}\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \quad s_y$$

Şekil 6.14: Sobel operatörü [36].

6.10. PREWITT KENAR TESPİT ALGORİTMASI

Prewitt operatörü, görüntü işlemede, özellikle kenar algılama algoritmalarında kullanılır. Teknik olarak, görüntü yoğunluğu fonksiyonunun gradyanının bir yaklaşımını hesaplayan ayrık bir farklılaşma operatörüdür. Gradyan operatörleri aşağıdaki gibidir:



Şekil 6.15: Gradyan operatörleri (a) Roberts çapraz operatörü (b) 3x3 Prewitt operatörü (c) Sobel operatörü (d) 4x4 Prewitt operatörü [36].

Sobel kenar tespiti algoritması görüntüdeki özniteliği tespit etmek için kullanılır. Görüntüdeki öznitelik çıkarımlarını diğer yöntemlere kıyasla daha hassas olarak işlemektedir. Sobel kenar tespit algoritması, Prewitt kenar tespit algoritmasının daha kapsamlı halidir. Sobel operatörü, Prewitt operatöründen birçok yönden ayrışmaktadır. Görüntüdeki maske katsayıları birbirlerinden oldukça farklıdır. Bu farklılıktaki elde edinilmek istenen kenar değeri hesaplanacak piksel ile aynı doğrusalda konum olan komşu çiftlerine yüksek ağırlık verilmesidir. Sobel de x-ekseni maskesinde x-ekseni doğrusundaki komşuluklar ve y-ekseni maskesinde y-ekseni doğrusundaki komşulukların daha fazla ağırlıklandırılması hesaplanmıştır. Çekirdek matrisler, dikey, yatay ve köşegen şeklindeki kenarları bulmak için kullanılır. Sobel operatöründen görüntünün kenar kısımlarına karşılık gelen alansal yüksek frekans bölümünü yani diğer kenarlara kıyasla daha keskin olan kenarları saptamada kullanılır. Bu yöntemin teorisi aşağıda gösterildiği gibi 3×3 konvolüsyon matrisinden oluşur.

Sobel algoritmasına ait maske formu;

