
GAZİ ÜNİVERSİTESİ
Gazi
1926

FARKLI AÇILARDAN ALINAN B-MOD ULTRASON GÖRÜNTÜLERİNİN DERİN ÖĞRENME TEKNİKLERİ İLE ÇAKIŞTIRILMASI

Mahsa MIKAEILI

DOKTORA TEZİ
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANA BİLİM DALI

GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

OCAK 2023

ETİK BEYAN

Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmasında;

- Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Tez çalışmasında yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu,

bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

Mahsa MIKAEILI

19/01/2023

FARKLI AÇILARDAN ALINAN B-MODE ULTRASON GÖRÜNTÜLERİNİN DERİN ÖĞRENME TEKNİKLERİ İLE ÇAKIŞTIRILMASI

(Doktora Tezi)

Mahsa MIKAEILI

GAZİ ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Ocak 2023

ÖZET

Ultrason görüntüleme sistemi, sağladığı taşınabilirlik, invazif olmaması ve gerçek zamanlı görüntü sağlama özelliklerinden dolayı tıpta yaygın olarak kullanılmaktadır. Ama tüm bu avantajların yanı sıra ultrason görüntülerinin bazı dezavantajları bulunmaktadır. Bu dezavantajlar ultrason görüntülerinde çözünürlük hücrelerinin yükseklik yönünde değişmesinden ve ayrıca nokta ayrım fonksiyonuna bağlılığından kaynaklanmaktadır. Bu dezavantajların bir sonucu olarak ultrason görüntülerinde çözünürlüğü arttırmak, üç boyutlu yapılandırma, çoklu veya tekli model çakıştırma işlemleri zor hale gelmektedir. Bu problemleri gidermek ve dolayısıyla çakıştırma işleminde ve diğer uygulama alanlarında başarıyı arttırmak için dışarıdan destek alarak ultrason probunun ve dolaylı olarak ultrason görüntülerinin konumunu belirlemeye ihtiyaç bulunmaktadır. Diğer taraftan ise günümüzde derin öğrenme ağlarının görüntü işleme konusunda oldukça başarılı olduğu bilinmektedir. Bu nedenle bu çalışmada atalet ölçü birimi kullanarak ultrason probunun konumu ve dolaylı olarak görüntülerin konumu belirlenmeye çalışılmıştır. Daha sonra görüntüler kümeler halinde derin öğrenme ağına tanımlanmış olup çıkışta konum bilgileri tahmin edilmiştir. Ağın performansını ölçmek için fantom ve gönüllülerin tiroit ve karaciğer bölgeleri üzerinden alınan veriler kullanılmıştır. Önerilen ağ yapısının sonuçları iki farklı ağ yapısının sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Son olarak çözünürlüğü artırmak ve benek gürültülerini azaltmak için konum tahminine dayalı yeni bir yöntem önerilmiştir. İlgili yöntem sıra ile konum tahmini, çakıştırma ve istifleme aşamalarından oluşmaktadır.

Bilim Kodu : 90507

Anahtar Kelimeler : Ultrason görüntüleme, derin öğrenme ağı, konum tahmini, atalet ölçüm birimi

Sayfa Adedi : 108

Danışman : Prof. Dr. Hasan Şakir BİLGE

REGISTRATION OF B-MODE ULTRASOUND IMAGES FROM DIFFERENT ANGLES WITH DEEP LEARNING APPROACH

(Ph. D. Thesis)

Mahsa MIKAEILI

GAZİ UNIVERSITY

GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

January 2023

ABSTRACT

Ultrasound imaging system is a common imaging modality in medicine due to its portability, non-invasiveness and providing real-time imaging features. However, besides these advantages, the ultrasound imaging system has some drawbacks. These drawbacks arise from changing their resolution cells in the elevational distance and also their dependence on the point spread function. As a consequence of these drawbacks, resolution enhancement, 3D reconstruction, and multi-model or even mono-model registration become challenging processes. In order to tackle mentioned drawbacks, and consequently increase success in registration and other application fields, it is essential to externally determine the ultrasound probes' position and consequently their images' position. On the other hand, deep neural networks have provided high performance in image processing. Hence, in this study, by employing inertial measurement unit, ultrasound probe's position and consequently their images' positions had been determined. Then we would like to estimate the ultrasound images' position in the network's output by defining ultrasound images in a concatenated manner. Evaluating network performance relies on data collected from phantom and volunteers' thyroid and liver regions. Acquired results with the proposed network modality, had been compared with acquiring results from two robust networks. Ultimately in order to enhance ultrasound images' resolution and decrease speckle noises, a new method which relies on position information has been proposed. Proposed method consequently relies on position estimation, image registration and stacking.

Science Code : 90507

Key Words : Ultrasound imaging, deep neural network, position estimation, ınertial measurement unit

Page Number : 108

Supervisor : Prof. Dr. Hasan Şakir BİLGE

TEŞEKKÜR

Doktora çalışması boyunca rehberliği dolayısıyla kıymetli danışman hocam Sayın Prof. Dr. Hasan Şakir BİLGE'ye, destekleri ve katkıları için tez izleme komitesi üyeleri Prof. Dr. İrfan KARAGÖZ ve Doç. Dr. Mehmet Feyzi AKŞAHİN'e teşekkürlerimi sunarım.

Çalışmamda kullanılan verilerin elde edilmesi konusunda yardımını esirgemeyen Sayın Prof. Dr. İsa KILIÇASLAN'a teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca çalışmada kullanılan fantom ve ultrason cihazının temini için Gazi Üniversitesi Biyomedikal Kalibrasyon ve Araştırma Merkezine (BİYOKAM) teşekkürlerimi sunarım.

Ayrıca eğitim hayatı boyunca maddi manevi desteklerini esirgemeyen, her daim yanımda olup ilerilememem konusunda teşvik eden aileme teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET iv

ABSTRACT v

TEŞEKKÜR vi

İÇİNDEKİLER vii

ÇİZELGELERİN LİSTESİ ix

ŞEKİLLERİN LİSTESİ xi

SİMGELER VE KISALTMALAR xv

1. GİRİŞ 1

2. ULTRASON GÖRÜNTÜLEME SİSTEMİ 7

2.1. Ultrason Dalgalarını Özellikleri ve Doku ile Etkileşimi 7

2.2. Transdüser ve Işınların Şekli 11

2.3. Ultrasonda Görüntüleme Modları 13

2.4. Görüntü Alma İşleminde Probun Farklı Hareket Türleri 15

3. GÖRÜNTÜ ÇAKIŞTIRMA 17

3.1. Dönüşüm Fonksiyonlarının Sınıflandırılması 21

3.1.1. Katı fonksiyon 21

3.1.2. Esnek fonksiyon 22

4. DERİN ÖĞRENME VE ÇAKIŞTIRMA İLE İLGİLİ ÇALIŞMALAR 23

5. ULTRASON GÖRÜNTÜLERİNDE KONUM TAHMİNİ 29

5.1. Konum Tahmini 31

5.1.1. Konum tahmini için FlowNet ağının uyarlanması 34

5.1.2. FlowNet ağının eğitimi ve sonuçları 36

5.2. Özellik Çıkarma Yöntemleri ile Açı Tahmini 40

5.3. Konum Tahmini İçin Kullanılan Yöntem 44

Sayfa

5.3.1. Önerilen ağ yapısı 50

5.3.2. Verilerin alınması 54

5.3.3. Ağın eğitimi ve sonuçları 59

6. ÖNERİLEN YÖNTEMİN ÇÖZÜNÜRLÜK İYİLEŞTİRİLMESİNDE UYGULANMASI 79

7. SONUÇLAR VE TARTIŞMA 91

KAYNAKLAR 95

EKLER 105

EK-1. Etik Komisyon Kararı 106

ÖZGEÇMİŞ 107

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge **Sayfa**

Çizelge 2.1. Ultrason Görüntüleme sisteminin diğer görüntüleme modelleri ile karşılaştırılması 8

Çizelge 2.2. Farklı dokuların akustik empedansı 9

Çizelge 2.3. Dokuların sınırından geri yansıma oranı 10

Çizelge 5.1. FlowNet ile tahmin edilen ortalama hata yüzdesi 37

Çizelge 5.2. FlowNet ile tahmin edilen mutlak ortalama hata değerleri 37

Çizelge 5.3. Farklı açıya sahip görüntüler aynı anda eğitildiğinde hata yüzdesi 39

Çizelge 5.4. Farklı açıya sahip görüntüler aynı anda eğitildiğinde mutlak ortalama hata oranı 39

Çizelge 5.5. Özellik çıkarma yöntemleri ile elde edilen sonuçlar 43

Çizelge 5.6. Fantom üzerinden alınan verilerin özeti 56

Çizelge 5.7. Doğrusal prob ile tiroit üzerinden alınan verilerin özeti 58

Çizelge 5.8. Konveks prob ile karaciğer üzerinden toplanan verilerin özeti 59

Çizelge 5.9. Katman sayılarının karşılaştırılması 63

Çizelge 5.10. Farklı veri dizisi ile elde edilen sonuçlar 65

Çizelge 5.11. Önerilen yöntem ve özellik çıkarma yöntemlerinin karşılaştırılması 66

Çizelge 5.12. 3'lü dizi için özellik çıkarma yöntemlerinin dolaylı olarak ağa tanımlanması 67

Çizelge 5.13. 5'li dizi için özellik çıkarma yöntemleri dolaylı olarak ağa tanımlanması 68

Çizelge 5.14. Kalman filtre özeti 69

Çizelge 5.15. Kalman filtrenin etkisi 71

Çizelge 5.16. Sağ sürgülü hareketi için 3 ve 5 dizinin karşılaştırılması 72

Çizelge 5.17. Sol sürgülü hareketi için 3 ve 5 dizi karşılaştırılması 72

Çizelge 5.18. Sağ devirme hareketi için 3 ve 5 dizi karşılaştırılması 73

Çizelge 5.19. Sol devirme hareketi için 3 ve 5 dizi karşılaştırılması 73

Çizelge **Sayfa**

Çizelge 5.20. 3'lü dizi için ağın diğer ağ yapıları ile karşılaştırılması 75

Çizelge 5.21. Sürgülü hareketi için 3 ve 5 dizi görüntülü sonuçlar..... 77

Çizelge 5.22. Devirme hareketi için 3 ve 5 dizi görüntülü sonuçlar..... 77

Çizelge 6.1. Algoritma 1: 2 ve 3 aşamanın sonuçları 84

Çizelge 6.2. Farklı hareket türü, gürültü varyansı ve istifleme sayısı ile elde edilen sonuçlar..... 86

Çizelge 6.3. Farklı ağ yapıları ile hareket parametre tahmincilerini kullanarak istifleme sonuçlarının karşılaştırılması..... 88

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Şekil **Sayfa**

Şekil 2.1. Dalga boyu ve mesafe ilişkisi 8

Şekil 2.2. Dalga boyu ve yapıdaki nüfuz oranı 9

Şekil 2.3. Ultrason dalgasının doku ile etkileşimi 11

Şekil 2.4. Zaman gecikmeli pulslar uygulayarak dalgaların yönlendirilmesi ve odaklanması 12

Şekil 2.5. Transdüserden çıkan ışınların odaklama yaptıktan önce ve sonrası 12

Şekil 2.6. Farklı görüntüleme modların karşılaştırılması 14

Şekil 2.7. Doppler görüntüleme modunun çalışma prensibi 15

Şekil 2.8. Probun farklı eksenleri 15

Şekil 3.1. Görüntü çakıştırmanın akış şeması 18

Şekil 4.1. Derin öğrenme ağının genel yapısı 23

Şekil 5.1. Düzlemsel ve düzlem dışı hareketlerin probun hareketi ile oluşumu 30

Şekil 5.2. Yükseklik ve korelasyon eğrisi 31

Şekil 5.3. Farklı açılardan alınan ultrason görüntülerinin modeli 32

Şekil 5.4. Farklı açılardan alınan görüntülerin örneği 32

Şekil 5.5. Ofset parametrelerinin tanımlanması 33

Şekil 5.6. FlowNet yapısı ile dönüşüm matrisi tahmini 35

Şekil 5.7. FlowNet ağının mimarisi 35

Şekil 5.8. FlowNet ağında yapılan eğitimde kayıp fonksiyonları 37

Şekil 5.9. $\pm 1°$ için Flownet ile tahmin edilen hata dağılımlarını göstermektedir 37

Şekil 5.10. $\pm 3°$ için Flownet ile tahmin edilen hata dağılımlarını göstermektedir 38

Şekil 5.11. $\pm 5°$ için Flownet ile tahmin edilen hata dağılımlarını göstermektedir 38

Şekil 5.12. Aynı anda eğitim yapıldığında $\pm 1°$ için hata dağılımlarını göstermektedir 39

Şekil 5.13. Aynı anda eğitim yapıldığında $\pm 3°$ için hata dağılımlarını göstermektedir 40

Şekil **Sayfa**

Şekil 5.14. Aynı anda eğitim yapıldığında $\pm 5°$ için hata dağılımlarını göstermektedir 40

Şekil 5.15. $\pm 1°$ için özellik çıkarma yöntemlerinin karşılaştırılması 43

Şekil 5.16. $\pm 3°$ için özellik çıkarma yöntemlerinin karşılaştırılması 43

Şekil 5.17. $\pm 5°$ için özellik çıkarma yöntemlerinin karşılaştırılması 44

Şekil 5.18. Önerilen ağın blok şeması 49

Şekil 5.19. Kümeler için 3'lü dizilerin seçimi 49

Şekil 5.20. DenseNet ve diğer ağların farkı 52

Şekil 5.21. Dense blok örneği 53

Şekil 5.22. Önerilen ağ yapısı 54

Şekil 5.23. Kullanılan ultrason cihazı 55

Şekil 5.24. Kullanılan fantom ve doğrusal prob 55

Şekil 5.25. Kullanılan prob, AÖB ve Arduino 56

Şekil 5.26. Fantom üzerinden elde edilen ultrason görüntülerinin örnekleri 57

Şekil 5.27. Tiroit üzerinden veri alma sırasında kullanılan donanım 58

Şekil 5.28. Tiroit verilerinin bir örneği 58

Şekil 5.29. Konveks prob ve kullanılan donanım 59

Şekil 5.30. Karaciğer görüntü örneği 59

Şekil 5.31. Farklı katman sayısı için ağın eğitimi 62

Şekil 5.32. Farklı katman sayısı için hata dağılımı 63

Şekil 5.33. Özellik haritaları 63

Şekil 5.34. Kontrastı değiştirilen ve üzerine KSUHE uygulanan US görüntü örneği 65

Şekil 5.35. Derin öğrenme ağ sonuçları ve özellik çıkarma sonuçlarının karşılaştırılması 66

Şekil 5.36. 3'lü dizi için özellik çıkarma yöntemlerinin dolaylı olarak ağa tanımlanması 67

Şekil **Sayfa**

Şekil 5.37. 5'li dizi için özellik çıkarma yöntemlerinin dolaylı olarak ağa tanımlanması 68

Şekil 5.38. AÖB verileri üzerinde Kalman filtresinin etkisi 70

Şekil 5.39. Kalman filtresinin etkisi 71

Şekil 5.40. Farklı görüntü dizisi ile ağın eğitimi 72

Şekil 5.41. Sağ ve sol sürgülü hareketi için, açı değişimlerinin farklı giriş dizilerinin karşılaştırılması 73

Şekil 5.42. Sağ ve sol sürgülü hareketi için, öteleme değişimlerinin farklı giriş dizilerinin karşılaştırılması 73

Şekil 5.43. Sağ ve sol devirme hareketi için, açı değişimlerinin farklı giriş dizilerinin karşılaştırılması 74

Şekil 5.44. Sağ ve sol devirme hareketi için, öteleme değişimlerinin farklı giriş dizilerinin karşılaştırılması 74

Şekil 5.45. Sağ sürgülü için farklı ağ yapıları ile açı tahmini sonuçlarının karşılaştırılması 75

Şekil 5.46. Sağ sürgülü için farklı ağ yapıları ile öteleme tahmini sonuçlarının karşılaştırılması 75

Şekil 5.47. Sağ devirme için farklı ağ yapıları ile açı tahmini sonuçlarının karşılaştırılması 75

Şekil 5.48. Sağ devirme için farklı ağ yapıları ile öteleme tahmini sonuçlarının karşılaştırılması 76

Şekil 5.49. Karaciğer verileri için ağın eğitimi 76

Şekil 5.50. Karaciğer verilerinde farklı hareket türü ve farklı giriş dizisi için açı dağılımları 77

Şekil 5.51. Karaciğer verilerinde farklı hareket türü ve farklı giriş dizisi için öteleme dağılımları 77

Şekil 6.1. Önerilen yöntemin blok şeması 80

Şekil 6.2. (a) orijinal görüntü, (b) gürültülü görüntü ve (c) istifleme sonucu elde edilen görüntünün bir örneği 83

Şekil 6.3. Sentetik görüntü üzerinde istifleme sonucu (a) SSIM ve (b) PSNR değişimi 84

Şekil 6.4. Görüntüler de sıra ile (a) orijinal, (b) gürültülü var=0,5 , (c) 52 kare ile istifleme ve (d) 172 kare istifleme sonucu gösterilmektedir 85

Şekil **Sayfa**

Şekil 6.5. Farklı varyans değerlerinde ve istifleme işleminde görüntü sayısının etkisi (a) SSIM ve (b) PSNR değişimleri 85

Şekil 6.6. US dizisinde farklı gürültü varyansı ile istifleme sonuçları 87

Şekil 6.7. Sıra ile (a) orijinal görüntü, (b) gürültülü, görüntü var=0,5 ve (c) 11 görüntü ile elde edilen istifleme sonucu 87

Şekil 6.8. Farklı ağların hareket parametresi tahmini ile istifleme sonuçlarının karşılaştırılması 89

Şekil 6.9. US görüntü dizisinden 1 görüntü çıkarıldığı durumda görüntü dizisinin blok şeması 89

Şekil 6.10. US görüntü dizisinden sıra ile 1 ve 2 kare çıkarmanın SSIM ve PSNR değerleri üzerinde etkisi 90

SİMGELER VE KISALTMALAR

Bu çalışmada kullanılmış simgeler ve kısaltmalar, açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

Simgeler	**Açıklamalar**
°	Derece
db	Desibel
Hz	Hertz
m²	Metrekare
mm	Milimetre

Kısaltmalar	**Açıklamalar**
2B	İki Boyutlu
3B	Üç Boyutlu
AÖB	Atalet Ölçü Birimi
BKB	Benek Korelasyon Bozukluğu
BT	Bilgisayarlı Tomografi
DYF	Doku Yansıtma Fonksiyonu
KSUHE	Kontrast Sınırlı Uyarlanabilir Histogram Eşitleme
MR	Manyetik Rezonans Görüntüleme
NYF	Nokta Yayılma Fonksiyonu
ÖF	Ölçekleme faktörü
ÖY	Özgürlük Yönü
PSNR	Peak signal-to-noise ratio
ReLU	Rectified Linear Unit
ResNet	Residual Network
SSIM	Structural Similarity Index
US	Ultrason Görüntüleme Sistemi

1. GİRİŞ

Ultrason (US) görüntüleme sistemi günümüzde tanı ve tedavi olmak üzere farklı amaçlar için kullanılan bir tıbbi görüntüleme yöntemidir. Bu yaygınlığın nedeni US görüntüleme sisteminin düşük maliyetli olması, taşınabilir olması, iyonize radyasyon içermemesi ve gerçek zamanlı görüntü sağlayabilme kabiliyetine sahip olmasıdır. Bahsi geçen avantajlar sayesinde US görüntüleme sistemi yaygın olarak biyopsi işleminde ve aynı zamanda ameliyat sırasında MR (Manyetik Rezonans Görüntüleme) veya BT (Bilgisayarlı Tomografi) gibi diğer görüntüleme modelleri ile çakıştırılarak cerrahi müdahale sırasında incelenen bölgeden ilgili bilgiyi aktararak sağlam dokuya zarar vermeyi en aza indirgemek için kullanılmaktadır.

Dolayısıyla yüksek çözünürlüklü US görüntüsü oluşturabilme önem kazanmaktadır. Diğer taraftan ise, US görüntüleme sisteminin bazı dezavantajları bulunmaktadır. Bu dezavantajlar US görüntüleme sisteminin yapısal özelliklerinden kaynaklanmaktadır. İlk dezavantaj US görüntülerinin Noktasal Yayılma Fonksiyonuna (NYF) bağlı olarak değişmesidir. NYF aslında objedeki bir noktanın görüntü üzerinde nasıl gözüktüğünü tanımlamakta olup hüzmenin (beam) nokta hedefi çözme kabiliyetini göstermektedir. Diğer dezavantaj ise US görüntülerinde çözünürlük hücrelerinin yükseklik yönünde değişmesidir. Yani ardışık olan görüntüler arasında bir örtüşme bulunmaktadır. Örtüşmenin miktarı korelasyon değeri ile tanımlanmaktadır.

Literatürde 3 boyutlu (3B) US görüntüsü oluşturmak ve çözünürlüğü arttırmak için farklı yöntemler önerilmiştir. Bu yöntemlerden ilki ve ayrıca en hızlı olanı ultrasonda transdüser elemanlarının 2B dizilime sahip olmasıdır [1]. Ama bu yöntemin de bazı dezavantajları bulunmaktadır. Örneğin yüksek maliyetli olması, üretiminin zor olması ve en önemlisi sınırlı görüş alanına sahip olmasıdır [2].

Kullanılan bir diğer yöntem ise mekanik sistemlerden yardım almaktır. Mekanik sistemler genellikle dahili ve dış bölüm olmak üzere iki farklı bölümlerden oluşmaktadır. Dahili bölümünde prob içerisinde bir step motor yerleştirilmiş olup dış bölümünde bir robot koldan yararlanmıştır [1, 2]. Bu yöntem bir önceki durumda olduğu gibi yüksek maliyetlidir. Ayrıca robot koldan kaynaklı, hareket kısıtlamasına neden olur.

Literatürde bulunan ve yaygın olarak kullanılan başka bir yöntem ise serbest US yöntemidir. Bu yöntemde US görüntülerinin konumu tahmin edilir. Literatürde konum tahmini için yaygın olarak kullanılan bazı yöntemler vardır. Bu yöntemler genellikle konum takip sistemine dayalıdır. Konum takip sistemleri kendi başlıkları altında iki alt gruba ayrılmıştır. İlk yöntem optik takip sistemidir. Optik takip sistemleri genellikle işaretleyici, optik kamera ve optik kamera tarafından algılanan bir prob başlığından oluşup kızılötesi ışınla çalışmaktadır. Optik takip sisteminin en büyük dezavantajı, üzerinde inceleme yapılan bölge ve optik kamera arasında doğrusal bağlantının bulunması gerektiğidir [3]. Diğer takip sistemi ise manyetik takip sistemidir. Manyetik takip sistemi bir alıcı, verici ve milimetrelik boyuta sahip bir probdan oluşmaktadır. Ama manyetik takip sistemi ortamda bulunan sinyaller ve manyetik alanlardan etkilenebilir [4]. Bunlara ek olarak her iki takip sisteminin maliyeti yüksek ve ayrıca hareket kabiliyetini kısıtlama gibi dezavantajları bulunmaktadır [4].

Serbest US yöntemi ile görüntülerin konumunun tahmin edilmesine rağmen US görüntülerinin çakıştırması zor bir kavramdır. Bu problem hem çoklu model çakıştırmada ve hem de tekli model çakıştırmada geçerlidir. Çoklu model görüntü çakıştırmada problem iki görüntü arasındaki çözünürlük farkı, boyut ve en önemlisi görüntülerin içeriğinin farklı olmasından kaynaklanmaktadır [5]. Ayrıca daha önce bahsedilen US görüntülerinin yapısal dezavantajından kaynaklanan sorunların bir sonucu olarak iki US görüntüsünün çakıştırması da aynı zamanda zor bir işlemdir. Çünkü US görüntülerinin değişimi NYF ile değişmekte olup aynı zamanda çözünürlük hücreleri yükseklik yönünde değişmektedir. Bu durum iki ardışık US görüntü arasında bir örtüşme olmasına neden olur [6]. Bu örtüşmenin oranı korelasyon katsayısına bağlı olup ve düzlem dışı hareket tahmininde kullanılmaktadır [6].

Diğer taraftan bilindiği üzere dönüşüm matrisi, çakıştırma veya yeniden yapılandırma işleminin temelini oluşturmaktadır [7, 8]. Son yıllarda birçok çalışma US görüntülerinde çakıştırma ve yeniden yapılandırma konusunu ele almıştır. Genellikle bu çalışmaların amacı bahsi geçen takip sistemlerinin dezavantajını gidermek ve aynı zamanda US görüntülerinin konumunu tahmin etmektir. Bu konu ile ilgili yapılan ilk çalışma Housden ve arkadaşları [9] tarafından yapılmıştır. Bu çalışmada yazarlar Atalet Ölçü Birimi (AÖB) kullanarak US görüntülerinin yönünü bulmaya çalışmışlardır. AÖB genellikle jiroskop, manyetometre ve ivme ölçer olmak üzere 3 farklı sensörden oluşmaktadır. Bu sensörlerin birleşimi yön ve hareket takibine olanak sağlamaktadır [10, 11].

Çakıştırma ve yeniden yapılandırma konuları dışında, konum tahmini kavramından, US görüntülerinin yeniden yapılandırmasında yararlanmak mümkündür. Bu kavram için önemli örneklerden biri mikro kabarcıklardan oluşan, kaotik vasküler ağlarıdır [12, 13]. Bu tür çalışmalarda US görüntülerinin çözünürlüğü mikro vasküler yapıları görüntülemek için yeterli değildir. Bunun nedeni US görüntülerinde ışınların kırılma ve ayrıca transdüser dizilerinin geometrisi ile sınırlandırılmış olmasıdır. Literatürde bu problemi çözmek için optik kavramından yararlanmıştır. Ama bu yöntemin de kendine özgü bazı dezavantajları bulunmaktadır. Bu dezavantajlardan biri uygulama süresinin uzun olmasıdır. Böylece bu tür uygulamalarda da US probunun konum tahmini ve derin öğrenme yapılarının kullanımı iki avantaj sağlamaktadır. İlki ve en önemlisi çözünürlüğün arttırılması ve diğeri ise uygulama süresinin azalmasıdır.

Çalışmanın diğer tarafından konu ele alındığı zaman derin öğrenme kavramı son yıllarda oldukça yaygın bir şekilde birçok çalışmada kullanılmaktadır. Bu yöntemin özellik çıkarma ve sınıflandırma işlemlerinde üstün başarı göstermesi, araştırmacıları derin öğrenme kavramının farklı alanlarda kullanımına yönlendirmiştir. Derin öğrenme ile çözümlenmesi planlanan araştırma alanlarından biri çoklu görüntü modellerinin çakıştırılmasıdır. Etkin bir çalışma olan [11]'de derin öğrenme yardımı ile US görüntülerinin konumu tahmin edilmeye çalışılmıştır. Bu çalışmada AÖB yardımı ile probun konumu belirlenip ve görüntüler üzerinde optik akış tahmini yapılmaya çalışılmıştır. Daha sonra US görüntüleri, üzerinde optik akış tahmini yapılan görüntüler ve AÖB'den alınan veriler derin öğrenme ağına tanımlanmış olup konum tahmini işleminden sonra US görüntüleri ve probun doku üzerinde güzergâhı yeniden yapılandırılmıştır. Diğer taraftan ise [14]'te yazarlar US görüntülerinin sadece iki ardışık görüntüsü arasında konum bilgisine sahip olmadıklarını ve ikiden fazla US görüntüsü arasında konum bilgisi içerdiklerini beyan etmişlerdir. Bu nedenle US görüntülerin ikiden fazla dizi içerisinde değerlendirilecektir.

Derin öğrenme ağlarının sınıflandırma işlemlerinde başarılı sonuçlar sağlamış olmalarına rağmen, bazı dezavantajları da bulunmaktadır. Derin öğrenme ağlarında, ağ yapısının derinleşmesi ile birlikte bilgilerin girişten çıkışa olan yolculuğunda ve gradyan akışının çıkıştan girişe doğru yolculuğunda bilgilerin silinmesi ve kaybolma sorunu bulunur [15]. Bu nedenle derin öğrenme ağ modellerinde amaç, veri ve gradyan kaybını engelleyip maksimum bilgiyi aktarmaktır.

Literatürde derin öğrenme ağları ile bu problemin çözümüne yönelik bazı çalışmalar bulunmaktadır. Bu çalışmaların bazı örnekleri Residual Network (ResNet) [16], Aggregated Residual transformation (ResNeXt) [17] ve Squeeze net [18] gibi yapılar önerilmiştir. Bu çalışmaların ortak noktası, ağın derinliğinin korunması yanı sıra, geçiş güzergahının da kısaltılmasıdır [18, 19]. Bir diğer önerilen etkin ağ yapısı DenseNet yapısıdır [15, 19]. DenseNet ağ yapısının hedeflediği iki önemli konu vardır. İlki geçiş güzergahını kısaltarak maksimum bilgiyi aktarmaya çalışır. Diğeri ise ResNet yapısında bulunan çoklu sayıda parametre problemini çözmeye çalışmaktadır.

Diğer taraftan, Dosovitevski ve arkadaşları tarafından [20] FlowNet yapısı önerilmiştir. Bu yapı kodlayıcı ve kod-çözücü mantığında çalışmakta olup kodlayıcı bölümünde piksel başına konum tahmini yapmaya çalışır. Kod-çözücü bölümünde ise tahmin ettiği konum bilgilerini birleştirmeye çalışır. Bir diğer çalışma [21], DenseFuse yapısını önerip görüntü birleştirme işlemi için kullanmaktadır. Bu ağ modeli yine kodlayıcı ve kod-çözücü mantığında çalışmaktadır. Görüntü çakıştırmanın, sınıflandırma işleminden farklı olduğu bilgisi ile ve ayrıca DenseFuse yapısında kodlayıcı bölümünde Dense blok kullanılması DenseNet yapısında bulunan Dense blokların diğer ağ yapıları ile birleştirilebilmesini göstermektedir.

Bu çalışmada US görüntülerinde çakıştırma konusunda yukarıda anlatılan problemleri gidermek amacı ile izlenilen yöntem şu şekilde tanımlanabilir. İlk olarak AÖB US probu üzerine konum tahmini için yerleştirilir. AÖB, probun konumunu belirleme yanı sıra dolaylı olarak US görüntülerinin de konumunu belirlemiş olur. İkinci aşamada ise US görüntüleri ve ilgili konum bilgileri derin öğrenme ağına tanımlanır. Burada önerilen derin öğrenme ağı iki başarılı ve yüksek performans sağlayan ağ yapısına dayanmaktadır. Görüntülerin ağa tanımlanma şekli yığın mantığında olup 3'lü veya 5'li dizilerle performansı değerlendirilmiştir.

Çalışmanın özgün değerleri şu şekilde sıralanabilir:

- AÖB tıbbi cihaz üzerinde konum tahmini için kullanılmıştır.
- Derin öğrenmeye dayalı yeni bir ağ modeli oluşturulmuştur.
- Çalışmanın amacına uygun kendi veri setimiz oluşturulmuştur.

- İstifleme yöntemi ilk olarak ultrason görüntülerinde benek gürültüsü azaltmak amacı ile uygulanmıştır.

İkinci ve üçüncü bölümde sıra ile US görüntüleme sistemleri ve çakıştırmanın temel prensipleri verilmiştir. Dördüncü bölümde ise derin öğrenme, çakıştırma ve hareket tahmini ile yapılan konular ele alınmıştır. Beşinci bölümde çakıştırma ve konum tahmini için kullanılan yöntem ve sonuçlar verilmektedir. Altıncı bölümde önerilen yöntemin etkisi süper çözünürlük kavramında ele alınmış olup son olarak yedinci bölümde sonuçlar ve tartışma verilmiştir.

2. ULTRASON GÖRÜNTÜLEME SİSTEMİ

Bir yapıyı sesle görüntüleme kavramı 1920'lerden beri kullanılmaktadır. İlk başlarda metal üzerindeki bozuklukları tespit etme amacı ile kullanılan ultrason cihazı günümüzde elli seneyi aşkın süredir tıbbi amaçlar için kullanılmaktadır. İlk olarak ultrason cihazı Dr. Karl Theo Dussik tarafından tıbbı amaç için kullanılmıştır. Günümüzde ultrason görüntüleme sistemi tanı ve tedavi olmak üzere iki farklı kategori altında oldukça yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Bu iki kategorinin çalışma prensibi aynı olsa da temel fark görüntü oluşturulup ve oluşturmadığından kaynaklanmaktadır. Tanı amacı ile kullanılan ultrason cihazı çıkışta görüntü oluşturup incelenen bölge ile ilgili bilgi sağlamaktadır.

Ultrason görüntüleme sisteminin yaygın kullanımı diğer görüntüleme sistemlerine kıyasla bazı avantajlara sahip olmasından kaynaklanmaktadır. Bu avantajlar düşük maliyetli olması, cihazın noninvaziv olması, radyo aktif veya radyo opak madde içermemesi, taşınabilir olması ve gerçek zamanlı görüntü sağlayabilmesidir. Taşınabilir olması ve gerçek zamanlı görüntü sağlama bu cihaza biyopsi ve ameliyat sırasında rehber olarak kullanılması için olanak sağlamaktadır. Çizelge.2.1'de ultrason cihazı ve diğer görüntüleme sistemlerinin karşılaştırtılması verilmiştir.

2.1. Ultrason Dalgalarını Özellikleri ve Doku ile Etkileşimi

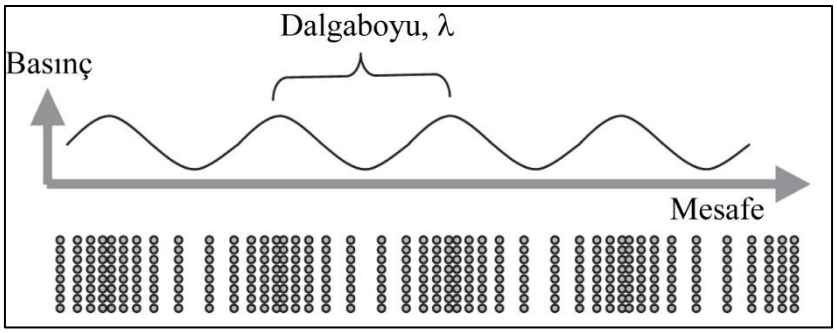
Ultrason dalgaları (ses dalgaları) mekanik dalga olarak tanımlanır. Bu da demektir ki, X-ışınlarının tersine yayılmaları için mekanik bir ortama ihtiyaç vardır. Ultrason cihazında bir ses dalgası oluşturmak için ultrason probunda piezoelektrik materyal yerleştirilir. Piezoelektrik materyalin özelliği elektrik sinyali ses dalgasına ve tersi şekilde dönüşüm yapmaktır. İnsanın duyabileceği frekans aralığı 20 Hz ile 20 KHz aralığındadır. Ultrasonda kullanılan ses dalgalarının frekansı 2 MHz ile 20 MHz aralığında olup insan kulağının duyma eşiğinin üzerindedir.

Ultrason görüntüleme sisteminde dalga boyu ve frekans ters orantılıdır. Yüksek dalga boyuna sahip ses dalgası, düşük frekansa sahiptir. Ayrıca oluşan görüntüde, çözünürlük frekansa bağlıdır. Bu demektir ki, yüksek frekansa sahip ses dalgaları (kısa dalga boyuna sahip) yüksek eksenel çözünürlük oluşturma kabiliyetine sahiptir.

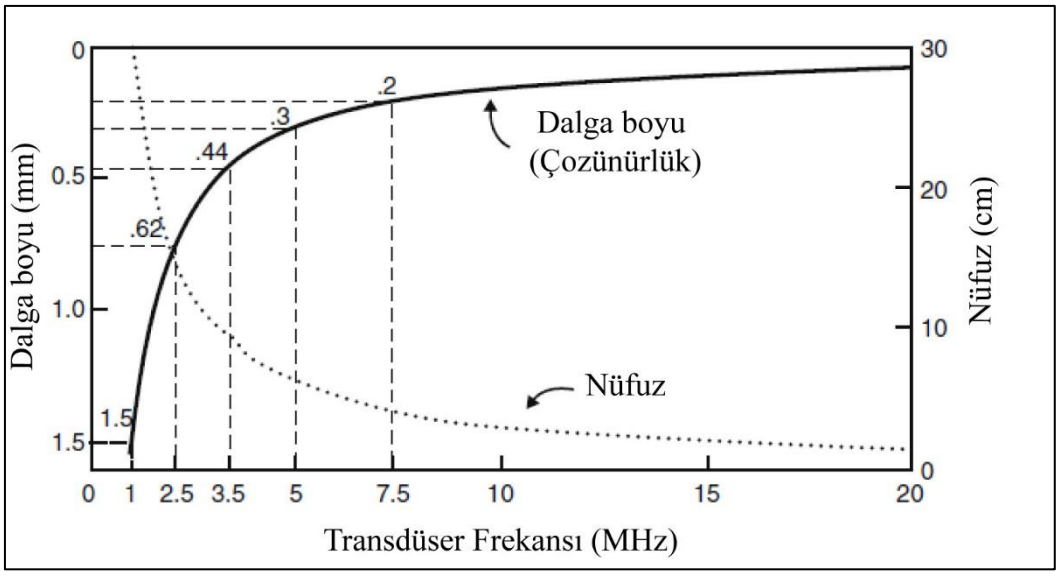
Çizelge 2.1. Ultrason Görüntüleme sisteminin diğer görüntüleme modelleri ile karşılaştırılması [22]

Model	Ultrasound	X-ray	CT	MR
Görüntülemede kullanılan özellik	Boyuna, kesme, Mekanik özellikler	Ortalama X-ışını doku emilimi	Yerel doku X Işını absorbsiyonu	Biyokimya (T1 ve T2)
Erişim	Küçük pencereler yeterli	2 taraf gerekli	Vücut çevresinde çevresel	Vücut çevresinde çevresel
Uzamsal çözünürlük	Frekans ve eksenel bağımlı 0,2-3 mm	~1 mm	~1 mm	~1 mm
Nüfuz	Frekansa bağlı, 3-25 cm	Mükemmel	Mükemmel	Mükemmel
Emniyet	Mükemmel	İyonlaştırıcı radyasyon	İyonlaştırıcı radyasyon	Çok iyi
Maliyet	$	$	$$	$$$
Taşınabilirlik	Mükemmel	İyi	Zayıf	Zayıf
Hacim Kapsamı	Gerçek zamanlı 3B hacimler, iyileştirme	2B	Büyük 3B hacim	Büyük 3B hacim
Kontrast	Artan (kesme)	Sınırlı	Sınırlı	Biraz esnek
Müdahale	Gerçek zamanlı 3B artan	Hayır, Floroskopi sınırlı	Hayır	Evet, sınırlı
Fonksiyonel	Fonksiyonel ultrason	Hayır	Hayır	fMRI

Gönderilen dalganın sıklığının artışı, iki yapıyı birbirinden ayırt etme için kullanılmaktadır. Şekil.2.1 frekans ve dalga boyu ilişkisini göstermektedir [23]. Yüksek frekanslı ses dalgaları, yüksek çözünürlüklü görüntü oluşturma kabiliyetine sahip olmalarına rağmen daha fazla zayıflamaları için daha çok yüzeysel yapıları görüntülemek için kullanılmaktadır. Bu durumun tersine, düşük frekanslı dalgalarda düşük çözünürlüklü görüntü oluşturmalarına rağmen zayıflamanın daha az olmasından dolayı daha derinde bulunan yapıları görüntülemek için kullanılmaktadır (Şekil 2.2) [24].



Şekil 2.1. Dalga boyu ve mesafe ilişkisi [23]



Şekil 2.2. Dalga boyu ve yapıdaki nüfuz oranı [24]

Ultrason dalgaları genel olarak puls şeklinde üretilmiş olup ve normalde aynı frekansa sahip iki veya üç ses dalgasından oluşmaktadır. Puls tekrarlama süreci zaman biriminde gönderilen pulsların sayısı olarak tanımlanmaktadır. Gönderilen pulslar arasında belirli zaman aralığı olması gerekmektedir. Bunun nedeni bir önce gönderilen pulsun geri yansımasının transdüser tarafından alınması ve diğer pulsun sonradan gönderilmesidir [24]. Puls tekrarlama frekansı tıbbi amaç için kullanılan cihazlarda 1-10 MHz aralığındadır.

Ultrason dalgası dokuda ilerlediğinde dört farklı şekilde doku ile etkileşim sağlamaktadır. Bunlar yansıma, kırılma, saçılma ve zayıflama olarak tanımlanır. Görüntü oluşturma sürecinde önemli olan etkileşim türü yansımadır. Gönderilen dalga iki farklı yapının sınırından geri yansır. Geri yansımanın miktarı dokunun akustik empedansına bağlı olarak değişmektedir. Çizelge 2.2 ve Çizelge 2.3'te farklı yapılar için akustik empedansın miktarı ve geri yansıma oranı verilmiştir.

Çizelge 2.2. Farklı dokuların akustik empedansı [24]

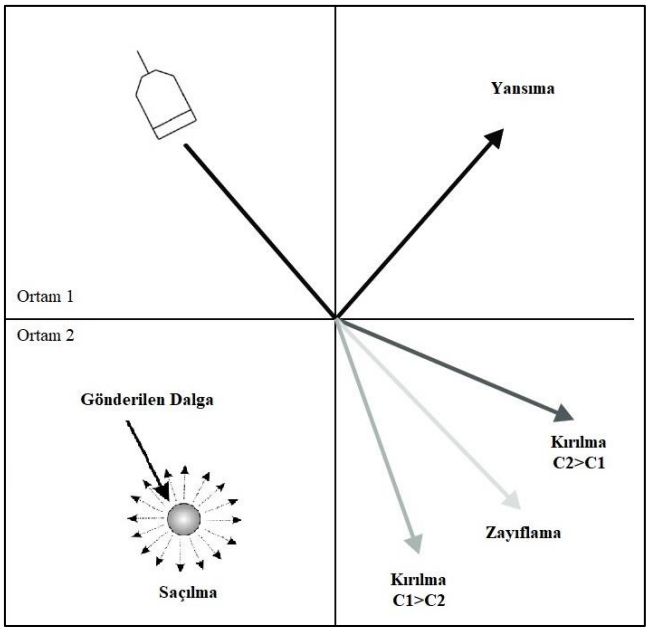
Organ/yapı	Akustik empedans
Hava	0,0004
Akciğer	0,18
Yağ	1,34
Karaciğer	1,65
Kan	1,65
Böbrek	1,63
Kas	1,71
Kemik	7,8

Çizelge 2.3. Dokuların sınırından geri yansıma oranı [25]

Doku sınırı	Geri yansıma oranı (%)
Yağ/kas	1,08
Yağ/karaciğer	0,6
Yumuşak doku/su	0,2
Kemik/yağ	49
Yumuşak doku/hava	99

Geri yansıma oranı iki doku arasındaki akustik empedans farkı ile orantılıdır. Eğer iki doku aynı akustik empedansa sahip ise geri yansıma oluşmaz. Ayrıca eğer iki doku arasında akustik empedans farkı az ise geri yansıma zayıf olur ve büyük oranda gönderin sinyal ikinci yapıda hareketine devam eder. Eğer dokular arasında akustik empedans farkı fazla ise gönderilen sinyal büyük oranda geri yansır ama eğer dokular arasındaki akustik empedans farkı çok büyük ise sinyalin tamamı geri yansır [25] ve böylece daha parlak görüntü ortaya çıkar.