$$G_{\mathrm{x}} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{6.3}$$

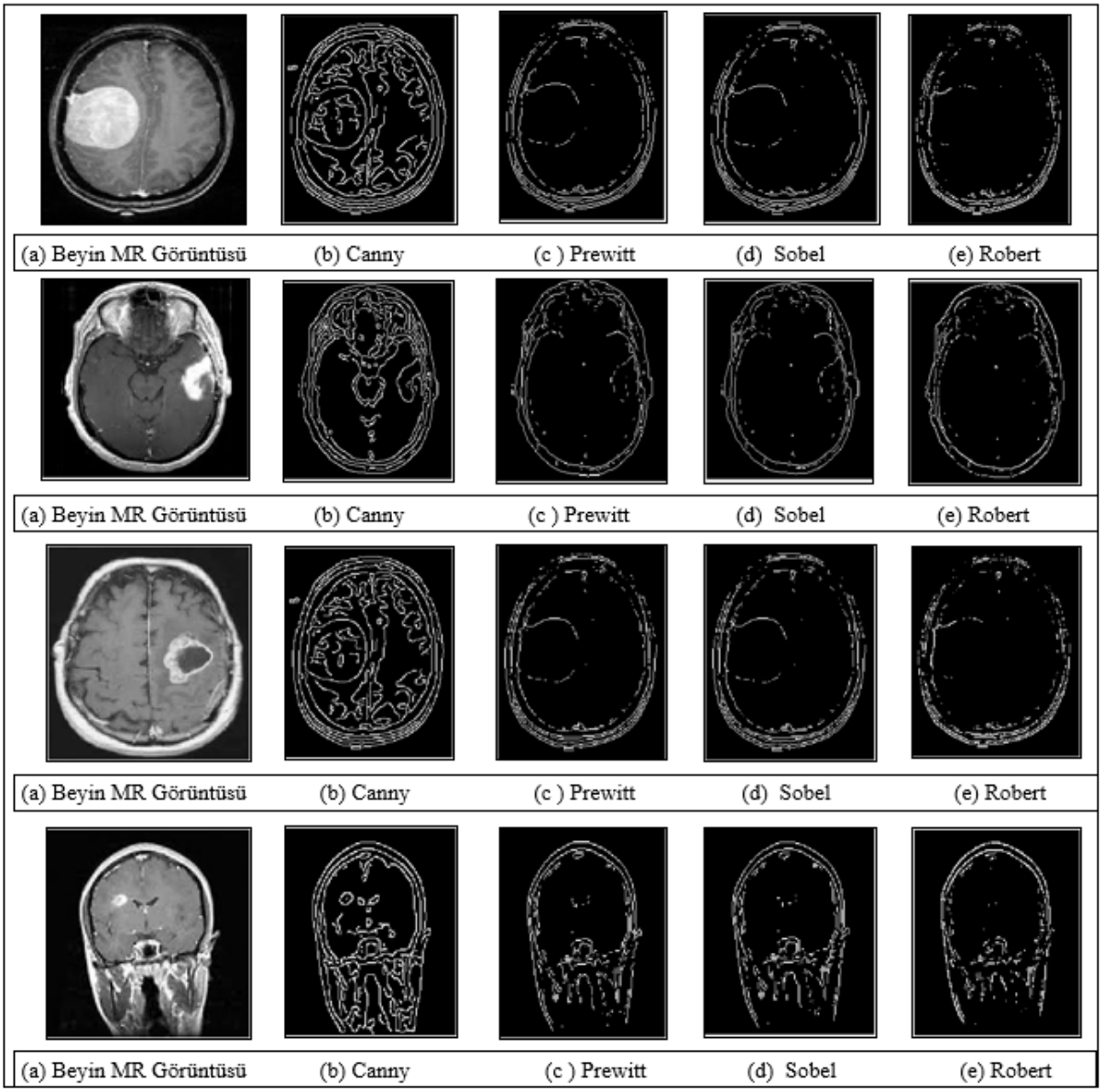
$$G_{\mathrm{y}} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \tag{6.4}$$

Normalize edilmiş Sobel algoritmasına ait maskeleme filtreleri;