Kırılma ise, ultrason dalgası düz bir hat üzerinde harekete devam ederken, iki farklı akustik empedansa sahip doku sınırına ulaştığında kırılır ve daha önce ilerlediği hat üzerinden saparak ikinci dokuda harekete devam eder. Kırılmada akustik lens kullanarak odaklanma yapılır ve böylece elde edilen ultrason görüntüsünün kalitesi artmış olur. Bununla birlikte kırılmanın dezavantajı istenmeyen dalgaların gözükmesi ve yapay görüntü (artefact) oluşmasına neden olur. Eğer yapının (parçacık) boyutu gönderilen dalga boyundan daha küçük ise enerjisi tek bir hat yerine tüm yönlerde dağılmış olur [26].
Ultrason dalgası vücutta ilerlerken enerjisinin bir kısmı ısıya dönüşür ve böylece zayıflar. Zayıflama, yansıma ve kırılmada da görünür ve frekansa bağlıdır. Frekansı yüksek olan dalgalarda zayıflama daha fazla olduğu için genellikle yüzeysel yapıların görüntülenmesi için kullanılır. Gönderilen sinyalin dokuda zayıflaması ve sadece küçük bir kısmının transdüser tarafından algılanması özellikle daha derin yapılarda Zaman Kazanç Telafi (Time Gain Compensation) sisteminin kullanmasına neden olmuştur. Şekil 2.3'te ultrason dalgasının farklı ilerleme ve etkileşim modelleri verilmiştir.



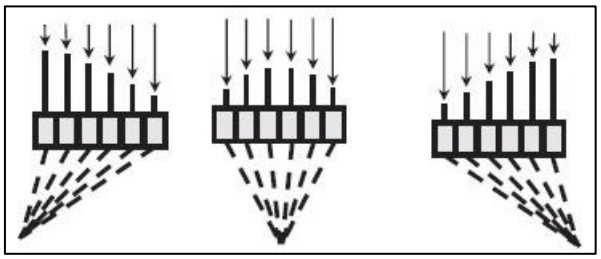
Şekil 2.3. Ultrason dalgasının doku ile etkileşimi

2.2. Transdüser ve Işınların Şekli

Ultrason dalgaları prob tarafından gönderilir. Bu dalgalar probun içinde bulunan ve transdüser olarak adlandırılan küçük bir yapı tarafından iletilir. Daha öncede belirtildiği gibi transdüser piezoelektrik materyalden oluşmaktadır. Piezoelektrik materyalin özelliği elektrik sinyal verildiği zaman, yapısında mekanik deformasyonuna yol açar ve tersi şekilde eğer bir mekanik deformasyon yapısında oluşmuş ise onu elektrik sinyaline dönüştürebilir. Basit prob için transdüser birkaç milimetrelik disk şeklinde bir kristalden oluşmaktadır. Elektrik temasın sağlanabilmesi adına diskin iki yüzeyine ince metal film yerleştirilir. Böylece kristal titreşebilir veya algılanan titreşime karşı elektrik sinyali üretebilir. Transdüser elemanına elektrik darbesi uygulandığı zaman dönüştürücü hemen titreşime girecektir. Burada önemli olan faktör transdüserin genişliğidir. Böylece darbe uygulandıktan sonra iki karşıt yüzey hareket edip basınç dalgaları üretir.

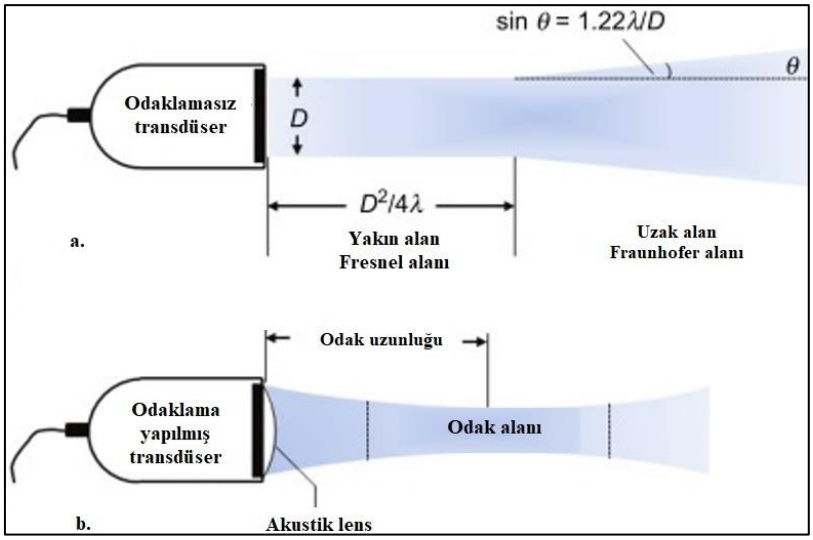
Ultrason probu içerisinde birden fazla transdüser bulunup uygulamaya bağlı olarak farklı dizilimlere sahiptir. Bu dizilimler doğrusal (Linear), matrix veya dairesel (annular) dizilime sahip olabilir. Ultrason dalgası yakın mesafede konik bir şekli bulunmaktadır ve yakın alan veya Fresnel alanı olarak da adlandırılır. Merkezden ayrılırken tekrar konik bir şekilde ayrılır ve bu alan ise uzak alan veya Fraunhofer alanı olarak da tanımlanır. Yakın ve uzak alanların birleşmesi ise geçiş bölgesi olarak tanımlanır. Ultrason dalgalarında mekanik veya elektrik

odaklama yöntemi kullanarak ışınların daraltılması, odak noktasının hassasiyetinin artırılması ve uzak alandaki ayrılmaları azaltmak için kullanılır. Elektronik olarak odaklama yapmak için fazlı dizilim (Phased Array) kullanılır. Böylece üretilen sinyallerde gecikmeler kullanarak gönderilen sinyaller yönlendirilip odaklanması sağlanır Şekil 2.4'te ultrason dalgalarının zaman gecikmesi kullanarak yönlendirilmesi ve odaklanmasını gösterilmektedir.



Şekil 2.4. Zaman gecikmeli pulslar uygulayarak dalgaların yönlendirilmesi ve odaklanması [23]

Transdüser tarafından üretilen ışınının şekli üç boyutlu olup ve birkaç faktöre bağlıdır. Bunlardan bazısı tasarım sırasında kontrol edilebilecek düzeydeyken bazıları ise ultrasonun ve ışınların doğasına bağlıdır. Daha önce de belirtildiği gibi ultrason ışınları girişte sütun şeklinde olup boyutu transdüserin yüzey çapı dalga boyuna bağlıdır (Yakın Alan). Bu alanın ötesinde ışınlar θ açısı ile açılmaktadır. Işınların şeklini ve odak noktasının derinliği piezoelektrik materyalini konkav yaparak veya akustik lens kullanarak ayarlanabilir. Odak noktasından sonra ışınlar tekrar koni şeklinde uzaklaşmaya başlar (Şekil 2.5).



Şekil 2.5. Transdüserden çıkan ışınların odaklama yaptıktan önce ve sonrası

Ultrason sisteminde gönderilen ışınlara bağlı olarak iki tür çözünürlük tanımlanmaktadır. Bunlardan ilki eksenel çözünürlüktür (Axial Resolution). Eksenel çözünürlük ultrason dalgasına paralel bir şekilde bulunan yapıları ayırt etme kabiliyeti olarak tanımlanmış olup ve sadece eğer yapı dalga boyundan daha büyük ise görüntülenme olanağına sahiptir [27]. İkinci çözünürlük türü yanal çözünürlük (Lateral Resolution) olarak tanımlanır ve yan yana bulunan iki yapıyı ayırt etme kabiliyeti olarak tanımlanır. Ayrıca bu yapılar ultrason ışının göre dikey konumda bulunur. Bu çözünürlük türü ultrason ışınının genişliğine ve transdüserün mesafesine bağlıdır [27].

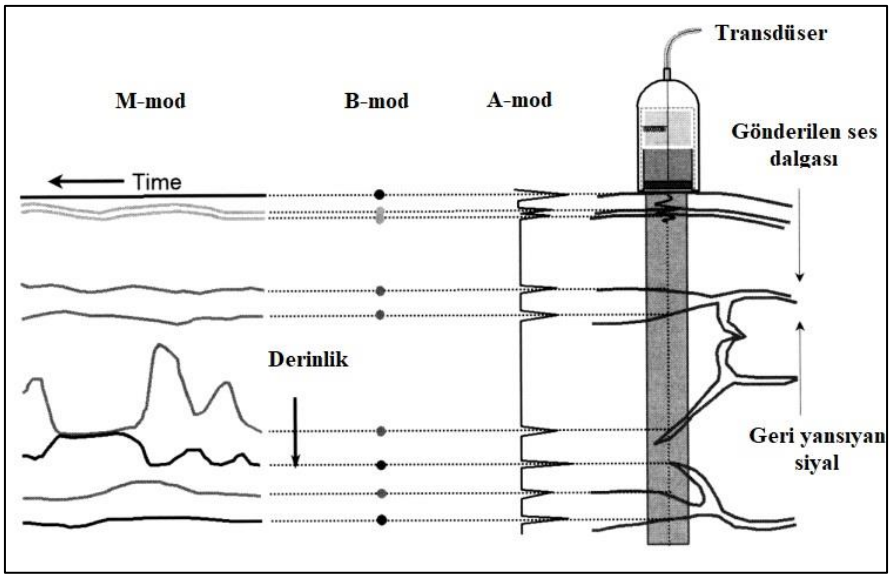
2.3. Ultrasonda Görüntüleme Modları

Ultrason sisteminde geri yansıyan sinyalin işlenmesine bağlı olarak farklı görüntüleme modları ortaya çıkmıştır. Bunlar temel olarak A-Mod, B-Mod, M-mod ve Doppler olmak üzere dört farklı kategoride incelenebilir

A-mod ultrason görüntüleme sistemi en eski ve en basit görüntüleme yöntemi olup genlik modu olarak da tanımlanır. Bu modelde tek bir transdüser vücut üzerinde tek hat üzerinde bir tarama yapar. Daha sonra geri yansıyan sinyal genliği, derinliğin bir fonksiyonu olarak ekrana yansıtılır. Terapi amacı ile kullanılan ultrasonda, belirli bir tümör veya böbrek taşını hedeflemek ve yıkıcı dalgayı göndermek için kullanılmaktadır [28].

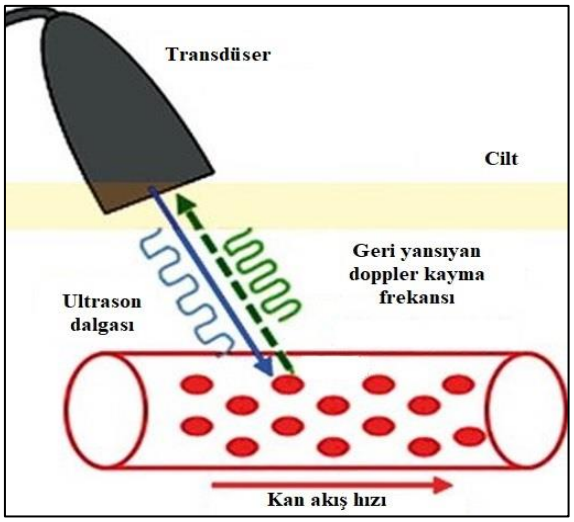
B-mod ultrasonda bir dizi transdüser elemanından oluşan prob, vücutta belirli bir düzlem üzerinde tarama yapıp iki boyutlu görüntü oluşturur. Bu yöntemde dokudan gelen yansımaların şiddetine bağlı olarak parlaklık noktaları oluşturulur.

M-mod ise hareket modu olarak tanımlanır ve kalp gibi hareketi bulunan organların görüntülenmesi için kullanılır. Bu hareket modunda hızlı çekilmiş olan bir dizi B-mod görüntüleri alınır ve devamında alınan B-mod kareleri video olarak birleştirilir. Böylece zaman dilimi içinde incelenen belirli bölgenin hareketinin nasıl olduğu gözlemlenebilir. Bu görüntüleme modunda dikey eksen incelenen bölgenin derinliği ile ilgili bilgi sağlarken yatay eksen zamanı göstermektedir [28]. Şekil 2.6’da üç farklı görüntüleme modu karşılaştırılmıştır.



Şekil 2.6. Farklı görüntüleme modların karşılaştırılması

Doppler görüntülemenin temel prensibi doppler fiziğine dayanmakta olup kan akış hızını ve yönünü belirlemek için kullanılmaktadır. Doppler fiziğine göre eğer bir gözlemci sabit noktada bulunuyorsa ve bir ses kaynağı hareket halinde ise eğer ses kaynağı gözlemciye yaklaşıyorsa gözlemci kaynağın sesini artarak duyacaktır ve eğer uzaklaşıyorsa gözlemci sesi sürekli azalıyor şeklinde duyacaktır. Buna göre doppler görüntüleme modunda transdüser tarafından bir ses dalgası gönderilir, bu ses dalga cephesi kan hücresi ile temas ettikten sonra transdüsere tekrar geri yansır. Eğer geri yansıyan frekans gönderilen frekansa göre artış gösteriyorsa bu demektir ki, kan akışı transdüsere doğrudur ve eğer azalma gösteriyorsa kan akışı transdüserden uzaklaşıyordur. Doppler modu ayrıca iki başlık altında değerlendirilebilir. Bunlar Darbeli Dalga Doppler (Pulsed Wave Doppler) ve Sürekli Dalga Doppler (Continious Wave Doppler). Darbeli dalga doppler modunda belirli bir noktadan kısa ve hızlı dalgalar gönderilir. Böylece belli bir noktada kan akış hızı zamana karşın belirlenmiş olur. Sürekli dalga dopplerde ise ultrason dalgaları sürekli bir şekilde gönderilip ve analiz edilir. Genellikle sürekli dalga dopplerde ses dalgasını gönderme ve analiz etme işlemi farklı elemanlar yardımı ile yapılır ve böylece puls tekrarlama frekansın beklemeye ihtiyaç olmaz. Şekil 2.7'de doppler görüntüleme prensibi gösterilmiştir.

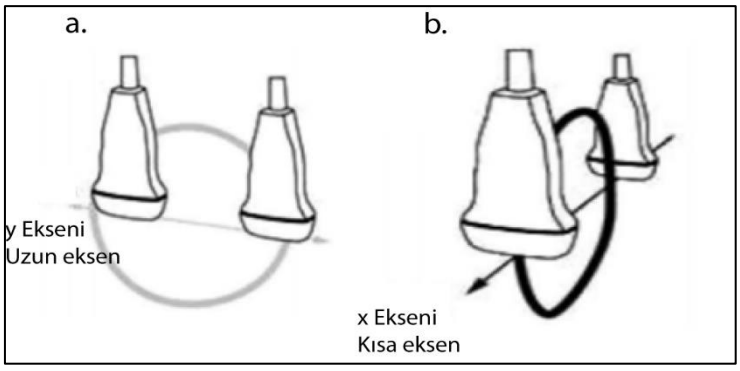


Şekil 2.7. Doppler görüntüleme modunun çalışma prensibi [29]

Şimdiye kadar ultrasonun temel görüntüleme modlarından bahsedilmiştir. Temel modlar haricinde C-Mod, 3B veya 4B görüntü modları, harmonik görüntüleme ve kontrast görüntüleme modları da bulunmaktadır.

2.4. Görüntü Alma İşleminde Probun Farklı Hareket Türleri

US görüntüleme sisteminde etkin bir şekilde görüntü alabilmek için probun farklı hareket türleri bulunmaktadır. Bu hareket türleri toplamda beşe ayrılmıştır. Bu hareket türleri sıra ile Sürgülü, Devirme, Rotasyon, Sallanan ve en son olarak da Kardinal olarak tanımlanır [30]. Bu hareket türlerinin tanımına geçmeden önce, probun eksenlerinin tanımlanması gerekmektedir. Şekil 2.8'de bir prob ve ilgili eksenleri gösterilmiştir. Şekil 2.8.a probun y ekseninin bir diğer isminin uzun eksen olduğunu ve ayrıca Şekil 2.8.b ise probun x ekseninin kısa eksen olarak tanımlandığını göstermektedir.



Şekil 2.8. Probun farklı eksenleri

Probun hareket tanımlarına bakacak olursak ilk hareket türünde yani sürgülü harekette x veya y ekseni üzerinde prob sağ veya sola ötelenmiş olur. Devirme hareketinde ise prob sabit bir noktaya yerleştirilir ve sonra x ekseni üzerinde açı değişimi oluşturarak hareket ettirilir. Sallanan hareket türünde ise yine prob sabit bir noktada olur, ama bu kez y ekseni üzerinde açı değişimi oluşturarak hareket ettirilir. Rotasyon hareketinde ise prob yine sabit bir noktada olup saat yönü veya saat yönünün tersinde hareket ettirilir (z ekseni etrafında). Son hareket türü olarak kardinal hareketidir. Bu hareketin diğer ismi sıkıştırma olarak da tanımlanıp dokudan sabit bir noktadan basınç uygulayarak görüntü alınır.

3. GÖRÜNTÜ ÇAKIŞTIRMA

Görüntü çakıştırma temel olarak, birbirine karşı gelen noktalara dayanarak görüntülerin aynı koordinat üzerinde hizalanması olarak tanımlanır [31]. Genelde görüntü çakıştırmada iki görüntü bulunur bu görüntülerden biri referans veya sabit görüntü olarak tanımlanır. Diğeri ise algılanan veya hareketli görüntü olarak tanımlanır. Çakıştırmada sabit veya referans görüntü sabit kalır ve hareketli görüntü üzerine geometrik dönüşüm uygulayarak sabit görüntü koordinatlarına yerleştirilir. Görüntü çakıştırma yaparak aslında iki görüntü arasındaki bilgiler birleştirilmiş olur veya ikisinin arasındaki fark ortaya çıkarılır.

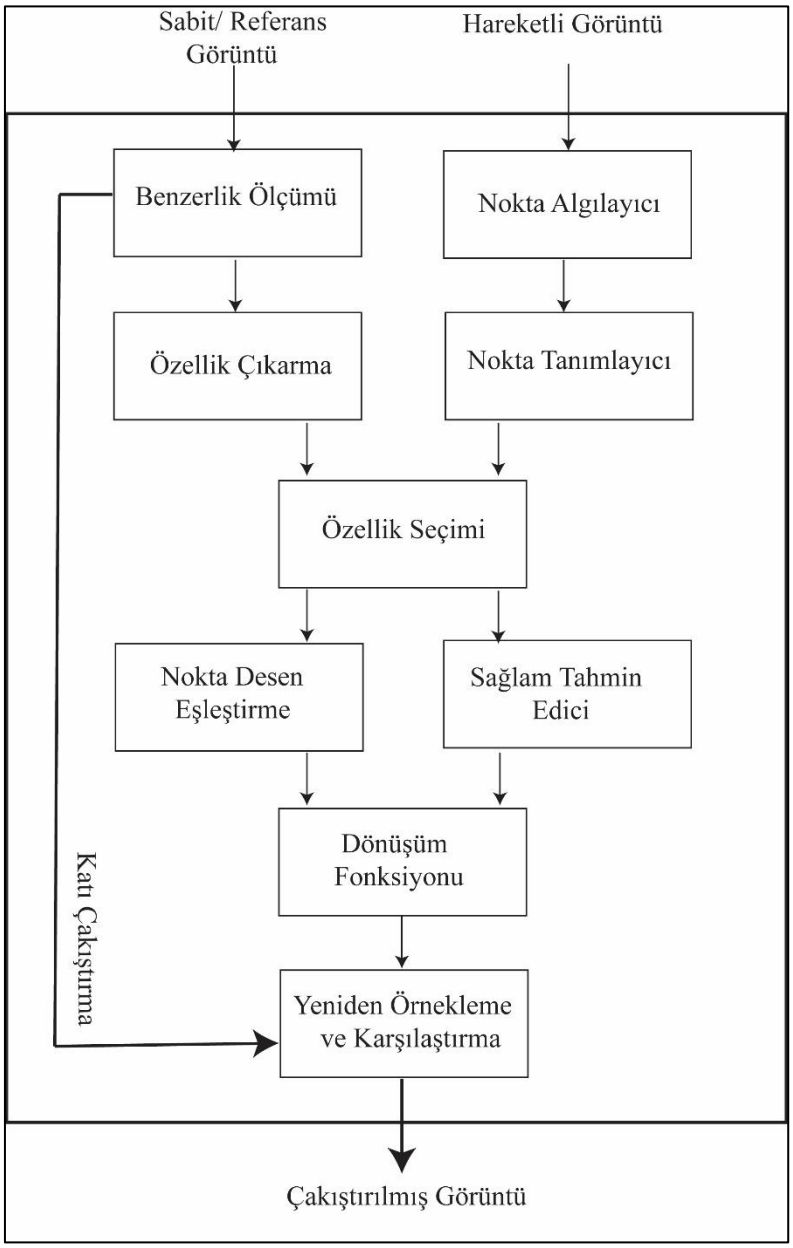
Görüntü çakıştırma ilk olarak 1900 yılında Becker tarafından ortaya çıkmıştır. Ama günümüzde tanımlandığı gibi 1956 yılında Dressler [7] tarafından elektronik görüntü karşılaştırma cihazı olarak ortaya konulmuştur. İlk dijital görüntü çakıştırma 1963 yılında Roberets [7, 8] tarafından ortaya konulmuştur. Daha sonra 1990'lı yılların başında tıbbi görüntüleme sistemlerinin gelişmesi ile tıbbi görüntülerin birleştirilmesi ve benzerliklerini ölçmek açısından bazı çalışmalar yapılmıştır. Zamanın ilerlemesi ile birlikte ve görüntü oluşturma teknolojisinin gelişmesi, görüntü kalitesinin ve çözünürlüğünün artması ile birlikte çakıştırma amacı ile geliştirilen yöntemlerin karmaşıklığı artmış olup zaman içinde görüntü yoğunluğuna dayanan yöntemler yerini nokta tabanlı çakıştırma yöntemlerine vermiştir [7]. Günümüzde görüntü çakıştırma tıbbi görüntülerde, hava durumu tahmini, uzaktan algılama, coğrafya bilgi sistemi, makine görüş alanlarında ve otomatik hedef tanıma alanlarında kullanılmaktadır.