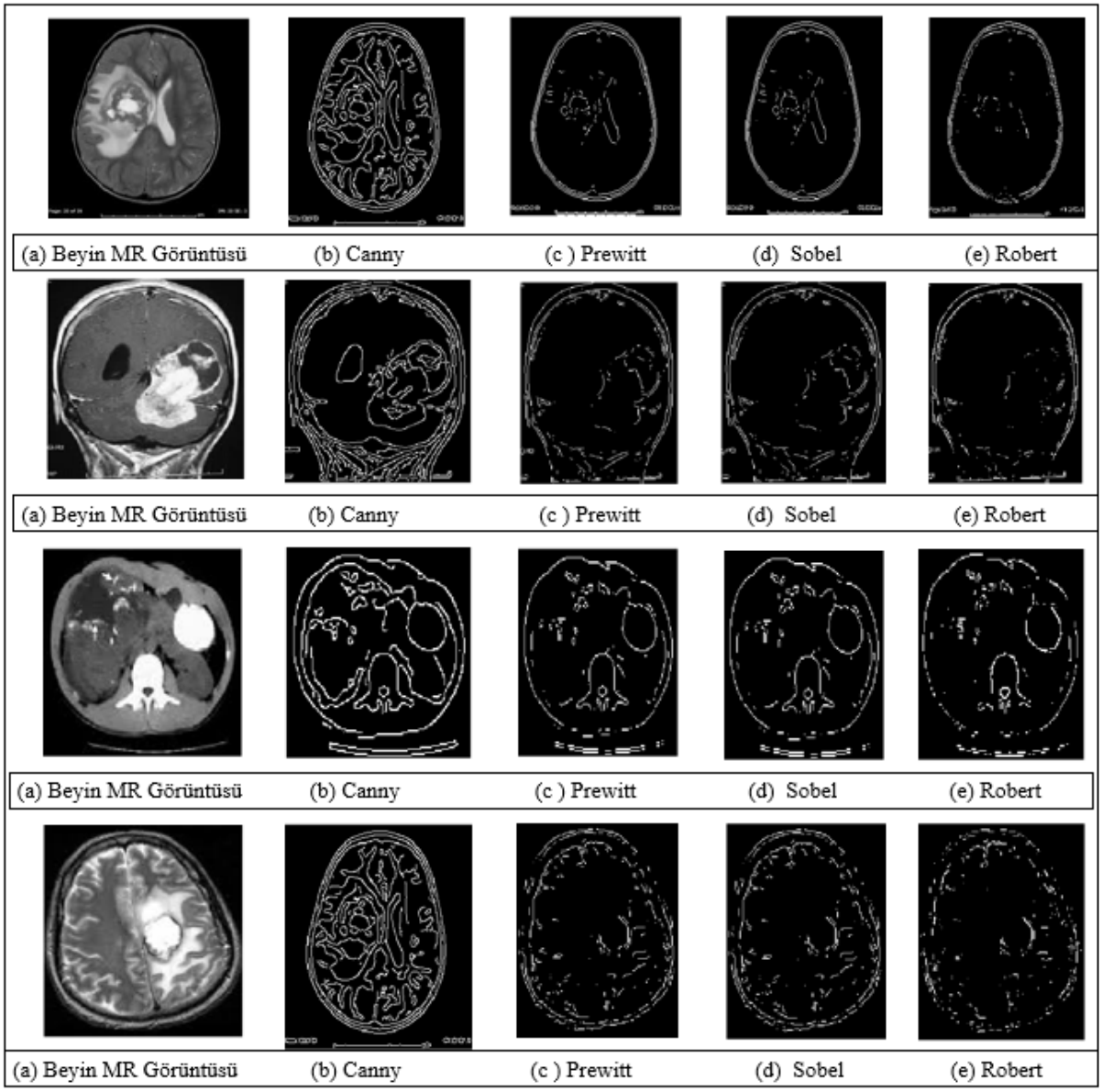
$$G_{\mathrm{x}} = \begin{bmatrix} -1/4 & -2 & -1/4 \\ 0/2 & 0 & 0/2 \\ 1/4 & 2 & 1/4 \end{bmatrix} \tag{6.5}$$

$$G_{\mathrm{y}} = \begin{bmatrix} -1/4 & -1/2 & -1/4 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1/4 & 1/2 & 1/4 \end{bmatrix} \tag{6.6}$$

Sobel filtresi sayesinde görüntüdeki verilen eşik düzey doğrultusunda daha kuvvetli olan kenarları bulur böylece gereksiz olan piksel bilgilerinin elenmesini sağlayarak kullanıcıya kolaylık sağlar.



Şekil 6.16: Beyin MR görüntülerine ait kenar algılama simülasyonları.



Şekil 6.17: Beyin MR görüntülerine ait kenar algılama simülasyonları.

6.11. MORFOLOJİK İŞLEMLER

Morfoloji, beyin tümörü görüntülerinden şekiller ve sınır alanı çıkarma çalışmaları ile ilgilenir. Morfolojik işlem, piksel değerlerinin sırasını yeniden düzenlemektir. Yapılandırma elemanı ve girdi görüntüleri üzerinde çalışır. Yapı elemanları, ilgilenilen bir özelliği araştıran niteliklerdir. Burada kullanılan temel işlemler genişletme ve aşındırmadır. Genişletme işlemi, pikselleri sınır bölgesine eklerken erozyon, pikselleri nesnelerin sınır bölgesinden çıkarır. Bu işlemler yapı elemanlarına göre yapılmıştır. Genişletme, tüm pikselleri karşılaştırarak en yüksek değeri seçer. Yapılandırma elemanı tarafından tanımlanan giriş görüntüsünün komşuluğundaki değerler, oysa erozyon giriş görüntüsünün komşuluğundaki tüm piksel değerlerini karşılaştırarak en düşük değeri seçer.