Yukarıda belirtildiği gibi görüntü çakıştırmanın amacı görüntüler üzerindeki belli noktalar veya özellikleri kullanarak, hareketli olan görüntüyü sabit veya referans görüntü koordinatlarına hizalamak olarak tanımlanabilir. Daha detaylı tanımlanması gerekiyor ise çakıştırma aslında bir optimizasyon problemidir ve amacı görüntüler arasındaki benzerliği maksimum, veya başka bir deyişle maliyet fonksiyonunu minimum yapmaktır [5, 32]. Çakıştırmanın optimizasyon problemi olarak tanımı Eş.3.1'de verilmiştir [33].

$$T(.) = argmin\ C(I_f, T(I_m)) \tag{3.1}$$

Başka bir deyişle çakıştırma probleminde dönüşüm matrisi T, hareketli olan görüntüye (I_m) uygulanır ve amacı I_f ile arasındaki benzerliği maksimum veya maliyet fonksiyonu C'yi

minimum yapmaktır. Görüntü çakıştırmada kullanılan genel adımlar Şekil 3.1'de verilmiştir. Çakıştırmada sabit ve hareketli görüntü arasındaki yoğunluk ve geometrik farka dayanarak farklı aşamalara ihtiyaç olabilir. Eğer görüntüler katı (rigid) olarak algılanabiliyor ise o zaman görüntüler arasında sadece kaydırma ve rotasyon açısından fark olacaktır [7, 8]. Görüntülerin geometrisi katı olarak algılanmadığı takdirde başka adımlara da ihtiyaç olacaktır (Şekil 3.1).



Şekil 3.1. Görüntü çakıştırmanın akış şeması [7]

Şekil 3.1'de verilen akış şemasına göre çakıştırmada ilk adım benzerlik ölçümünün yapılmasıdır. Benzerlik ölçümünü iki görüntü veya görüntülerdeki bölgeleri birbiriyle

karşılaştırıp nicel bir değer üreten yöntem olarak tanımlayabiliriz [34]. Kullanılan karşılaştırma yönteminin etkin olması için gürültü ve arka plan değişikliğine dayanıklı olmaması gerekmektedir [33]. Eğer iki $X = \{x_i | \, i = 1, \dots, n\}$ ve $Y = \{y_i | \, i = 1, \dots, n\}$ iki görüntü dizisi var ise benzerlik ölçümünü iki dizi arasındaki bağımsızlık veya bağımlılığı nicelleştirir. Bu durumda x_i ile y_i görüntülerde karşılık gelen piksellerin yoğunluğu olarak tanımlanabilir. Benzerlik ölçümünü S olarak varsayalım, karşılaştırma sonucu bu değerin artması durumunda benzerlik oranının da arttığı söylenebilir [7, 8].

Benzerlik ölçümü için farklı metrikler geliştirilmiştir. Bu metriklerden bazıları ham görüntü yoğunluğu üzerinde işlem yaparken bazıları ise yoğunlukları normalize ettikten sonra işlem yapar. Bazı yöntemlerde ise yoğunluk derecelerine göre işlem yaparken bazı durumlarda karşılık gelen yoğunlukların ortak olasılığını kullanmaktadır [7, 8, 35]. Pearson Korelasyon Katsayısı (Pearson Corelation Coefficient), Tanimoto Ölçümü (Tanimato Measure), Korelasyon Katsayısı (Correlation Ratio), Minimum Katsayı (Minimum Ratio) L_1 Norm, Mutlak Fark Medyanı (Median of Absolute difference), Kare Farkının Medyanı (Median of squre Difference) ve Normalleştirilmiş Kare L_2 Normu (Normalized Squared L_2 Norm) kullanılan benzerlik ölçümlerindendir.

İkinci aşamada ise nokta algılayıcılar kritik bilgileri taşıyan kontrol veya anahtar noktaları tespit etmek için kullanılır. Görüntü çakıştırma konseptinde bu tür tespit edilen kontrol noktalarının herhangi bir değişimden örneğin gürültü, bulanıklık, kontrast ve geometrik değişimden bağımsız olması gerekiyor [7, 33, 36]. Ayrıca nokta algılayıcılar, farklı kategorilerde değerlendirmek mümkündür. Bu kategoriler korelasyon temelli yöntemler, köşe algılayıcılar, model tabanlı algılayıcılar, benzerliğe dayalı algılayıcılar, eğrilik tabanlı algılayıcılar, gradyan tabanlı algılayıcılar, simetri tabanlı algılayıcılar, yoğunluk tabanlı algılayıcılar, filtre tabanlı ve desen tabanlı algılayıcılar olarak tanımlanabilir.

Kontrol noktaları tanımlandıktan sonra bir sonraki adımda amaç kritik bilgileri taşıyan noktalar veya özellikleri belirlemektir. Bu işlem manuel veya otomatik olarak da yapılabilir. Özellikler global veya yerel olmakla beraber görüntülerle ilgili istatistiksel, geometrik, uzamsal, cebirsel veya spektral bilgiler taşıyabilir. Gürültü ve geometrik değişime dayanıklı olan özellikler en çok işe yarayan özellikler olarak tanımlanabilir. Çünkü bu tür özellikler farklı açılardan, farklı ışık altında veya farklı sensörler yardımı ile alınan görüntülerin karşılaştırmasını mümkün kılar [7, 8, 33, 37]. Çıkarılmış olan özellikler aynı sahneden

alındığı aynı değere sahip olmaları gerekiyor ama farklı sahnelerden alındığı durumda farklı değerler üretecektir. Böylece görüntüler arasında benzerlik oranı tespit edilebilir. İşlemin devamında görüntü tanımlayıcılar uygulanır. Görüntü tanımlayıcılar, farklı bilgiler taşıyan özellik vektörü olarak tanımlanabilir ve benzerlik derecesini ölçmek amacı ile kullanılabilir. Bu yüzden kritik bilgileri taşıyan özelliklerin yanı sıra başka türlü bilgi sağlayan özellikleri de içermesi gerekiyor [38]. Görüntü çakıştırmada, tanımlayıcılar benzerlik ölçümü için gereklidir. Kontrol noktaları algılandıktan sonra üzerinde bir pencere tanımlanır, pencereler içerisinde bulunan bilgilerin yardımı ile görüntülerde seçilen noktalar arasında eşleşmeleri bulunmak için kullanılır.

Daha fazla tanıma veya eşleşme elde etmek için nokta seçimi aşamasına ihtiyaç vardır. Seçilen noktaların iki özelliği olması gerekiyor. İlk olarak fazla bilgiden kaçınılmak için seçilen noktaların birbirinden bağımsız olması gerekiyor. İkinci ise, farklı objeler ve nesneleri ayırt etmek amacı ile algılanan nesneler hakkında tam bilgi sağlamış olması gerekiyor [33, 35].

Özellikler arasında eşleşme kurabilme, nokta desen eşleşme aşamasının amacıdır. Çünkü bazı kontrol noktaları gürültü veya farklı nedenlerden dolayı gerçek konumlarında kayma veya değişiklik gösterebilir. Dolayısı ile bu aşamanın amacı doğru veya yanlış eşleşme oranını bulmaktır [7, 8, 33].

Sağlam tahmin işlemi bir sonraki aşamanın amacıdır. Bu aşamada kontrol noktaları arasında eşleşme yapıldıktan sonra, aralarında dönüşüm veya kaydırma farkını bulmak için sağlam tahmin işlemi yapılır ve sonuçta dönüşüm matrisini belirler. Buradan elde edilen dönüşüm matrisi yardımı ile bir sonraki aşamada çakıştırma işlemi yapılır [7, 8, 33]. Sağlam parametre tahmini yapmak için literatürde farklı yöntemler bulunmaktadır. Bu yöntemlerin bazı örnekleri Sıradan En Küçük kareler Tahmincisi (Ordinary Least Square (OLS) Estimator), Ağırlıklı En Küçük Kareler Tahmincisi (weighted least Squares (WLS) Estimator), M Tahmincisi, S (Scale) Tahmincisi, Tekrarlanan Medyan (Repeated Median (RM) Estimator), Karelerin en Küçük Medyanı (Least Median of Square (LMS) Estimator). Ve En az İşlenmiş Kareler (Least Trimmed Squares (LTS) Estimator) olabilir. Sağlam tahmin yardımı ile kontrol noktalarının koordinatları tahmin edildikten sonra dönüşüm fonksiyonu kullanarak görüntüler arasındaki geometrik değişim tahmin edilir. Geometrik dönüşüm fonksiyonu,

çakıştırılması gereken görüntülerin geometrisine bağlı olarak değişmekte olup farklı başlıklar altında değerlendirilir.

3.1. Dönüşüm Fonksiyonlarının Sınıflandırılması

Daha önce de tanımlandığı gibi dönüşüm fonksiyonu görüntüleri hizalamak ve aynı koordinat üzerinde tanımlamak için hareketli olan görüntüye I_m'ye dönüşüm fonksiyonu uygulanır ve böylece sabit olan görüntü I_f koordinatını (konumuna) hizalanmış olur. Bu işlem için eğer I_m üzerindeki kontrol noktaları k_m vektörü ile tanımlanırsa ve üzerine dönüşüm fonksiyonu uygulandıktan sonra k'_m elde edilir Eş.3.2 [31].

$$k'_m = T(k_m) \tag{3.2}$$

Eğer sabit görüntü I_f'de kontrol noktaları k_f ile tanımlanıp ve bu noktalar k_m ile eşleşiyorsa doğru çakıştırma sonucunda k'_m, k_f'ye eşit olup $T(k_m) - k_f$ çakıştırma hatasını belirler. Dönüşüm fonksiyonlarını iki önemli başlık altında değerlendirmek mümkündür. Bunlar katı (Rigid) ve esnek (non-Rigid) olarak tanımlanmaktadır.

3.1.1. Katı fonksiyon

Katı fonksiyonlar dönüşüm konseptinde en basit fonksiyon olup ve tanımlanması için farklı yöntemler bulunmaktadır. Ama tüm bu farklı yöntemler dahilinde belirlenmesi gereken iki bileşen bulunmaktadır. Bu bileşenler rotasyon (dönme) ve öteleme (kaydırma) değerleridir. Öteleme değeri x, y ve z kartezyen koordinatlarına karşılık gelen (t_x, t_y, t_z) ve t vektörü yardımı ile tanımlanan değerdir. Rotasyon değerlerini tanımlamak için farklı yöntemler bulunmaktadır. Bu yöntemler sıra ile Cayley-Klein parametreleri, Kuaterniyon (Quaternion), Ortogonal matrisler ve en önemlisi Euler açıları yardımı ile tanımlanır [31]. Katı dönüşüm fonksiyonu sadece dönüşüm ve öteleme değerlerinden oluşmaktadır (Eş.3.3).

$$k'_m = Rk_m + t \tag{3.3}$$

Burada R matrisi ortogonal matris olup sadece rotasyon değerlerini içermektedir. Ayrıca t vektörü öteleme değerlerini kapsar.

3.1.2. Esnek fonksiyon

Esnek fonksiyon veya diğer ismi ile esnek dönüşüm geometrik objenin her türlü değişimini boyut ve diğer değişim türlerini tanımlamaktadır. Bu nedenle bu tür fonksiyonlar çakıştırma konseptinde önemli yer kapsamaktadır. Bu fonksiyonların en basit hali ölçek fonksiyonu olarak tanımlanır Eş.3.4, [31].

$$k'_m = RSk_m + t \tag{3.4}$$

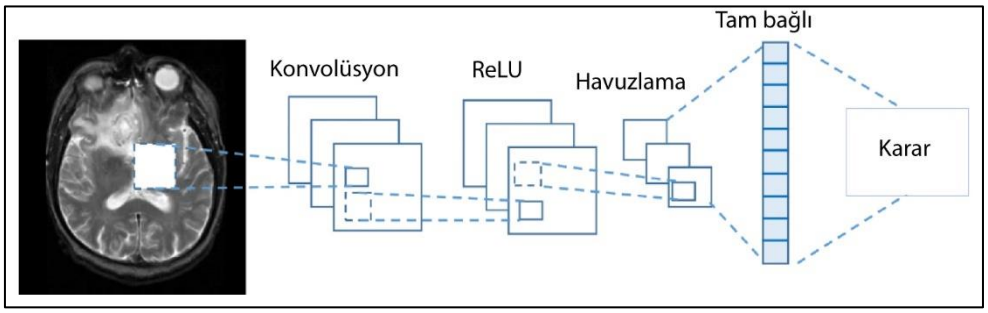
Burada S matrisi diyagonal bir matris olup (s_x, s_y, s_z) değerleri matris içinde x, y ve z eksenlerine göre ölçekleme değerini belirlemektedir. Bir diğer önemli dönüşüm fonksiyonu Afin dönüşüm fonksiyonudur. İlgili fonksiyonun denklemi Eş.3.5'te verilmiştir.

$$k'_m = Ak_m + t \tag{3.5}$$

Bu fonksiyonun diğer fonksiyonlara göre önemli farkı A matrisinden kaynaklanmaktadır. Burada A, matrisinin elemanları ile ilgili herhangi bir kısıtlama bulunmamaktadır. Ayrıca bu fonksiyonun en önemli özelliği çizgilerin düzgünlüğünü korumaktır [31]. Bu özellikten kaynaklı düzlemler ve onların paralel olması da korunmuş olup ancak çizgiler ve düzlemler arasında açıların değişimine izin vermektedir [31]. Bir diğer önemli fonksiyon İzdüşümlü (Projective) fonksiyondur. Bu fonksiyon eğer yüzeyde bir eğilme varsa kullanılır. Bu durumda düz hatların doğruluğunu korurken, hatların paralelliği belirli bir noktaya göre eğilmiş olur [39]. Diğer önemli fonksiyon Eğimli (Curved) fonksiyon olarak tanımlanır. Bu fonksiyonun özelliği diğerlerinden farklı olarak hatların doğruluğunu korumamaktır [31, 39]. Bir diğer önemli olan dönüşüm fonksiyonlarından biri Spline fonksiyonudur. Bu fonksiyon sabit ve hareketli fonksiyonların üzerindeki kontrol noktalarına uygulanır ve amacı birbirine tekabül eden noktaları bulmaktır. Bu fonksiyonun iki farklı türü bulunmaktadır. Bunlardan biri thin-Plate-Spline ve diğeri ise B-Spline olarak tanımlanır [39].

4. DERİN ÖĞRENME VE ÇAKIŞTIRMA İLE İLGİLİ ÇALIŞMALAR

Derin öğrenme ağları en basit tanımı ile basit tanımı ile insan beyninin çalışmasını modellemeye çalışmaktadır. Derin öğrenme aslında makine öğrenme ve yapay sinir ağlarının bir alt gurubu olarak değerlendirilir ve çok katmanlı algılayıcı prensibine göre çalışmaktadır. Genelde bir giriş, çıkış ve en az bir ara katmandan oluşup üst düzey bilgileri çıkarmayı hedefler. Son yıllarda tıbbi görüntüleri işlenmesinde en yaygın kullanılan yöntemdir. Bunun nedeni radyolojik görüntülerde uzamsal bilgilerin önemli olduğu ve korunması gerektiği olup derin öğrenme ağ yapıları diğer görüntüleme sistemlerine göre filtreleme işleminden sonra uzamsal bilgileri koruyabilme kabiliyetine sahip olmasıdır [40]. Şekil.4.1'de gösterildiği gibi derin öğrenme ağı görüntüleri alıp, konvolüsyon, aktivasyon fonksiyonu ve havuzlama gibi farklı işlemler yapar.



Şekil 4.1. Derin öğrenme ağının genel yapısı [40]

Son yıllarda sınıflandırma hariç derin öğrenme ağları farklı amaçlar için kullanılmaktadır. Bunlar özellik çıkarma, çakıştırma, hareket tahmini olabilir. Çalışmanın bu bölümünde amaç derin öğrenme yardımı ile görüntü çakıştırma veya hareket tahmini yapan ağ yapılarının incelenmesidir.

İncelenen ilk çalışma olan [41]'de yazarlar Transrektal US (TRUS)'da karşılaşılan problemleri tanımlamışlardır. Bu problemler oryantasyon değerlerinin az olması, güvenilir anatomik işaretleyicilerin olmaması ve inceleme sırasında dokunun deformasyonudur. Önerdikleri yöntem anatomik işaretleyicilerden ziyade anatomik yapının şekline bağlı olup üç aşamadan oluşmaktadır. İlk aşamada Afin global çakıştırma kullanılmıştır. İkinci aşamada ise elastik yüzey çakıştırma işlemi yapılır. Son aşamada ise iç çakıştırma işlemi yapılır. Bu işlem sonucundan ikinci aşamadaki görüntü hacme çevrilir. İn-vitro ve in-vivo çalışmalarında sıra ile 1,5 mm ve 2,1 mm hata rapor edilmiştir.

Çakıştırma konusunu ele alan bir diğer çalışma [42, 43]'tür. Bu çalışmalarda yazarlar serbest US'la yeniden yapılandırma işlemi yapmışlardır. Bu çalışmada yazarlar doğruluk oranının, probun konumunun ne kadar doğru tahmin edildiği ile ilgili olduğunu belirtmişlerdir. Bu işlem için yazarlar prob üzerine bir web kamerası yerleştirmişler. Daha sonra çalışmanın ilk aşamasında korelasyon yöntemine bağlı olarak özellik takibi yapılmıştır. İkinci aşamada ise takip edilen özellikler yardımı ile kameranın konum tahmini yapılmaktadır. Böylece farklı açılarla ilgili bilgi toplanmış olup ilgili nokta bulutu oluşturduktan sonra kameranın konumu tahmin edilir.

İncelenen bir diğer çalışma [44]'tür. Bu çalışmada yazarlar optik veya manyetik takip sisteminin US probunun ve cenin hareketinin tahmininde başarısız olduğunu iddia etmekteler. İlgili problemi çözmek için görüntü tabanlı takip ve yeniden yapılandırma işlemi önerilmiştir. Bu yöntemde ilk başta U-Net yardımı ile 3B özellik çıkarma işlemi yapılmıştır. U-Net üzerinden elde edilen sonuçlar Eşzamanlı Lokalizasyon ve Haritalama (Simultaneous Localization and Mapping) algoritmasına girdi olarak verilmiştir. Bu yöntemin en büyük problemi Eşzamanlı Lokalizasyon ve Haritalama algoritmasının ceninin esnek hareketlerinin tahmininde başarısız olmasıdır.

Bob D. de Vos ve arkadaşları [45]'te afin ve esnek görüntü çakıştırma işlemleri için derin öğrenme ağlarına dayanarak yeni bir yöntem önermişler. Önerdikleri yöntemin afin modelinde hareketli ve sabit görüntüler farklı kanallar üzerinden derin öğrenme ağına tanımlanır. Devamında her bir kanal çıkışındaki özellik haritalarına ortalama havuzlama işlemi yapılır. Afin dönüşüm parametrelerini elde etmek için her kanalın ortalama havuz çıkışları birleştirilir ve nihai olarak tam bağlı katmanlara verilir. Esnek yapılar için kullandıkları ağ yapısı afin modelinden farklıdır. Esnek ve afin modelleri arasında en önemli fark giriş görüntülerinin boyutudur. Afin modeli farklı boyutlarda görüntü alabilirken esnek modelde girişteki tüm görüntülerin boyutu aynı olmak zorundadır. Ayrıca esnek modelde görüntüler birleştirdikten sonra ağın girişine tanımlanır. Burada ağ $3 \times 3 \times 3$ konvolüsyon, $2 \times 2 \times 2$ alt-örnekleme katmanlarından oluşmaktadır. Son alt-örnekleme katmanından sonra $1 \times 1 \times 1$ konvolüsyon ve tam bağlı katman bulunmaktadır.

İncelenen diğer çalışmada ise [46, 47], görüntü çakıştırmada karşılaşılan Yoğun Yer Değişim Alanı (Dense Displacement Field) tahmini için derin öğrenme kullanarak yeni yöntem önermişler. Önerdikleri ağ yapısı iki alt ağ yapısından oluşmaktadır. Bunlar sıra ile

global-alt ağ ve lokal-alt ağ olarak tanımlanmaktadır. Global-alt ağ, birleştirilmiş sabit ve hareketli görüntü ve afin dönüşüm matrisini girişte alır. Afin dönüşüm matrisine göre hareketli görüntü sabit görüntü koordinatlarına yerleştirilip tekrar orijinal sabit görüntü ile birleştirdikten sonra ikinci alt ağ yani lokal-alt ağın girişine tanımlanır. Böylece ikinci alt ağa Yoğun Yer Değişim Alanı tahmini için olanak sağlanmış olur. İkinci alt ağ dört üst ve alt örnekleme (Downsampling, Upsampling) katmanlarından oluşmaktadır. Bu katmanlar toplama işlemi ile birbirine bağlı olup her bir blok ResNet bloklarından oluşmaktadır.

Derin öğrenme yardımı ile çakıştırma yapmaya çalışan başka bir çalışma [48]'tir. Bu çalışmanın amacı sadece 2B US dizilerini kullanarak yeniden yapılandırma yapmaktır. Ağın yapısı iki ardışık US görüntüsünü incelemek için tasarlanmış olup iki farklı bolümden oluşmaktadır. Ağın bir yapısı lokalizasyon işlemi yapmak için tasarlanmış diğer bölümü ise özellik çıkarma işlemi için tasarlanmıştır. Bu çalışmada özellik çıkarma işlemi optik akış yardımı ile yapılmaktadır. Bu çalışmada ResNet34 ve FlowNet ağının kodlayıcı bölümü sıra ile lokalizasyon ve özellik çıkarma işlemleri için kullanılmıştır. Bahsi geçen ağların özellik vektörleri birbirinden bağımsız olarak ortalama havuzlama yöntemi yardımı ile azaltılır ve tam bağlı katmana tanımlanmadan önce birleştirilir. Bu çalışmada yazarlar elde ettikleri doğruluk oranının diğer geleneksel yöntemler yardımı ile probun konumunun tahmin etme işleminden daha başarılı olduğunu belirtmişler. Bunun nedeni geleneksel yöntemlerin büyük hareket farkını algılamakta başarısız olduğundan kaynaklanmaktadır ve dolayısı ile geçici değişimleri algılayamazlar. Yazarların buradan elde ettikleri başarılı sonuçlara rağmen ikiden fazla ardışık görüntünün analizi yararlı olacaktır. US görüntülerinde ikiden fazla ardışık görüntü arasında örtüşme olma imkânı vardır.

Serbest US konseptinde önemli ve etkin çalışmalardan biri [11]'de yapılan çalışmadır. Burada yazarların amacı US probunun hangi yörünge üzerinde hareket ettiğini derin öğrenme yardımı ile tahmin etmektir. Bu çalışmada yazarlar probun konumunu ve hareket ettiği yörüngeyi belirlemek için AÖB den yararlanmışlar. AÖB yansıra birçok çalışmada da olduğu gibi optik akıştan ve çıkardığı özellikten yararlanmışlar. Bu çalışmada kullanılan derin öğrenme ağı, 4 konvolüsyon katmanı, iki maksimum havuzlama ve iki tam bağlı katmandan oluşmaktadır.

Bir diğer etkin çalışma [14, 49]'tur. Bu çalışmada yazarlar ResNext yapısını kullanarak US probunun yörüngesini tahmin etmeye ve onun bir sonucu olarak 3B US görüntülerini

oluşturup ve daha sonra MR görüntüleri ile çakıştırmışlar. Burada yazarlar ağın eğitiminde iki ve ikiden fazla görüntüyü ağın girişine tanımlamışlar. Ayrıca eğitim sırasında ağa tanımlamak amacı ile veri alma işlemi sırasında US probunun konumunu manyetik takip sistemi yardımı ile kaydetmişler. Kullandıkları ağ yapısının bir önemli etkeni odak modülünün olmasıdır. Elde ettikleri sonuçlara göre ResNext yapısı artı odak modülü en iyi yörünge tahminini girişte 5 ardışık US görüntüsü tanımlayarak elde etmişler.

Hareket tahmini ile ilgili incelenen başka bir çalışma [34]'tür. Burada yazarlar Kapsamlı Arama Tabanlı Blok Eşleştirme yöntemleri gibi bazı yöntemlerin hem maliyet açısından yüksek olduğu ve hem uygulama süresinin yavaş olduğu için gerçek zamanlı uygulamalar için uygun olmadığını belirtmişler. Belirtilen problemleri gidermek adına [50]'de önerilen Tam Konvolüsyon Siamese Ağı (Fully Convolutional Siamese Network (SiamFC)) kullanılmıştır. Belirtmek gerekir ki SiamFC ağı, Siamese ağından esinlenmiştir. Ama aradaki fark SiamFC çalışmasında referans bloklar daha geniş bir tarama bölgesinde oluşturulur. Ayrıca referans ve diğer blokların özellik haritaları arasında bir korelasyon oluşturur. Elde ettikleri sonuçlara göre SiamFC yöntemi Kapsamlı Arama Tabanlı Blok Eşleştirme yöntemine göre daha iyi performans göstermektedir.

Bir diğer çalışma [51]'dir. Burada yazarlar görüntü çakıştırma için çok-ölçekli biçim değiştiren ağ önermişler. Önerdikleri ağ denetimsiz şekilde çalışmakta olup global ve lokal ağlarından oluşmaktadır. Hareketi algılamak için üzerinde örnekleme yapılmış görüntüler global ağa tanımlanır. Global ağın amacı yer değiştirme vektör alanını tahmin etmektir. Daha sonra yer değiştirme vektörü deforme olmuş görüntü üretmek için kullanılmaktadır. Yer değiştirme vektör alanı, kesin lokal çakıştırma işleminde başarısızdır bu nedenle lokal ağ, global ağın sonuçlarına göre lokal hareketlerini tahmin etmek için tasarlanmıştır. Her iki ağ yapısında da Üretken Çekişmeli ağ (generative adversarial network) yapısı kullanmışlar. Üretken Çekişmeli ağ yapısı dışında, ayrıştırıcı da kullanılmıştır. Ayrıştırıcının kullanım amacı deforme olmuş görüntüyü hedef görüntüden ayırması ve yer değiştirme vektör alanı üzerinde daha fazla regülasyon yapmaktır.

Hareket tahmini yapmayı hedefleyen bir diğer çalışma [52]'dir. Bu çalışmada 2B US görüntüleri arasında yer değişim vektörü ve hareket tahmini yapmak için denetimsiz biçimde çalışan yeni bir ağ modeli önermişler. Önerdikleri yapıda yapay sinir ağlarından esinlenerek ve kesin referans kullanmadan ve segmentasyon yaparak yer değişim vektörünü tahmin

etmeye çalışmışlar. Önerdikleri yapıda ardışık US görüntülerini U-Net ağına benzer bir yapının girişine tanımlamışlar. Bu yapının çıkışı yer değişim vektörü olup ve uzamsal dönüşümün girişine tanımlanır. Sabit ve hareketli görüntü arasında ortalama kare hatası en az değerine ulaştığında görüntüler arasında yakınsama olur. Yazarların belirttiği gibi bu ağ yapısı denetimsiz biçimde ve kesin referans kullanılmadığı için biyomekanik özelliklerin ve segmentasyon sonuçlarının hareket tahmini işlemi için yer değişim vektörüne tanımlanması önem taşır.

Hareket tahmini yapmaya çalışan bir diğer çalışmada [53], SiamFC yapısına dayanan Kademeli Tek seferlik deforme olan konvolüsyon ağı tanımlamışlar. Çalışmanı amacı uzun US dizisinde hareket tahmini yapmaktır. Önerdikleri ağ yapısı denetimsiz biçimde çalışmaktadır. Ayrıca Siamese ağ yapısında AlexNet ve ImageNet yapıları kullanılmıştır. Siamese yapısının amacı girişte hareketli ve sabit görüntüden parçalar alarak özellik çıkarma işlemi yapmaktır.

Bir diğer çalışmada [54], yazarlar geçici 2B US dizisinde kartilaj hareket takibi için Siam-U-Net yapısını önermişler. Böylece hem U-Net yapısının kodlayıcı ve Kod-Çözücü mimarisinden ve hem klasik Siamese ağının çapraz-korelasyon yapısından yararlanmıştır.

İncelenen diğer çalışma [55]'te yazarlar radyo-terapi sırasında US karelerini takip etmek için Markov-benzeri ağ yapısı önermişler. Önerdikleri ağ yapısı üretken muhalif ağ yapılarından oluşmaktadır. Önerdikleri ağ yapısında bir sonraki durum şimdiki duruma bağlı olduğundan Markov-benzeri olarak adlandırılmıştır. Önerdikleri ağ yapısı üretken ve ayrıştırıcı (Discriminator) bölümlerinden oluşmaktadır. Üretken bölümünün önemli parçası odak kapısıdır. Odak kapısının amacı, ardışık US görüntüleri arasında benzersizlikleri tespit edip yer değişim vektörü üretmektir.

5. ULTRASON GÖRÜNTÜLERİNDE KONUM TAHMİNİ

Bu bölümün amacı ilk olarak US görüntülerinde ve onların çakıştırmasında karşılaşan problemi tanımlamaktır. Devamında derin öğrenme ağ yapılarının problem çözümünde kullanabilirliğini incelemek ve son olarak da önerilen yöntem, tartışılacaktır.

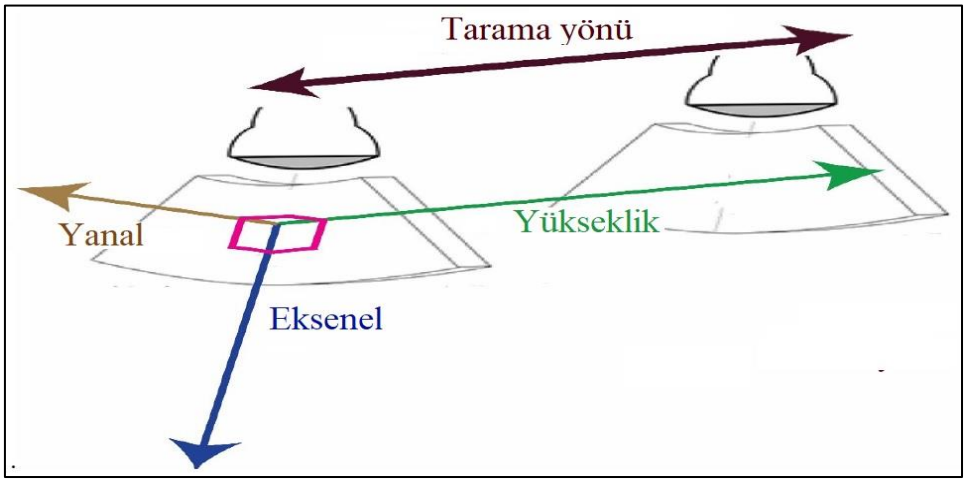
Rotasyon ve öteleme değerlerinden oluşan dönüşüm matrisi çakıştırma konseptinin temelini oluşturmaktadır. Bir önceki bölümlerde belirtildiği gibi ultrason görüntüleme sisteminin bazı avantajları bulunmaktadır. Bu avantajlar diğer görüntüleme sistemlerine göre daha düşük maliyetli olması, invaziv olmaması, taşınabilir olması ve gerçek zamanlı görüntü sağlayabilmesidir. Bu özellikler ve avantajların bir sonucu olarak US görüntüleme sistemi hastanın yatağı başında, ameliyat sırasında ve biyopsi işlemlerinde kullanımı için bir olanak sağlamıştır.

Ama bu avantajların yanı sıra ultrason görüntülerinin düşük çözünürlük gibi bazı dezavantajları bulunmaktadır. Bu dezavantaj aslında US görüntülerin doğasından kaynaklanıp ve oluşumunda iki önemli neden bulunur.

US görüntülerinde, ilk problem görüntünün aslında objenin gerçek bir tanımı olmaması ve bulanık olmasıdır [56]. Bu durum US görüntülerinin dağılımının Nokta Yayılma Fonksiyonuna (NYF) bağlı olmasından kaynaklanmaktadır. NYF en basit tanımı ile objedeki bir noktanın görüntüde nasıl gözüktüğünü tanımlar [55]. US sisteminde sınırlı bant genişliği ve transdüser elemanının açıklığı çözünürlüğün kısıtlanmasına neden olur [57]. Dokunun Yansıtma Fonksiyonunun (DYF) çözümünde karşılaşılan kısıtlamalar doğrudan NYF kullanarak DYF arasında ve RF görüntüleri arasında doğrudan tanımlanabilir [57]. Daha detaylı tanımlanması gerekiyor ise hüzmenin (beam) nokta hedefi çözme kabiliyeti gönderilen ve alınan sinyalin uzamsal dürtü tepkisi ile ölçülür [22]. Bir sistemin bu işlemi iyi yapabilme kabiliyeti NYF ile tanımlanır ve ışının şeklinin gönderilen veya alınan sinyale bağlı olduğunu göstermektedir. Örnek olarak kısa pulslar veya geniş bant genişliğine sahip sinyaller yan lobların düzeyinin artmasına neden olur [22].

Karşılaşılan ikinci problem US görüntülerinde çözünürlüğün yükseklik ekseni üzerinde dağılmasıdır [58]. Eğer iki ardışık US görüntüsünü A ve B olmak üzere düşünürsek, düzlemsel hareket (in-plane movement) yani eksenel ve yanal yönde öteleme ve z ekseni

üzeri rotasyon değerlerini kapsamış olup basit hesaplamalar yardımı ile elde edilebilir. Yani eğer iki görüntünün birbirinin aynı olduğu varsayılırsa aralarındaki fark sadece bir tarama hattı kadardır. Bu durumda görüntüler arasındaki hareket farkı kısmen basit yöntemlerle bulunabilir [6, 9]. Diğer taraftan ise düzlem dışı hareket yani x ve y eksenlerine göre rotasyon ve z eksenine göre öteleme değerlerinden oluşmakta olup tarama eksenine göre değişmektedir Şekil 5.1.

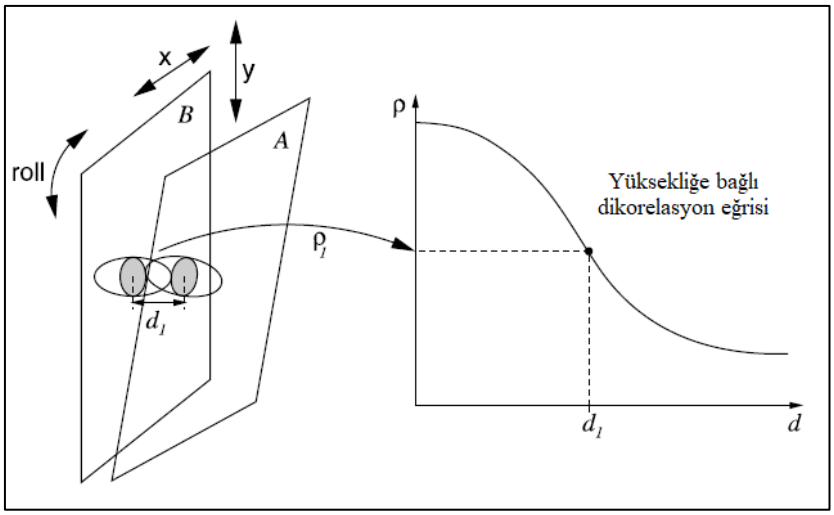


Şekil 5.1. Düzlemsel ve düzlem dışı hareketlerin probun hareketi ile oluşumu [59]

Şimdi eğer Şekil 5.2'de verildiği gibi A ve B ardışık görüntüler üzerinde birbirine denk gelen parçalar düşünülürse, parçalar içinde dağılımlar örtüşme olan kısımların çözünürlük hücrelerine bağlı olup birbiri ile ilişkilidir yani aralarında korelasyon bulunmaktadır. Buradaki korelasyon oranı örtüşme miktarı ile orantılıdır ve dolayısı ile yükseklik değeri yani z eksenine göre öteleme değerini belirler [6, 9].

Diğer taraftan düzlem dışı hareketin tahmini aslında zorlu bir kavramdır. Çünkü ardışık görüntüler arasındaki içerik farkı hem probun hareketinden ve hem görüntünün içeriğinin değişiminden kaynaklanır. Dolayısıyla büyük yapıların değişimine göre hareket parametrelerinin tahmini güvenilir bir yöntem olmayacaktır [11, 58].

Bu durumda benek gürültülerinin korelasyonundan yararlanarak yükseklik yönündeki uzaklık tahmin edilebilmektedir. Korelasyon değerinin yüksek olduğu durumlarda öteleme değerinin düşük öldüğü anlaşılır [11]. Genellikle görüntüler arasındaki hareket farkını tahmin etmek için Benek Korelasyon Bozukluğu (BKB Speckle Decorrelation) yöntemi kullanılır.



Şekil 5.2. Yükseklik ve korelasyon eğrisi [9]

Ama [11, 60] çalışmalarında belirttiği gibi BKB yöntemi güvenilir değildir. Çünkü görüntüde oluşan benek modellerinin yer değişimi her zaman doğru olmayıp ve üzerinde tarama yapılan doku ile ilgili değildir. Ayrıca [61]'de tartışıldığı gibi bağımsız parçalar arasında anlamsız korelasyon bulunabilir. Bu nedenle çakıştırma amacı için dışarıdan ve dolaylı olarak konum bilgisinin sağlanması US görüntülerinin birbirine göre konum tahmininde ve çakıştırmasında yardımcı olacaktır. Bunlara ek olarak [11]'de yazarlar BKB yönteminin derin öğrenme yöntemleri ile de modellenebileceğini göstermiştir.

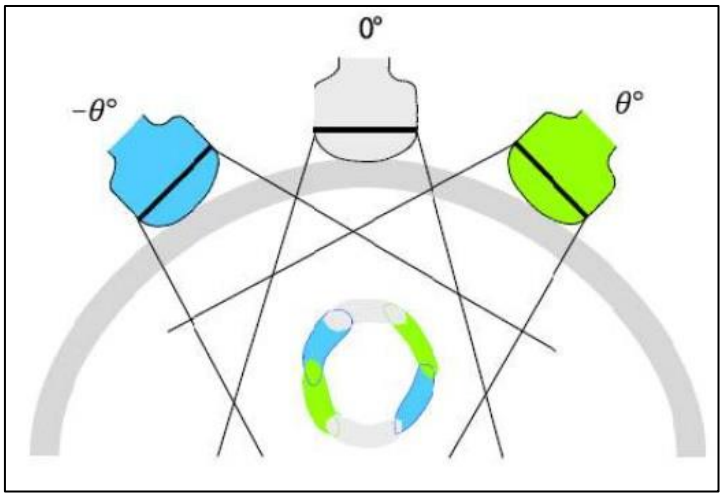
Dışarıdan ve dolaylı olarak konum bilgisini sağlamak için farklı yöntemler bulunmaktadır. Ama bu yöntemleri tartışmadan önce ilk olarak derin öğrenme yöntemleri ile rotasyon ve öteleme değerlerinin tahmininin yapılıp, yapılmayacağı incelenmelidir.

5.1. Konum Tahmini

Genelde görüntü çakıştırma işleminde girişte iki görüntü yani sabit ve hareketli olan görüntüler bulunur. Her iki görüntü üzerinde özellik çıkarma ve benzerlik ölçümü gibi farklı işlemler yapılır. Yapılan işlemlerin amacı çakıştırmanın temelini oluşturan dönüşüm matrisini veya Euler açılarından oluşan rotasyon değerleri ve öteleme değerlerini elde etmektir.

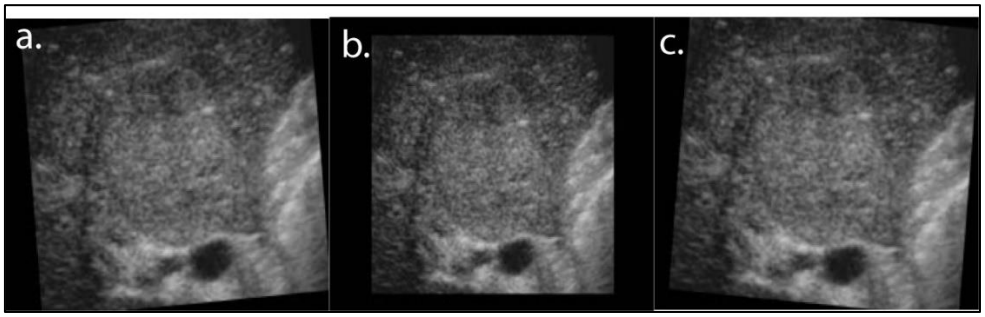
Bu işlem için ultrason görüntülerinin farklı açılardan alındığını var sayalım (Şekil 5.3). Görüntüler arasındaki açı farkı dönüşüm matrisi olarak görüntülerle birlikte derin öğrenme

ağına tanımlanmış olup ve çıkışta ağın rotasyon ve öteleme değerlerini tahmin etmesi beklenmektedir. Bu amaca yönelik [7, 62]'de erişime açık olan ultrason görüntüleri kullanılmıştır. Bu görüntüler karaciğer (liver) ve dalak (spleen) dahil olmak üzere toplamda 770 adet US görüntüsünden oluşmaktadır.



Şekil 5.3. Farklı açılardan alınan ultrason görüntülerinin modeli [63]

Ağın girişinde, tanımlanan ultrason görüntüleri iki boyutlu olup, üzerinde belirli bir açı ile *z* eksenine göre artı ve eksi olmak üzere (saat yönü ve saat yönünün tersinde) bir rotasyon yapılmıştır (Şekil 5.4). Yani 770 adet görüntü sayısı rotasyonlar eklendikten sonra üç katına (2310) çıkmıştır.