7. TARTIŞMA

Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRG), insan vücudunun yüksek standartlı görüntülerini oluşturmak için klinik uzmanları tarafından en çok kullanılan görüntüleme teknikleri arasında vazgeçilmez bir öneme sahiptir. Bugün beynin farklı dokularında gelişebilen 120'den fazla farklı tümör türünün bulunduğu bilinmektedir. Beyin tümörleri tehlikelidir çünkü beynin sağlıklı kısımlarına baskı yapabilir ya da beynin farklı bölgelerine yayılır. Beyin insan vücudunda çok sayıda farklı sinir sistemi işlevlerinden sorumlu olduğundan çok karmaşıktır. Bu nedenle beyin MR görüntülerindeki çözünürlüğün arttırılması, istenmeyen gürültülerin elimine edilmesi klinik uzmanlarına tümör teşhisinde zaman ve emek konusunda önemli ayrıcalıklar sunmaktadır.

MRG gibi yüksek voltaj ve akımlara sahip büyük görüntüleme sistemleri için düşük güç tüketimi bir zorunluluk oluşturmaktadır. CCII tabanlı analog görüntü işleme tümdevresi, ADC kullanılarak klinik uzmanlarının yüksek kalitede kolaylıkla değerlendirebileceği dijital bir mimariye dönüştürülmüştür. Görüntü kalitesini iyileştirmek için MR beyin görüntüleri filtreleme ve kenar algılama algoritmaları kullanarak gürültü giderme sürecini içeren bir ön işleme tabi tutulmuştur.

Bu çalışmada kullanılan CCII tabanlı analog görüntü kenar algılama devresinde ve ADC devre topolojisinde toplam güç tüketimi ve gürültüler sadece dijital görüntü işleme yöntemleri kullanılarak elde edilen sonuçlara göre daha yüksek performans göstermiştir.

Beyin MR görüntüleri Sobel, Prewitt, Canny ve Robert kenar algılama algoritmaları kullanılarak analiz edilmiştir. Yüksek standartlarda MR görüntüsü oluşturabilmek ve istenmeyen gürültüleri elimine etmek amacıyla filtreleme işlemi yapılmıştır. Simülasyon sonuçları, sunulan analog görüntü işleme devresinin yüksek performans ve hız nedeniyle, sinyal işleme uygulamalarının MRG görüntülerinde tümör tespit etmekte yüksek bir performans sağladığını göstermektedir. Bu çalışma içerisindeki kenar algılama işlemi, tümör tespiti için önemli bir adımı oluşturmaktadır. Çalışmanın en son bölümünde morfolojik işlemler ile tümör alanı elde edilmiştir.

8. SONUÇ VE ÖNERİLER

Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRG), insan vücudunun yüksek standartlı görüntülerini oluşturmak için klinik uygulamalarda en çok tercih edilen görüntüleme teknikleri içerisinde vazgeçilmez bir öneme sahiptir. MRG görüntülerinde özellikle beynin iç yapısında tespit edilmesi istenen kısımların yüksek çözünürlükte taranması doğru tanı ve teşhis sürecini hızlandırır. Kenar algılama, tıbbi görüntü işleme uygulamaları içerisinde, yüksek standartlı görüntü oluşturmak için uygulanması gereken en önemli adımlardan biridir. Kenar algılama metodunda görüntü analizi için görüntüyü oluşturan piksel boyutunun daha uygun bir boyuta indirgenmesi, görüntüde tespit edilecek kenarlara ait nesne sınırının görülebilmesi ve kenarların tespiti için karakteristik özelliklere sahip olunması gerekir. MRG taramalarında, görüntü alımı ve iletimi sırasında görüntüler sürekli olarak istenmeyen gürültülere maruz kalırlar, ki bu da yüksek standartta görüntü oluşmasına neden olmaktadır. Görüntüdeki gürültülerin giderilmesi, klinik uzmanlarının doğru analiz ve teşhis yapabilmesi için çok gereklidir.