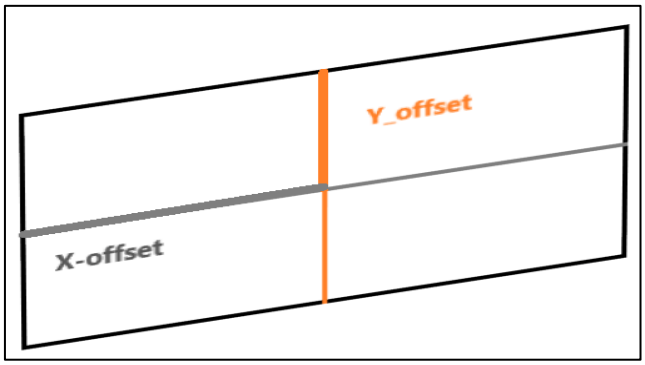
Şekil 5.4. Farklı açılardan alınan görüntülerin örneği ($\pm 5°$ rotasyonlu)

Görüntülenen objenin üç boyutlu olduğunu ve görüntülerin iki boyutlu olduğunu düşünürsek koordinatların birbirinden farklı olduğu sonucuna varırız. Koordinatları birleştirmek ve dahası dönüşüm matrisini ağa tanımlamak için kalibrasyon yapılması gereklidir. Verileri hazır veri tabanından alındığından ve dışarıdan probun konumu ile ilgili bilgi olmadığından,

kalibrasyon işlemini yapmak için bilgisayarla görme kavramında da olan kamera matris kavramından yararlanılmıştır. Bu matris iç etken ve dış etken matrislerinin çarpımından oluşmaktadır. Dış etken matrisi rotasyon ve öteleme değerlerini barındırır. Böylece bu değerleri kullanarak iki koordinat arasındaki kalibrasyon işlemi yapılabilir (Eş.5.1). İç etken matrisi önceden belirlenmiş değerlerden oluşmuş olup ve ofset değeri ve ölçekleme katsayısını kapsamaktadır.

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_2 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \tag{5.1}$$

Yukarıdaki denklemde kamera matrisi yardımı ile koordinatlar arasındaki kalibrasyonun nasıl yapıldığı görünmektedir. Bu denklemde $[X \quad Y \quad Z \quad 1]^T$ ve $[u \quad v \quad 1]^T$ matrisleri sıra ile görüntülenen objenin koordinatları ve görüntünün koordinatları olarak tanımlanabilir. 3×4 büyüklüğünde olan matris dış etken matrisi olup rotasyon ve öteleme değerlerini kapsamaktadır. Dış etken matrisi ve objenin koordinatlarını belirleyen matris birlikte kamera koordinatı veya burada probun koordinatını belirlemiş olacaktır. 3×3 büyüklüğünde olan matris iç etken matrisi olarak tanımlanır. Bu matriste f_x, f_y değerleri ölçekleme katsayısını (mm/pixel) x ve y eksenleri üzerinde belirlemektedir [64]. c_x ve c_y ofset değerleri olarak tanımlanmaktadır (Şekil 5.5).



Şekil 5.5. Ofset parametrelerinin tanımlanması

Yukarıda belirtilmiş olduğu gibi iç etken matrisinin değerleri önceden bilinen değerlerdir. Eğer rotasyon görüntü üzerinde sadece z eksenine göre yapılmış ise ve ötelemenin olmadığı var sayılırsa o halde dış etken matrisi altta verildiği gibi olur.

$$\begin{bmatrix} cos\theta & sin\theta & 0 & 0 \\ -sin\theta & cos\theta & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (5.2)$$

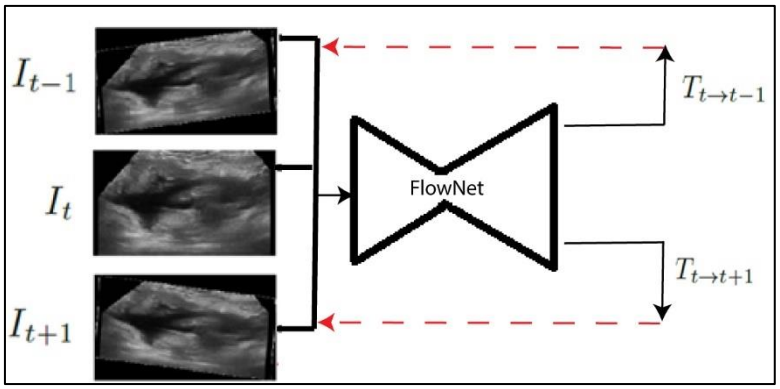
Ölçekleme katsayıları burada $f_x, f_y = 1$ olarak belirlenmiş olup, $c_x = 208$ ve $c_y = 64$ olarak tanımlanmıştır. Dış etken ve iç etken matrislerinin çarpımı, derin öğrenme ağının eğitimi için kullanılır.

5.1.1. Konum tahmini için FlowNet ağının uyarlanması

FlowNet ağın yapısı Dosovitskiy ve arkadaşları [20] tarafından önerilmiş olup optik akış (optic flow) tahmininde kullanılmaktadır. Konum tahmini yapabilmek için ağın son katmanı kendi çalışmamıza uygun bir hale getirilmiştir.

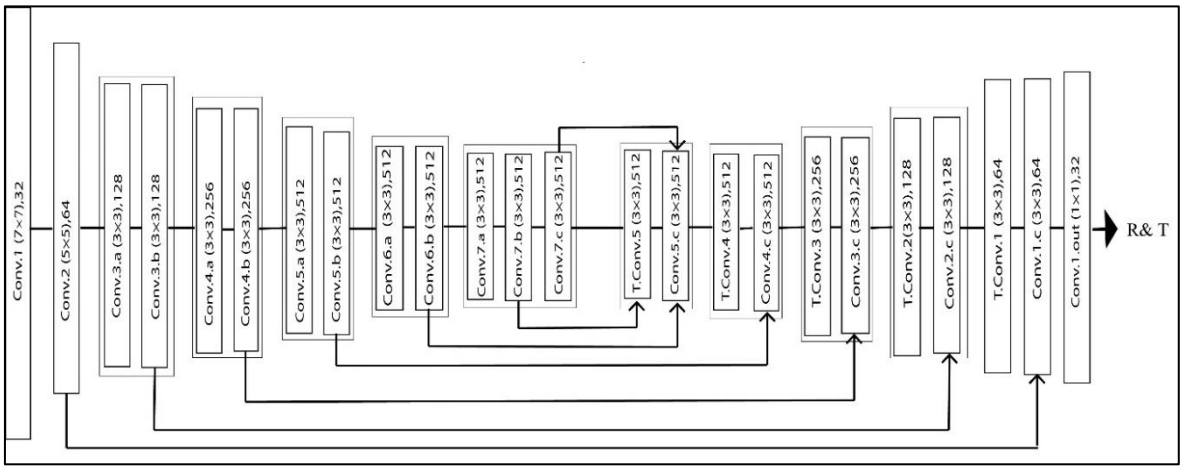
FlowNet yapısının kullanma nedeni, konum tahmininde sınıflandırmadan farklı olarak piksel başına yer saptanması gerekiyor olmasıdır. Buna ek olarak girişteki görüntüler arasındaki uyuşmayı da bulması gerekir. Bu da görüntü özelliklerini öğrenmesi yanı sıra bu özellikleri iki görüntü üzerinde ve farklı konumlarda nasıl birleştireceğini öğrenmesi gerektiği demektir [65]. Bu nedenle kullanılan ağın yapısının sınıflandırmada kullanılan ağ yapılarından farklı olması gerekmektedir. FlowNet için iki farklı ağ yapısı [20]'de önerilmiştir. Bunlardan biri FlowNetCorr yapısıdır. Bu yapıda ilk dört katman için girişler birbirinden ayrı kanallar üzerinden tanımlanır ve daha sonra tek bir kanal üzerinden tanımlanmış olur. Ama [14] te belirtilmiş olduğu gibi ultrason görüntülerinde içerik bilgisinin birbirine bağlı olması sadece iki ardışık görüntü arasında olmayıp ve iki kare dışında ve kısmen daha uzak kareler arasında da içerikle ilgili bağımlılık bulunmaktadır. Dolayısı ile bu çalışmada FlowNetSimple (FlowNet) yapısı konum bilgisi tahmini için kullanılmıştır.

FlowNet, uçtan uca (End to End) bir yapıya sahip yani ağ girişte verilen görüntüleri alıp üzerinde nasıl işlem yapacağına karar verip çıkışta rotasyon bilgilerini sunmaktadır. Bu işlem için US görüntüleri ağa yığın mantığında tanımlanmaktadır. Yani t, t-1 ve t+1 zamanlarında alınan ve Euler açılarının birbirinden farklı olan görüntüler ağın girişinde tanımlanır. Amaç çıkışta t ile t-1 ve t ile t+1 arasındaki Euler açısının farkını ve dolayısı ile dönüşüm matrisini elde etmektir Şekil 5.6.



Şekil 5.6. FlowNet yapısı ile dönüşüm matrisi tahmini

FlowNet yapısı kodlayıcı ve kod-çözücü mantığı ile çalışmaktadır. Dahası [20]'de yazarın da belirtildiği gibi ağ Contracting ve Expanding bölümlerinden oluşmaktadır. Eğitim sırasında bu iki bölüm geri yayılım yardımı ile bir bütün olarak çalışır. FlowNet yapısının mimarisi Şekil 5.7'de verilmiştir. Kodlayıcı bölümünde girişteki görüntüler aynı yerde kümelenir ve küme giriş olarak ağa tanımlanır. Böylece ağ görüntüler üzerinde nasıl işlem yapacağına ve hareket bilgisinin nasıl çıkaracağına kendisi karar verir.



Şekil 5.7. FlowNet ağının mimarisi

Kod-çözücü bölümünün önemli katmanı Transpoze-Konvolüsyon (Upconvolution veya Transpose-Convolution) ve konvolüsyon katmanıdır. Transpoze-konvolüsyon katmanları özellik haritasına uygulanır ve kodlayıcı bölümünde ilgili özellik haritası ve bulunduğu taktirde bir üst örneklenmiş kaba hareket tahmini özellikleri ile birleştirilir. Böylece, hem özellik haritalarından geçirilen üst düzey bilgiler hem de alt katman özellik haritalarında verilen ince lokal bilgiler korunmuş olur [20, 65]. Başka bir değişle kodlayıcı ve kod-çözücü yapıları arasında çapraz bağlantı bulunmaktadır. Bu demektir ki, kodlayıcı, artan boyuttaki

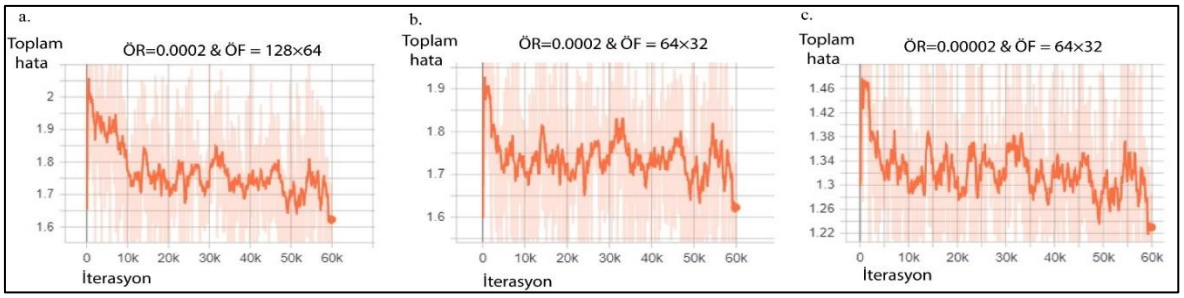
alıcı alanlardan soyut özellikleri hesaplar ve kod çözücü, genişleyen bir konvolüsyon yapı aracılığıyla orijinal çözünürlüğü yeniden oluşturur [65].

Kodlayıcı bölümü toplam 7 katmandan oluşmaktadır. İlk ve ikinci katmanda kernel sıra ile 7 ve 5 olarak alınmıştır. Ağın diğer katmanlarında ise kernel sayısı 3 olarak ayarlanmıştır. Kod-çözücü bölümünde ise tüm katmanlar için kernel sayısı 3 olarak ayarlanmıştır. Son katmanda ise $3 \times (N-1)$, çıkış kanalı olan 1×1 konvolüsyon bulunur. Bu çıkışlar üç Euler açısına denk gelir ve son katman hariç diğer tüm katmanlarda ReLU aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır.

5.1.2. FlowNet ağının eğitimi ve sonuçları

Daha önce de bahsedildiği gibi veri setinde 770 görüntü bulunmaktadır. Veri setinde olan her görüntü sıra ile $-\theta°, 0\ ve\ \theta°$ açılarıyla döndürülmektedir. Son katman hariç ağın diğer katmanlarında batch normalizasyon kullanılmış olup, [66]'da önerildiği gibi Adam iyileştirici (Adam Optimizer) için $\beta_1 = 0.9$ ve $\beta_2 = 0.999$ değerleri alınmıştır. Ağın eğitiminde, toplamda 770 olan görüntünün, 740'ı eğitim için ve kalan diğer 30'u test için ayrılmıştır.

Ağın eğitimi ve test sırasında $\pm\theta$ için üç farklı değer $(\pm1°, \pm3, \pm5)$ alınmış olup ve üçlü kümeler halinde düzenlenmiştir. Böylece toplam veri sayısı 770'ten 2310'a çıkmış olur. Bu durumda eğitim 740 kümeye denk gelen veri sayısı 2220 olup, test sırasında 30 kümeye denk gelen veri sayısı 90'a çıkmış olacaktır. Veri sayısının az olmasından dolayı ve aşırı uyumla (overfitting) karşılaşmamak adına L_1 regularizasyon kullanılmıştır. Ağın eğitimi sırasında iki farklı öğrenme oranı (ÖR=0,0002, 0,00002) dikkate alınmıştır. Görüntüler farklı veri setlerinden alınmış oldukları için boyutları birbirinden farklılık göstermektedir. Bu problemi gidermek ve ağa tanımlanan tüm görüntülerin aynı boyutta olmalarını sağlamak için ölçekleme faktörü (ÖF) kullanıp tüm görüntüler aynı boyuta getirilmiştir. Burada yine aynı şekilde iki farklı ÖF kullanılmış olup değerleri 128×64 ve 64×32 olarak alınmıştır. Ağın eğitimi iki farklı aşamadan oluşmaktadır. İlk olarak ağın hangi açılarda daha iyi performans gösterdiğini değerlendirmek için farklı rotasyon değeri ile görüntülerin ayrı ayrı eğitimi yapılmıştır. Yani $\pm1°, \pm3°$ ve , $\pm5°$ açıya sahip görüntüler farklı zamanlarda ağa tanımlanıp ve eğitilmektedir. Ağın eğitim sırasında hata eğrisi Şekil 5.8'de, $\pm3°$ için farklı ÖR ve ÖF için verilmiştir. Ayrıca Çizelge 5.1 ve Çizelge 5.2'de elde edilen ortalama hata yüzdesi ve mutlak ortalama hata değerleri verilmiştir. İlgili açıların hata dağılımları Şekil 5.9 ve şekil 5.10 ve 5.11'de verilmiştir.



Şekil 5.8. FlowNet ağında yapılan eğitimde kayıp fonksiyonları

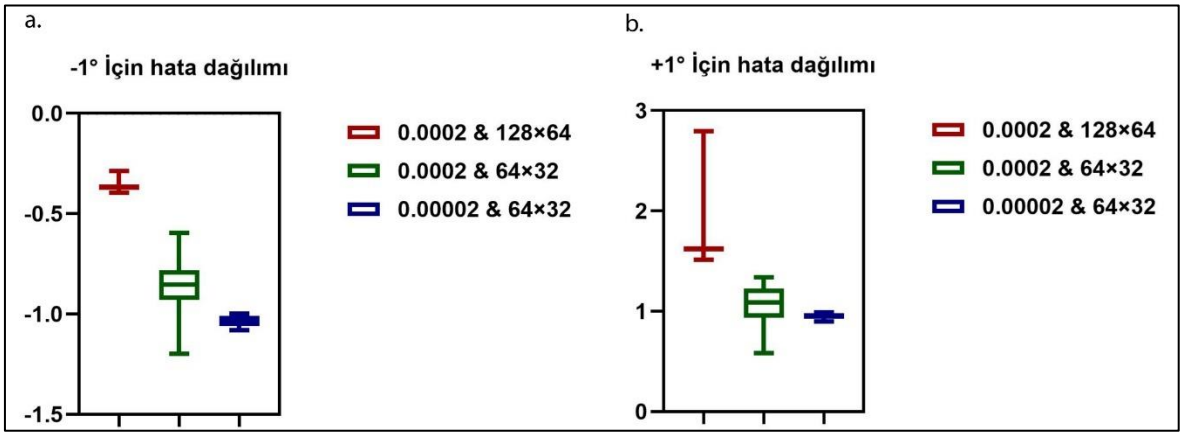
Çizelge 5.1. FlowNet ile tahmin edilen ortalama hata yüzdesi

ÖR &ÖF	Ortalama Hata yüzdesi (%)					
	-1°	+1°	-3°	+3°	-5°	+5°
0.0002 & 128×64	-63,39	65,93	-2,63	16,02	-20,75	22,96
0.0002 & 64×32	-15,38	15,57	-1,41	17,80	-16,44	17,55
0.00002 & 64×32	-3,79	4,52	-9,26	10,31	-6,21	5,74

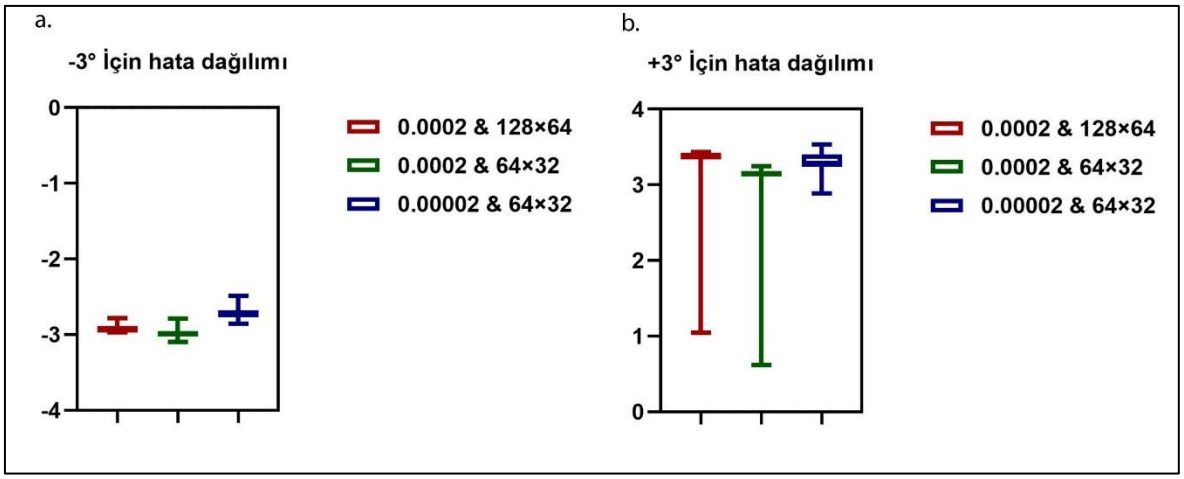
Çizelge 5.2. FlowNet ile tahmin edilen mutlak ortalama hata değerleri

ÖR &ÖF	Mutlak Ortalama Hata					
	-1°	+1°	-3°	+3°	-5°	+5°
0.0002 & 128×64	0,6345	0,6582	0,0795	0,4802	1,0382	1,1477
0.0002 & 64×32	0,1542	0,1555	0,0425	0,5335	0,8227	0,8773
0.00002 & 64×32	0,0375	0,0457	0,2786	0,3089	0,3114	0,2867

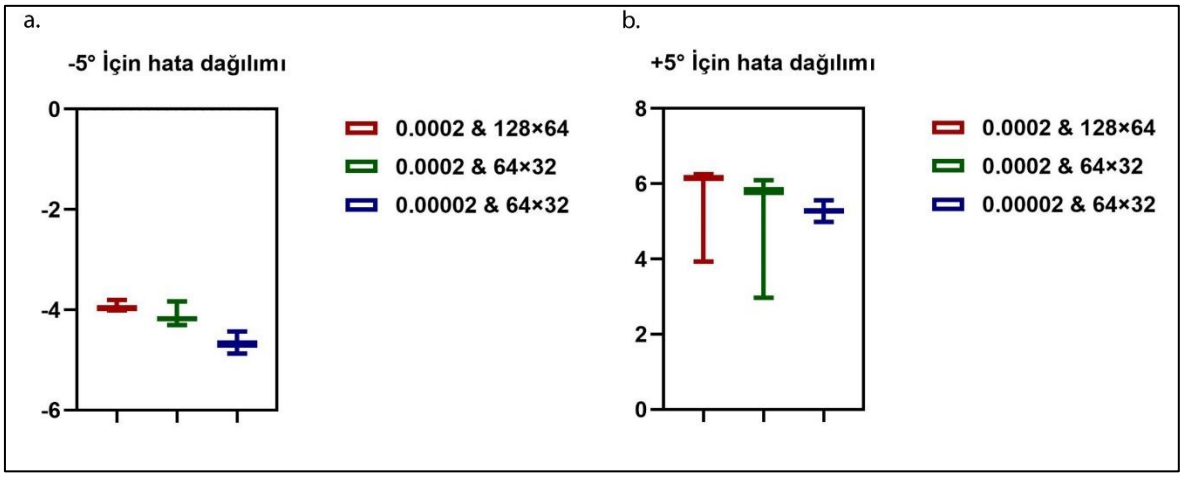
Sonuçlara baktığımızda en yüksek hata oranı $\theta = \pm 1°, \pm 5°$ için ÖF= 128×64 olduğu zaman elde edilmiştir. ÖF'nin 64×32 düşürülmesi ile birlikte hata oranının azalması gözlemlenmiştir.