Bu tez çalışmasında, beyin tümörlerinin kenarlarını ve yerini yüksek doğruluk oranıyla tespit eden CCII tabanlı analog görüntü işleme tümdevre tasarımı sunulmuştur. Analog görüntü işleme karakteristiğine sahip sunulan bu devre mimarisiyle beyin MR görüntülerinde kenar algılama özelliği başarıyla gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmada kenar algılama yöntemleri tümör yerini tespit etmek için kullanılmıştır. Analog Dijital Dönüştürücü kullanılarak dijital bir görüntü işleme tümdevre niteliği kazanan CCII tabanlı analog kenar algılama tümdevresine; Sobel, Prewitt, Canny ve Robert kenar algılama algoritmaları kullanılmıştır. Simülasyon sonuçları, sunulan analog görüntü işleme devresinin yüksek performans ve hız nedeniyle, sinyal işleme uygulamalarının MRG görüntülerinde tümör tespit etmekte yüksek bir performans sağladığını göstermektedir. Bu çalışma içerisindeki kenar algılama işlemi, tümör tespiti için önemli bir adımı oluşturmaktadır. Bu tez çalışmasında beyin tümörünün yerini doğru tespit etmek için hem analog hem de dijital görüntü işleme teknikleri kullanılarak kenar algılama ile filtreleme işlemleri gerçekleştirilmiştir.

MRI görüntülerinin gürültüsünü giderme performansı, gürültünün tipine ve filtreleme tekniklerinin tipine bağlıdır. Tuz biber gürültüsü, Gauss gürültüsü ve Benek gürültüsünde en başarılı filtreleme gerçekleştiren metodların sırasıyla Medyan Filtre, Wiener Filtre ve Gauss Filtre olduğu saptanmıştır. Sonuçlar Manyetik Rezonans Görüntüleme tekniği kullanılarak oluşturulan beyin MR görüntü kalitesinde Medyan filtresinin diğer filtrelerden daha iyi bir performansa sahip olduğunu göstermiştir.

Yapılan simülasyon çalışmaları, önerilen algoritmanın Canny algoritmasının analog görüntü işleme tabanlı kenar algılama tümdevresiyle kombinlendiğinde, tuz biber gürültüsü Medyan filtre ile filtrelenerek MRI beyin görüntülerinin daha fazla kenarını etkili bir şekilde algılayabildiği saptanmıştır.

MRI görüntülerinin gürültüsünü giderme performansı, gürültünün tipine ve filtreleme tekniklerinin tipine bağlıdır. Tuz biber gürültüsü, Gauss gürültüsü ve Benek gürültüsünde en başarılı filtreleme gerçekleştiren metodların sırasıyla Medyan Filtre, Wiener Filtre ve Gauss Filtre olduğu saptanmıştır. Sonuçlar Manyetik Rezonans Görüntüleme tekniği kullanılarak oluşturulan beyin MR görüntü kalitesinde Medyan filtresinin diğer filtrelerden daha iyi bir performansa sahip olduğunu göstermiştir.

Bu çalışmalar ışığında, yüksek çözünürlük, geniş dinamik aralık ve düşük güç tüketimi ile karakterize edilen analog görüntü sensörü ve analog kenar algılama tümdevre mimarisini tek bir çipte gerçekleştirmeyi bekleyebiliriz.

KAYNAKLAR

[1]. Yildirim, M., ve Kacar, F., 2019, Adapting Laplacian based filtering in digital image processing to a retina-inspired analog image processing circuit. Analog Integrated Circuits and Signal Processing, 100(3), 537-545.

[2]. Soell, C., Shi, L., Roeber, J., Reichenbach, M., Weigel, R., ve Hagelauer, A., 2016, Low-power analog smart camera sensor for edge detection. In 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP) (pp. 4408-4412), IEEE.

[3]. Yildirim, M., 2021, Analog circuit implementation based on median filter for salt and pepper noise reduction in image. Analog Integrated Circuits and Signal Processing, 107(1), 195-202.

[4]. Kuntman, H., & Özenli, D., 2022, FTFN: Four-Terminal Floating Nullor. Trends in Circuit Design for Analog Signal Processing, 119-141.

[5]. Babacan, Y., Yesil, A., Tozlu, O. F., & Kacar, F., 2022, Investigation of STDP mechanisms for memristor circuits. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 151, 154230.

[6]. Manu B.N., Brain MRI Tumor Detection and Classification, Alıntı:https://ww2.mathworks.cn/matlabcentral/fileexchange/55107-brain-mri-tumor-detection-and-classification?s_tid=mlc_recom_leaf (2016).

[7]. Lartey R, Guo W, Zhu X and Grohnfeldt C., 2020, Analog Image Modeling for 3D Single Image Super Resolution and Pansharpening. Front. Appl. Math. Stat. 6:22.

[8]. Panda, B., ve Panda, C.S., 2019, A Review on Brain Tumor Classification Methodologies, 6 (6), 346-359.

[9]. Baker, B. C., 1999, Anti-aliasing, analog filters for data acquisition systems, AN699, Microchip Technology Inc.

[10]. Kuntman H.H., 1997, Analog MOS Tümdevre Tekniği, İTÜ Kütüphanesi

[11]. Kim J., Hammer B.. ve Harjani R., 2012, A 5–300MHz CMOS transceiver for multi-nuclear NMR spectroscopy, Proceedings of the IEEE Custom Integrated Circuits Conference, San Jose, CA, pp. 1-4.

[12]. Handwerker J. ve diğerleri, 2016, An array of fully-integrated quadrature TX/RX NMR field probes for MRI trajectory mapping, ESSCIRC Conference, Lausanne, pp. 217-220.

[13]. Sporrer, B., ve diğerleri, 2017, A Sub-1dB NF Dual-Channel On-Coil CMOS Receiver for Magnetic Resonance Imaging, IEEE ISSCC Proc. of the, pp.454-456.

[14]. Paton, S., Prefasi, E., Dominguez-Suarez, M., ve Portela-Garcia, M., 2017, A low-IF bandpass ΣΔ ADC for fully-integrated CMOS magnetic resonance imaging receivers, In 2017 IEEE 60th International Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWSCAS) (pp. 1509-1512), IEEE. DOI: 10.1109/MWSCAS.2017.8053221)

[15]. Reber, J., ve diğerleri, 2014, In-Bore Broadband Array Receivers with Optical Transmission, Proc. Intl. Soc. Mag. Reson. Med., p. 619.

[16]. Hakyemez, B., Erdogan, C., Yildirim, N., ve Parlak, M., 2005, Glioblastoma multiforme with atypical diffusion-weighted MR findings, The British journal of radiology, 78(935), 989-992.

[17]. Patyuchenko A., 2019, Medical Image Processing: From Formation to Interpretation, Analog Devices.

[18]. Bovik A., 2009, The Essential Guide to Image Processing, Academic Press, Pages 1-21, ISBN 9780123744579.

[19]. Thakur K. V., Damodare O. H., Sapkal A. M., 2016, Poisson Noise Reducing Bilateral Filter, Procedia Computer Science, Volume 79, 861-865, ISSN 1877-0509.

[20]. Dass R., 2018, Speckle Noise Reduction of Ultrasound Images Using BFO Cascaded with Wiener Filter and Discrete Wavelet Transform in Homomorphic Region, Procedia Computer Science, Volume 132, Pages 1543-1551, ISSN 1877-0509.

[21]. Jalbert, J. J., Daiello, L. A., ve Lapane, K. L., 2008, Dementia of the Alzheimer type. Epidemiologic reviews, 30(1), 15-34.