Şekil 5.9. $\pm 1°$ için Flownet ile tahmin edilen hata dağılımlarını göstermektedir



Şekil 5.10. $\pm 3°$ için Flownet ile tahmin edilen hata dağılımlarını göstermektedir



Şekil 5.11. $\pm 5°$ için Flownet ile tahmin edilen hata dağılımlarını göstermektedir

Ayrıca ÖR=0.00002 ve ÖF= 64×32 olduğunda hata yüzdesi en az değere ulaştığı gözlemlenmektedir. 1° için genel olarak en iyi tahmin negatif açıda yapılırken bu durumun tersi 5° için geçerlidir. Yani genel olarak pozitif açılarda daha iyi tahmin yapılmıştır. 3° incelendiğinde pozitif açı tahmininin de diğer iki açıya benzer olarak en iyi tahmin ÖF=64×32 ve ÖR=0.00002 değerlerinde elde edilmiştir. Ama diğer iki durumdan farklı olarak negatif açıda en iyi tahmin ÖF=64×32 ve ÖR=0.0002 değerlerinde elde edilmiştir.

İkinci aşamada amaç ağın performansını farklı açılar ile eğitildiğinde test etmektir. Bu yüzden eğitim sırasında ÖF=64×32 alınıp ve iki farklı ÖR oranı ile ağın eğitimi yapılmıştır. İlgili sonuçlar Çizelge 5.3, Çizelge 5.4, Şekil 5.12, Şekil 5.13 ve Şekil 5.14 te verilmiştir.

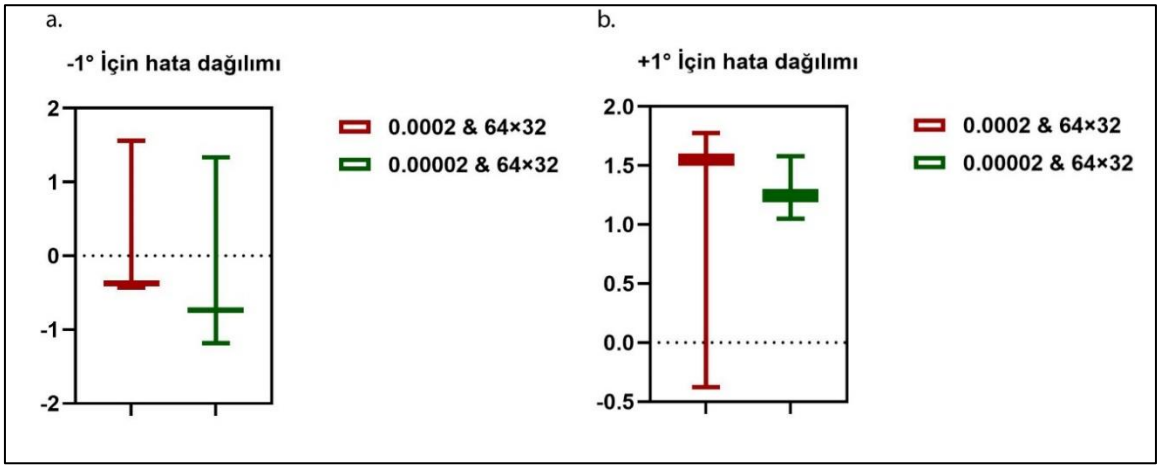
Çizelge 5.3. Farklı açıya sahip görüntüler aynı anda eğitildiğinde hata yüzdesi

ÖR & ÖF	Hata yüzdesi (%)					
	-1°	+1°	-3°	+3°	-5°	+5°
0.0002 & 64×32	-74,70	59,37	-10,8	9,38	-11,51	10,79
0.00002 & 64×32	-32,35	24,95	-9,44	30,81	-10,49	6,86

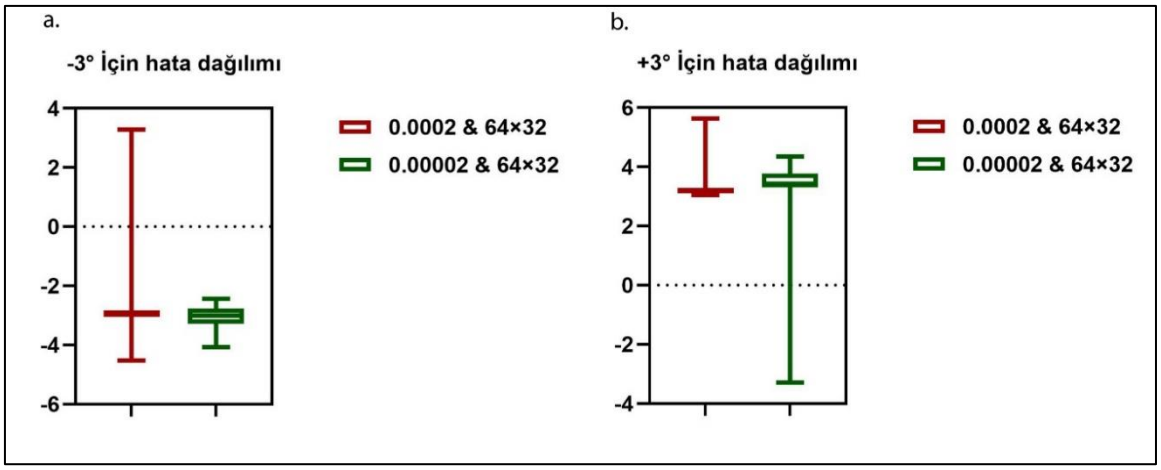
Çizelge 5.4. Farklı açıya sahip görüntüler aynı anda eğitildiğinde mutlak ortalama hata oranı

ÖR & ÖF	Mutlak Ortalama Hata					
	-1°	+1°	-3°	+3°	-5°	+5°
0.0002 & 64×32	0,7475	0,5933	0,3262	0,2810	0,5766	0,5394
0.00002 & 64×32	0,3240	0,2491	0,2832	0,9241	0,5253	0,3440

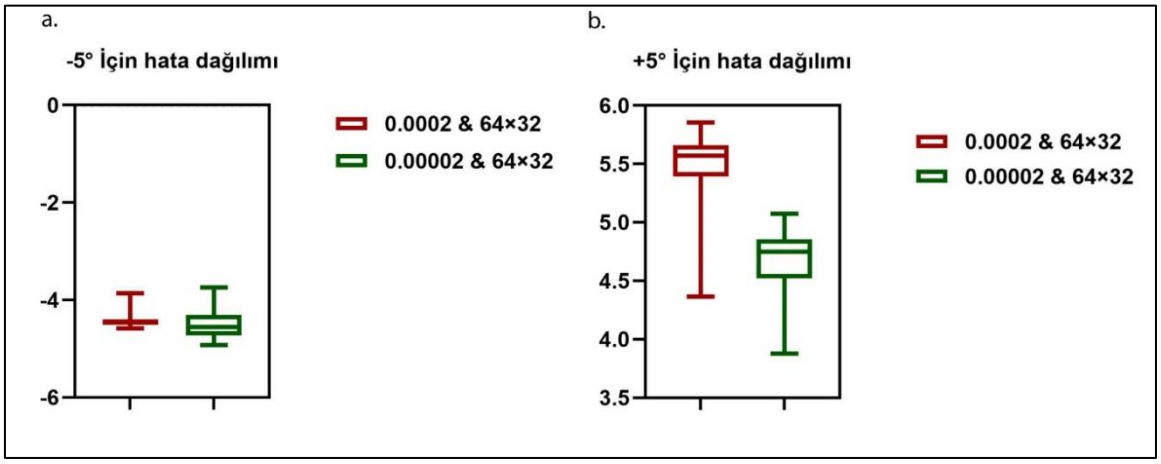
ÖR=0.0002 olan durumda $\pm 1°$ için hata oranının belirgin bir şekilde artmış olduğu görünmüştür. Bu durum $-3°$ için de geçerlidir. Ama $+3°$ ve $\pm 5°$ için hata oranının azaldığı gözlemlenmiştir. ÖR=0.00002 durumunda, bir öncekine benzer şekilde $\pm 1°$ hata oranında artış görünmektedir. $+3°$, hata oranı bu kez belirgin bir şekilde artış göstermiş olup $-3°$ için hata oranı eski hata oranı ile aynı sayılacak durumdadır. Aynı şekilde $\pm 5°$ için hata oranında artış olmasına rağmen bu değer çok yüksek olmayıp ve kabul edilebilir düzeydedir. Bahsi geçen karşılaştırmalar birinci aşamadan elde edilen sonuçlar ile yapılmıştır.



Şekil 5.12. Aynı anda eğitim yapıldığında $\pm 1°$ için hata dağılımlarını göstermektedir



Şekil 5.13. Aynı anda eğitim yapıldığında $\pm 3°$ için hata dağılımlarını göstermektedir



Şekil 5.14. Aynı anda eğitim yapıldığında $\pm 5°$ için hata dağılımlarını göstermektedir

5.2. Özellik Çıkarma Yöntemleri ile Açı Tahmini

Çalışmanın devamında incelenen üç açı üzerinde, yaygın kullanılan dört özellik çıkarma yöntemini kullanarak Euler açı tahmini yapılmaya çalışılmıştır.

Kullanılan ilk yöntem 2012 yılında Pablo Fernandez Alcantarilla ve arkadaşları tarafından önerilen Kaze yöntemidir. Bu yöntem aslında yeni bir özellik çıkarma ve özellik tanıma yöntemi olup tamamen doğrusal olmayan ölçek alanında çalışmaktadır. Bu yöntemin diğer yöntemlerden farkı çalışma alanıdır. Diğer yöntemler örneğin SIFT ve SURF yöntemleri Gauss alanında çalışmakta olup farklı düzeylerdeki özellikleri algılama veya çıkarma işlemi yapar [67]. Ama Gauss alanında çalışmanın bazı dezavantajları bulunmaktadır. Bu dezavantajlara göre Gauss uzayı objedeki sınırlar veya detayları gürültü ile aynı oranda

yumuşatır ve bunun sonucu yerleştirme ve algılama işleminin başarı oranı azalmış olur [67]. Bu problemi gidermek amacı ile Kaze yöntemi doğrusal olmayan difüzyon filtresi kullanarak, tüm özellikleri doğrusal olmayan ölçek alanından çıkarmış olur. Bu yöntemde doğrusal olmayan ölçek alanı, Verimli Eklemeli Operatör Bölme (Efficient Additive Operator Splitting, AOS) teknikleri ve değişken iletkenlik difüzyonu kullanılarak oluşturulur [67]. Böylece görüntülerde gürültü azalırken objenin sınırları ve diğer bilgileri kayıp olmaz.

Kullanılan bir diğer yöntem ise ORB yöntemidir. Bu yöntem de Kaze yöntemi gibi kısmen yeni önerilen yöntemlerden biri olarak tanımlamak mümkündür. ORB yöntemi ilk 2011 yılında Ethan Rublee ve arkadaşları tarafından önerilmiştir [68]. Bu yöntemin açılımı "Oriented FAST and Rotated BRIEF" olup açılımından da anlaşıldığı gibi anahtar noktaları bulmak ve yerleştirmek için kullanılan FAST yöntemi ve normalleştirilmiş özellik tanımlayıcı BRIEF yönteminin birleşiminden oluşmaktadır [68, 69]. Bu yöntemde ölçek değişmezliğini sağlamak için FAST yöntemi, ölçek piramidinin her katmanına tekrar tekrar uygulanır [68, 69]. Daha sonra köşede olan ve köşede olmayan anahtar noktaları algılayan Harris yöntemi kullanarak test edilir. BRIEF algoritması daha önceden tanımlanan görüntü parçaları üzerinde, n-bitlik bir dizi oluşturur. Oluşturulan bu n-bitlik dizi rotasyona karşı oldukça istikrarsızdır. Bu problemi çözmek için ORB yöntemi ilk olarak görüntü momentleri aracılığıyla anahtar noktaları için görüntü parçalarının merkezini bulur. Daha sonra anahtar noktalarının merkezini görüntü parçasının merkezine bağlayan vektör, anahtar noktalarının yönüne karar vermiş olur [68, 69].

Kullanılan üçüncü yöntem ise Minimum Eigen Value (MinEigen) yöntemidir [70]. Bu yöntem ayrıca Kanade-Lucas-Tomasi yöntemi ismi ile de tanımlanır. Bu yöntemde köşeleri algılamak için köşelerin tepkisini her pikselin yoğunluk değişimi, tüm yönlerde, lokal entegrasyon pencere geçişlerine göre hesaplanır. Böylece köşe piksellerine bir tepki olarak doruk değerini belirler [70]. MinEigen yönteminin köşeleri algılama yöntemi Harris yöntemine benzemekte olup fark köşe fonksiyonunun değerlendirme yönteminden kaynaklanmaktadır. MinEigen yöntemi doğrudan özdeğeri hesaplar ve özdeğeri, eşik değerden büyük olan noktaları seçmiş olur [70, 71].

Kullanılan bir diğer yöntem ise Speeded Up Robust Features (SURF) yöntemidir. Bu yöntem aslında görüntülerin değişmeyen yerel benzerliklerini karşılaştırır. Bu yöntem, izleme ve nesne tanımlama gibi gerçek zamanlı uygulamalar için de uygundur. SURF

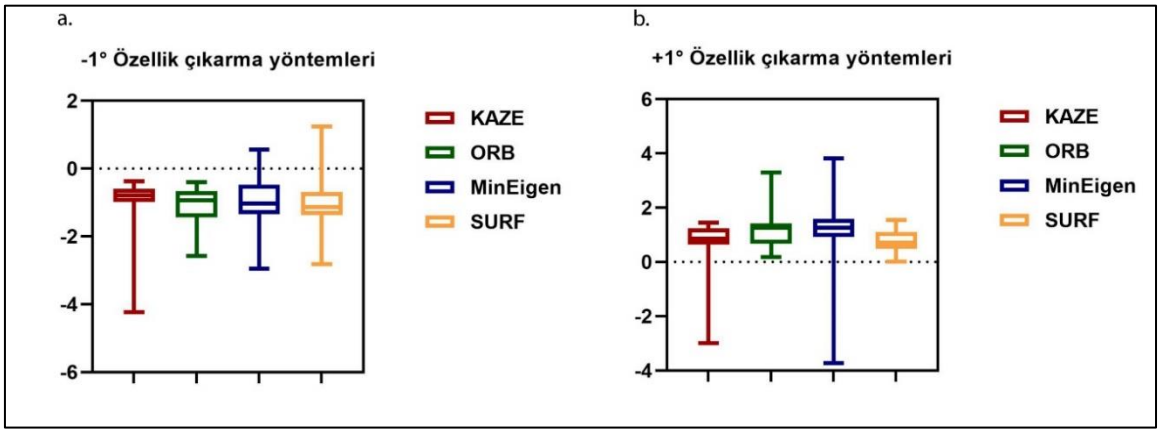
yöntemi iki farklı aşamadan oluşmaktadır. Bu aşamalar özellik çıkarma ve özellik tanımlama olarak tanımlanabilir. Bu yöntem özellik çıkarma işlemi için Hassian matris yaklaşımını kullanmaktadır. Özellik tanıma işlemi de yine iki aşamadan oluşmaktadır. Burada ilk aşamada anahtar noktalar etrafındaki dairesel bir bölgeden gelen bilgileri yeniden yönlendirebilir anahtar noktalar üretmek için kullanılır [72]. Devamında seçilen oryantasyon üzerinde bir kare bölge oluşturulup SURF tanımlayıcılar çıkarılır.

Bu aşamaya kadar kullanılan özellik çıkarma yöntemleri tanımlanmıştır. Amaç bu yöntemlerden ve ilgili özelliklerden yola çıkarak görüntüler arasında geometrik dönüşümü veya başka bir tanımla dönüşüm matrisini bulmaktır. İlgili işlemi yapabilmek için, izlenen yol üç adımdan oluşmaktadır. İlk adımda belirtilen özellik çıkarma yöntemleri ultrason görüntüleri üzerinde uygulanmıştır. İkinci adımda ise çıkarılan özellikler yardımı ile birbiri ile eşleşen noktaların bulunması gerekmektedir. Bu noktalar yardımı (eşleşen) ile görüntüler arasındaki dönüşüm matrisi tahmin edilecektir. Bu çalışmada olduğu gibi eğer görüntüler aynı modele sahip ise bu durumda sabit ve hareketli görüntülerden çıkarılan özellikler eşleşen noktaların belirlenmesinde kullanılır. Noktaların eşleşmesinde iki küme olduğunu varsayalım bu kümeler sıra ile $p = (p_i : i = 1, \dots, m)$ ve $P = (P_i : i = 1, \dots, n)$ olarak tanımlanır. p kümesi sabit görüntü ile ilgili çıkarılan noktaları (özellikleri) içermekte olup P ise hareketli görüntünün özelliklerini içermektedir. Burada bazı özellikler sadece p kümesinde, bazıları ise sadece P kümesinde ve bazıları da ortak olarak her iki kümede bulunmaktadır. Burada amaç her iki kümede bulunan özelliklerin tanımlanmasıdır. İlgili işlemi yapabilmek için nokta algılayıcılardan yararlanmıştır. Bilindiği üzere nokta algılayıcıları gürültü, hareket bulanıklığı ve kontrasttan bağımsız olmaları gerekmektedir. Burada eşleşen noktaların belirlenmesinde korelasyona bağlı olan yöntem kullanılmıştır. Bu yöntemde tek merkezli ve iç içe geçen daireler kullanılır. Eğer $(x. y)$ pikseli bir tepe noktayı temsil ediyor ise pikseldeki iki veya daha fazla eş merkezli dairenin yoğunlukları yüksek oranda korelasyon gösterecektir. Üçüncü aşamada eşleşen noktalar yardımı ile dönüşüm matrisi tahmin edilmektedir. Eğer görüntüler arasındaki dönüşüm matrisi biliniyorsa ilgili dönüşüm matrisinin parametrelerinin tahmini için genelde iki yöntem bulunmaktadır. Bu yöntemlerden biri Kümelenme (Clustring) yöntemidir. Diğeri ise RANSAC yöntemidir. Bu çalışmada dönüşüm matrisinin katı olduğu bilinmektedir ve bilinmeyenler ilgili matrisin parametreleridir. Parametreleri tahmin etmek için RANSAC yöntemi kullanılmıştır. RANSAC yönteminin kümeleme yönteminden farkı parametrelerin eşzamanlı tahmin edilmesidir. RANSC yöntemi hipotez ve doğrulama olmak üzere iki adımdan oluşmaktadır.

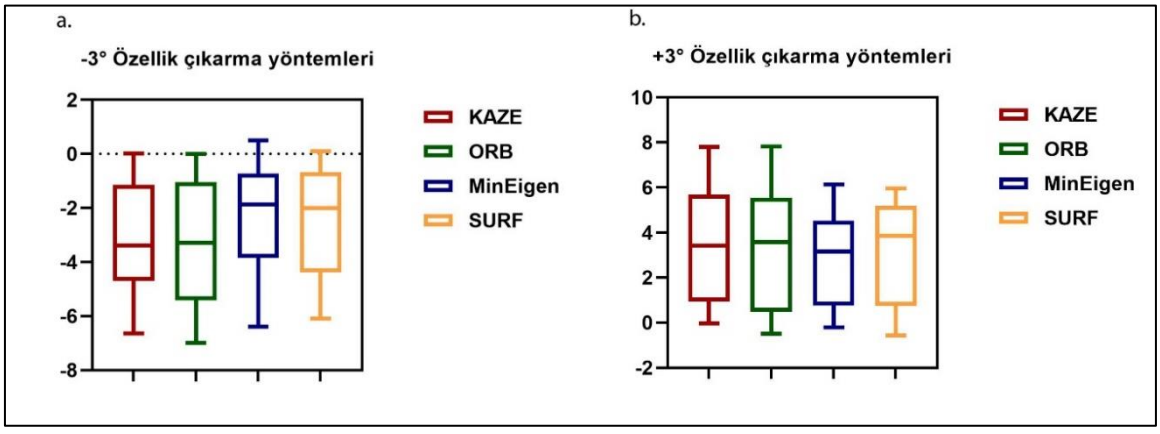
Hipotez adımında her görüntüden belirli sayıda noktalar seçilir ve bu noktaların birbiri ile eşleştiği var sayılır. Sonra eşleşen noktalar üzerinden dönüşüm matrisi parametreleri tahmin edilmeye çalışılır. Doğrulama adımında ise tahmin edilen dönüşüme karşılık gelen diğer noktalar her iki kümede üzerinde belirlenmiş olup eğer ilgili noktaların sayısı yeterince yüksek ise tahminin doğru yapıldığı kabul edilmektedir. Aksi takdirde yeterli sayı elde edene kadar hipotez ve doğrulama adımları tekrarlanır. Özellik çıkarma yöntemleri ile elde edilen sonuçlar Çizelge 5.5 ve Şekil 5.15, Şekil 5.16 ve Şekil 5.17'de verilmiştir.