[22]. Romain F. L., Jacquemet, G., ve Krull A., 2021, Imaging in focus: An introduction to denoising bioimages in the era of deep learning, The International Journal of Biochemistry & Cell Biology, Volume 140, 106077, ISSN 1357-2725.

[23]. Kumar, N., Nachamai, M., 2017, Noise Removal and Filtering Techniques Used in Medical Images. Orient.J. Comp. Sci. and Technol; 10(1).

[24]. Patidar, P., Gupta, M., Srivastava, S., ve Nagawat, A. K., 2010, Image de-noising by various filters for different noise, International journal of computer applications, 9(4), 45-50.

[25]. Kim, S., ve Casper, R., 2013, Applications of Convolution in Image Processing with MATLAB, University of Washington.

[26]. Cai, J., ve Yang, J., ve Ding, R., 2000, Fuzzy iteration edge detector, The 2000 IEEE Asia-Pacific Conference on Circuits and Systems, Tianjin, China, 132–135.

[27]. Becerikli, Y., ve Karan, T. M., 2005, A new fuzzy approach for edge detection, In International Work-Conference on Artificial Neural Networks (pp. 943-951), Springer, Berlin, Heidelberg.

[28]. Suzuki, K. Horiba, I. ve Sugie, N., 2000, Edge detection from noisy images using a neural edge detector. IEEE Workshop on Neural Networks for Signal Processing X, Sydney, Australia, 487–496.

[29]. Haseyama, M., Kitajima, H., ve Uchiyama, Y., 2001, Hopfield neural networks for edge detection, The 2001 IEEE International Symposium on Circuits and Systems, ISCAS 2001, Sydney, Australia, 608–611.

[30]. Siyal, M., Zhengquan, H., 1998, Edge detection with bp neural networks, Fourth International Conference on Signal Processing Proceedings, ICSP '98, Beijing, China, 1382– 1384.

[31]. Frei, W., Chen, C., Fast boundary dedection, 1997, A genaralization and a new algorithm. IEEE Transactions on Computers 26 (1977), 988–998.

[32]. Çivicioğlu, P., ve Alçı, M., 2004, Edge detection of highly distorted images suffering from impulsive noise, AEU-International Journal of Electronics and Communications, 58(6), 413-419.

[33]. Civicioglu, P., ve Alci, M., 2003, CCII based analog circuit for the edge detection of MRI images, In 2003 46th Midwest Symposium on Circuits and Systems (Vol. 1, pp. 341-344). IEEE.

[34]. Stetter, M., Schiessl, I., Otto, T., Sengpiel, F., Hübener, M., Bonhoeffer, T., ve Obermayer, K., 2000, Principal component analysis and blind separation of sources for optical imaging of intrinsic signals. NeuroImage, 11(5), 482-490.

[35]. Desjardins, A., 2018, Recurrent glioblastoma treated with recombinant poliovirus, New England journal of medicine, 379(2), 150-161.

[36]. Fermüller C. ve Pollefeys M., Edge Detection, UCI Donald Bren School of Information & Computer Sciences, https://www.ics.uci.edu/~majumder/DIP/classes/EdgeDetect.pdf

ETİK KURUL İZİN YAZISI

Uyarı: Canlı denekler üzerinde yapılan tüm araştırmalar için Etik Kurul Belgesi alınması zorunludur.

☐ **Etik Kurul izni gerekmektedir.**

☒ **Etik Kurul izni gerekmemektedir.**

Büşra HASILCI
(İmza)

KURUM İZNİ YAZILARI

Uyarı: Canlı ve cansız deneklerle yapılan tüm çalışmalar için kurum izin belgelerinin eklenmesi zorunludur. Gizlilik ve mahremiyet içeren durumlarda kurum adı kapatılmalıdır.

☐ **Kurum izni gerekmektedir.**

☒ **Kurum izni gerekmemektedir.**

Büşra HASILCI
(İmza)