Çizelge 5.5. Özellik çıkarma yöntemleri ile elde edilen sonuçlar

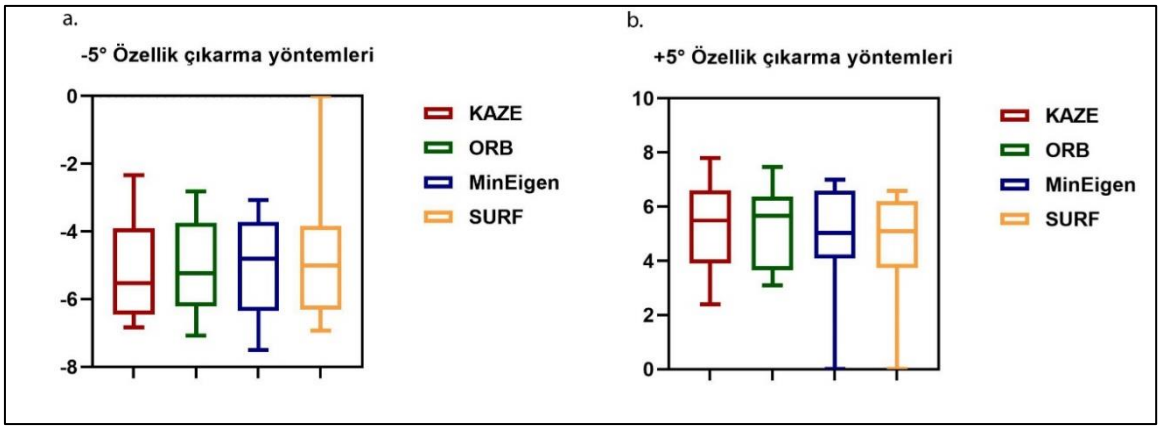
Yöntem	Mutlak Ortalama Hata					
	-1°	+1°	-3°	+3°	-5°	+5°
KAZE	0,3914	0,4166	1,7830	1.9976	1,2273	1,2741
ORB	0,4005	0,5019	1,9279	2,2675	1,1659	1,2727
MinEigen	0,4762	0,6145	1,7588	1,9936	1,1747	1,2288
SURF	0,4410	0,3839	1,9283	2,0493	1,2279	1,4258



Şekil 5.15. $\pm 1°$ için özellik çıkarma yöntemlerinin karşılaştırılması



Şekil 5.16. $\pm 3°$ için özellik çıkarma yöntemlerinin karşılaştırılması



Şekil 5.17. $\pm 5°$ için özellik çıkarma yöntemlerinin karşılaştırılması

Elde edilen sonuçlara göre $\pm 1°$ en iyi tahmin KAZE yönteminde elde edilmiştir. $\pm 3°$ için iyi tahmin MinEigen yöntemi ile elde edilmiştir. Ama pozitif açıda elde edilen hata oranı, derin öğrenme yardımı ile hesaplanan hata oranı ile karşılaştırıldığı zaman hata oranları arasında büyük bir oranda fark olduğu ve derin öğrenmenin MinEigen yönteminden daha başarılı olduğu gözlemlenmektedir. Aynı durum $\pm 5°$ için de geçerlidir. Burada en iyi sonuç positif ve negatif açı için sıra ile ORB ve MinEigen yöntemi ile elde edilmiştir. Genellikle en başarısız sonuç SURF yöntemi ile elde edilmiştir.

Burada belirtilen yöntemler dışında FAST, Harris ve MSER yöntemleri de görüntüler üzerinde uygulanmıştır. Ama bu yöntemler ultrason görüntüleri üzerinde başarılı bir performans göstermeyip hatta bazı durumlarda verilerin sadece açı farkına sahip olmalarına rağmen görüntüler arasında herhangi bir eşleşme bulunamamıştır. Bu durum FAST yönteminde daha belirgin olup $\pm 5°$ için herhangi bir veri setinde eşleşme bulunamamıştır. Ama tüm durumlarda derin öğrenme yönteminin performans açısından üstünlük sağladığı gözlemlenmiştir.

5.3. Konum Tahmini İçin Kullanılan Yöntem

Çalışmada şu aşamaya kadar sentetik veriler üzerinden derin öğrenme ağı yardımı ile açı tahmini yapılmıştır. Sentetik verilerde konum bilgisi veya başka bir deyişle rotasyon bilgileri biliniyordu. Özellik çıkarma yöntemleri de ultrason görüntüleri üzerinde rotasyon ve öteleme değerleri tahmininde başarısız oldukları için başka bir yöntemle görüntüler hakkında bilgi sahibi olmaya ihtiyacımız vardır.

Dışarıdan ultrason görüntülerinin rotasyon ve öteleme (konum) değerleri ile bilgi sağlamak dolaylı yöntemlerle mümkündür. Genellikle konum bilgisi sağlamak için optik veya manyetik takip sistemi kullanılır.

Optik takip sistemleri, bir optik kamera, işaretleyici ve optik kamera tarafından algılanabilen probdan oluşmaktadır. İşaretleyici incelenen bölge üzerinde belirli noktalar üzerine yerleştirilir ve optik kamera tarafından algılanan yapı US probu ile işaretleme yapılan noktalar üzerinden kızıl ötesi ışın kullanarak konum bilgisi toplamaya çalışır. Ama optik takip sistemlerinin bazı dezavantajları bulunmaktadır. Bu dezavantajlardan biri, incelenen bölge ve optik kamera arasında doğrusal bağlantı bulunması gerekmektedir. Bu durum inceleme sırasında pratisyenin hareket kabiliyetini büyük oranda kısıtlamış olur [73].

Diğer bilinen yöntem ise manyetik takip sistemidir. Manyetik takip sistemlerinde genellikle alıcı ve verici sistemi bulunup, aynı zamanda milimetre boyutunda olan bir prob kullanılmaktadır. Milimetre düzeyindeki prob, ultrason probu üzerine yerleştirilip konum bilgisini toplar. Bu işlem için incelenen doku üzerinde küçük bir elektrik akımı üreterek etrafında oluşan manyetik alan yardımı ile konum tahmini yapmaktadır. Bu yöntemin optik takip sistemine göre hareket kabiliyeti daha yüksektir ve alıcı veya verici ile doğrusal bir ilişkisi olmaya ihtiyacı yoktur. Ama bu sistemin de yine bazı dezavantajları bulunmaktadır. En önemli olan dezavantaj manyetik takip sisteminin etraftaki metal objeler veya diğer sinyallerden etkilenmesidir [73].

Optik ve manyetik takip sistemlerinin bahsedilen dezavantajlar dışında, her iki yönteminde yüksek maliyetli olma ve ayrıca kısmen ağır oldukları için yine hareket kabiliyetini kısıtlama dezavantajları bulunmaktadır. Bu problemi gidermek için bazı çalışmalarda Atalet Ölçü Birimi (AÖB, Inertial Measurment Unit (IMU)) kullanılmıştır [11].

Dolayısıyla bu çalışmada, dışarıdan ve dolaylı olarak US görüntülerinin konumunu belirlemek için AÖB kullanılmıştır. AÖB, navigasyon amacı ile kullanılan yaygın sensörlerden biridir. Genellikle ivme ölçer, jiroskop, mıknatıs ölçer ve bazı durumlarda ise bunlara ek olarak barometreden oluşmaktadır. İvme ölçer, isminden de belirli olduğu gibi ivme ölçmekle sorumludur. Jiroskop ise açısal hızı belirlemeye çalışır. Tüm bu ölçümler $x. y$ ve z eksenlerine göre yapılır. Mıknatıs ölçer ise yön belirlemek için kullanılmaktadır [10].

Burada US probunun ve dolaylı olarak US görüntülerinin konumunu belirlemek için AÖB prob üzerine yerleştirilecektir. Prob incelenen bölge üzerinde hareket edip görüntü alırken, AÖB de aynı anda probun konumunu kaydedecektir.

2B ultrason görüntüsü almak için prob incelenen bölge üzerinde hareket ettirilir. Her bir I_n görüntüsü, 2B görüntü dizisinde t_n zamanında bir rotasyon ve oryantasyon değerine denk gelir. Daha önce de bahsedildiği üzere jiroskop, ivme ölçer ve manyetik ölçer setleri üç eksen üzerinde bilgi sağladıkları için 9 özgürlük yönünde (ÖY), konum bilgisi sağlamış olacaktır. AÖB'nin sağladığı açı bilgileri Euler açıları birimindendir. Ama bu bilgiler mutlak koordinata göre ayarlanmıştır, dolayısı ile ihtiyacımız olan US görüntüleri arasındaki nispi açı bilgileri veya konum bilgileridir. Bu nedenle burada ve sentetik verilere benzer bir şekilde nispi dönüşüm matris kullanımına ihtiyaç vardır [11, 14]. Burada obje ve prob hareketi katı olduğundan US görüntüleri arasındaki R dönüşüm matrisi de katı olarak değerlendirilebilir. Burada aslında amaç görüntüler arasındaki nispi R matrisini oluşturmak ve görüntü dizilerine ek olarak derin öğrenme ağına tanımlamaktır. Böylece derin öğrenme ağı çıkışta 6 ÖY katı parametrelerini tahmin edebilecektir. Bu katı parametreler 3 rotasyon ve 3 öteleme değerlerinden oluşmaktadır.

Dönüşüm matrisi daha önce de belirtildiği gibi çakıştırmanın temelini oluşturmaktadır. Bu nedenle ilk olarak görüntüler arasındaki nispi matrisin tanımlanması yararlı olacaktır. US görüntülerin mutlak koordinatlarından yola çıkarak aralarındaki dönüşüm matrisi tanımlanabilir [7]. Bu fonksiyon görüntüler arasındaki geometrik dönüşümü tanımladığından hareketli olan görüntü sabit olan görüntü uzayına yerleştirme imkânı sağlar. Şimdi eğer $I = \{I_1, I_2, \dots, I_n\}$'nin, 2B bir dizi görüntü olduğunu düşünürsek ve dizideki her bir görüntü t_n zamanında bir rotasyon ve öteleme değerlerine (konum bilgisi) denk gelmektedir. Eğer bu konum bilgisi $P_i = \left(\theta_x, \theta_y, \theta_z, T_x, T_y, T_z\right)_i$ ile gösterilecekse ve $\{P_i | \, i = 1, \dots, n\}$, eşit olduğunda f fonksiyonu yardımı ile I_{n-1} görüntüsü I_n görüntüsünün uzayına yerleşebilir (Eş.5.3).

$$P_n = f(P_{n-1}) \tag{5.3}$$

Bilindiği üzere AÖB kartezyen koordinatlarına göre Euler açılarını belirler ve daha önce de belirtildiği gibi mutlak koordinata göre bilgi sağlamış olur. Dolayısıyla nispi R matrisini oluşturmak için her 2B, I_n görüntüsü için AÖB biriminden elde edilen bilgiler yardımı ile bir

dönüşüm matrisi oluşturulur. Daha sonra iki ardışık US görüntüsü arasındaki nispi matris Eş. 5.4'te olduğu gibi tanımlanır.

$$R_{n-1\to n} = R_{n-1}^{T}.R_n \tag{5.4}$$

Her bir R_n dönüşüm matrisi Eş.5.5'te verilen değerlerden oluşmaktadır.

$$R_n = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & T_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & T_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & T_z \end{bmatrix} \tag{5.5}$$

Bu aşamaya kadar görüntüler arasındaki nispi matris tanımlanmıştır, ama başka bir önemli konu prob koordinatı ve görüntüler arasında konfigürasyon oluşturmaktır. Konfigürasyonu sağlamak için Eş.5.6'dan yararlanmıştır [74-76].

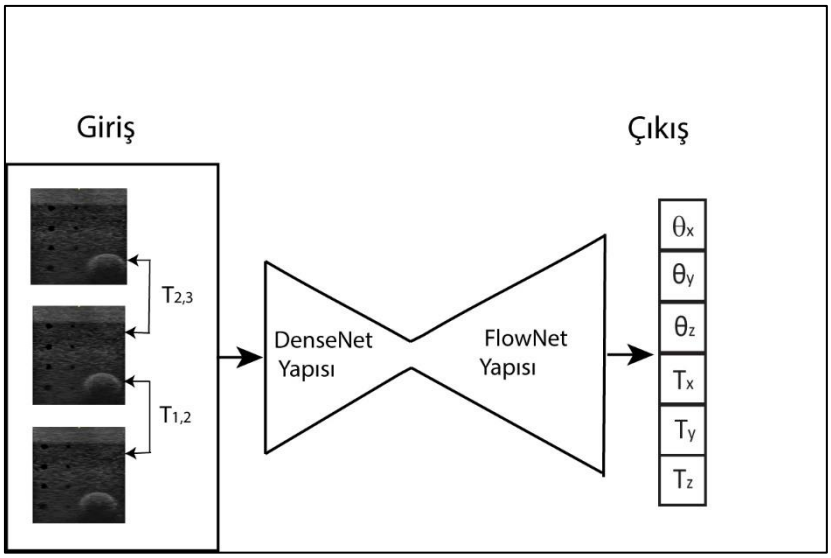
$${}^{P}_{I}C = \begin{bmatrix} R & T \\ \vec{0}^{T} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_x & 0 & 0 & 0 \\ 0 & S_y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & T \\ \vec{0}^{T} & 1 \end{bmatrix} S \tag{5.6}$$

Eş.5.6'ı rotasyon ve öteleme değerlerinden oluşan nispi matris ve S ile gösterilen ölçekleme matrisinden oluşmaktadır. Ölçekleme matrisinde S_x ve S_y değerleri x ve y eksenleri üzerinde ölçekleme katsayısı olup (mm/piksel) birimi ile tanımlanır. Ölçekleme katsayıları US cihazında ve görüntü alma sırasında belirlenen ölçek işareti (çubuğu) üzerinden belirlenir [74, 75]. Çalışmanın devamında kolaylık sağlaması açısından Eş.5.6'dan elde edilen kalibrasyon matrisi dönüşüm matrisi olarak tanımlanacaktır.

Bu aşamaya kadar görüntüler arasında bulunan dönüşüm matrisi elde edilmiştir. Dönüşüm matrisi görüntülerle birlikte derin öğrenme ağına tanımlanacaktır. Çalışmanın ilk aşamasında açı tahmini için FlowNet ağ yapısından yararlanılmıştır. Bu işlemin neden görüntü sınıflandırmadan farklı olarak piksel başına konum tahmini yapmaya ihtiyacımız olduğu ve daha sonra kod çözücü bölümünde ise elde edilen konum bilgilerinin birleştirilmesidir.

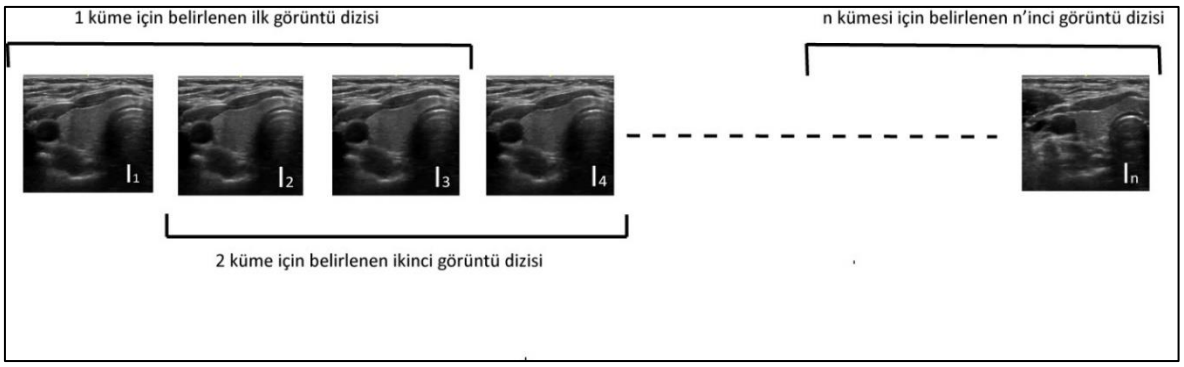
FlowNet aracılığıyla ve sentetik veriler üzerinde elde edilen sonuçlara bakılırsa FlowNet yapısı bu miktar veri için oldukça derin bir ağ sayılabilir. Bunlara ek olarak derin öğrenme ağlarında ağ yapısının derinleşmesi ile verilerin girişten çıkışa olan yolculuğunda ve gradyan için çıkıştan girişe doğru yolculuğunda veri kaybına neden olup ağın performansı düşmektedir [15]. Bu nedenle bilgi kaybını engellemek için ve ayrıca maksimum bilgi akışını sağlamak derin öğrenme ağlarında önemlidir. Bu işlemi yapmak için bazı önemli çalışmalar bulunmaktadır. Bu çalışmalardan biri ResNet yapısıdır [16]. Bu problemi çözmek için bir diğer çalışma [17]'de önerilmiş ve ResNext olarak tanımlanmaktadır. Ayrıca Squeeze net yapısı maksimum bilgiyi sağlamaya çalışan başka bir yöntemdir [18]. Tüm bu çalışmaların ortak noktası ağ yapısı içinde katmanlar arasında kısa yol oluşturmaktır. Maksimum bilgiyi aktarmayı hedefleyen başka önemli çalışmalardan biri [15, 19]'da DenseNet yapısı önerilmiştir. DenseNet yapısı diğer bahsedilen çalışmalara benzer olarak ağ yapısında kısa yol oluşturarak maksimum bilgiyi aktarmaya çalışır. Ama DenseNet yapısının diğer bahsi geçen ağlarla arasında önemli bir fark bulunmaktadır. Diğer ağlarda kısa yol oluşturmak adına bir katmanın çıkışı veya çıkarılan özellikler diğer katmanlara eklenir, yani burada toplama işlemi yapılır. DenseNet yapısında ise bir katmanın çıkışı diğer tüm katmanlara eklenir, ama burada toplama işlemi yapmak yerine çıkarılan özellik haritaları birleştirilir (concatenate). Böylece veri kaybı engellenmiş olup, maksimum bilgi aktarımı sağlanacaktır. Görüntü füzyonu işlemi için [21]'de yazarlar DenseNet yapısından yararlanmıştır.

Görüntü füzyonu işleminde DenseNet yapısına göre daha başarılı sonuçlar sağlanması bu ağ yapısının görüntüler arasında açı tahmini için kullanabileceğimizi göstermektedir. Dolayısıyla çalışmanın devamında önerilen ağ yapısında iki farklı ağ yapısından yararlanılmıştır. Kullanılan ağ yapıları FlowNet ve DenseNet yapılarıdır. Önerilen ağ yapısı kodlayıcı ve kod-çözücü mantığıyla çalışmaktadır. Ağın kodlayıcı bölümünde DenseNet yapısı kullanılmıştır ve kod-çözücü bölümünde ise FlowNet yapısından yararlanılmıştır. Böylece kodlayıcı bölümünde maksimum bilgi aktarımı sağlanırken, aslında piksel başına maksimum konum bilgisi tespit edilmiş olup ve kod-çözücü bölümünde birleştirilecektir. Önerilen ağ yapısının blok şeması Şekil 5.18'de verilmiştir. Önerilen ağ yapısı ve katman bilgileri bir sonraki bölümde verilmiştir.



Şekil 5.18. Önerilen ağın blok şeması

Görüntüleri ağa tanımlama işlemine gelindiğinde burada yığın mantığı kullanılmıştır. Daha önce de bahsedildiği üzere US görüntülerinin çözünürlük hücreleri yükseklik ekseni üzerinde dağılmakta olup iki ardışık görüntü arasında örtüşme bulunmaktadır. Ayrıca [14]'te belirtildiği gibi US görüntülerinde, görüntülerin birbiri ile bağımlılığı sadece iki görüntü arasında olmayıp, ikiden fazla görüntü arasında bağımlılık bulunmaktadır. Bu nedenle bu çalışmada görüntüler ikiden fazla ve iki farklı yığın sayısına sahip kümeler şeklinde ağın girişine tanımlanacaktır. Şekil 5.19 veri kümesinin nasıl belirlendiği ve görüntülerin sıra ile yığına dahil edilme şekli gösterilmiştir.



Şekil 5.19. Kümeler için 3'lü dizilerin seçimi

US görüntülerinin dışında daha önce belirlenen dönüşüm matrislerinde ağın girişine tanımlanacaktır ve ağ çıkışta test veri seti için rotasyon ve öteleme değerlerini tahmin etmeye çalışacaktır.

5.3.1. Önerilen ağ yapısı

Kullanılan derin ağ yapısını incelemeden önce, ağ yapısında bulunan katmanların işlevinin incelenmesi yararlı olacaktır. Bir derin öğrenme ağı girişte görüntüleri alıp, konvolüsyon katmanı, aktivasyon fonksiyonu ve havuzlama katmanından geçirip ağın çıkışında sınıflandırma, çakıştırma, özellik çıkarma gibi tahminler yapar.

Konvolüsyon iki fonksiyon arasında yapılan işlem olarak tanımlanır. Genelde bir fonksiyon görüntü değerlerinden oluşmaktadır. Görüntü değerleri aslında piksel değerleri olarak da tanımlanabilir. İkinci fonksiyon ise filtre veya diğer ismiyle kernel olarak tanımlanır. Bu iki fonksiyonun iç çarpımı çıkışı belirler [40, 77]. Daha sonra önceden belirlenmiş uzun adım (stride) değeri kadar filtre görüntü üzerinde bir sonraki konuma kaydırılır [40]. Bu işlem tüm görüntüyü tarayacak kadar devam eder. Konvolüsyon işlemi sonrası özellik veya aktivasyon haritası elde edilir. Bu harita filtrenin daha çok aktif olduğu bölgeleri göstermektedir [40]. İlk katmanlarda alt düzey özellikler ortaya çıkar. Ağın derinleşmesi ile birlikte üst düzey özellikler belirginleşir. Eğer giriş görüntü x ve çıkış y olarak tanımlanırsa iki boyutlu konvolüsyon işlemi Eş.5.7'de olduğu gibi tanımlanır. Bu denklemde k filtre veya kernel boyutunu belirler [40].

$$y(t) = \sum_a \sum_b x(m-a, n-b).K(a,b) \tag{5.7}$$

Konvolüsyon fonksiyonu ayrıca $\vartheta = [w, B]$ parametrelerinden oluşmaktadır. Burada $w = [w_1, w_2, \dots, w_n]$ ağırlık vektörü ve B bias değeri olarak tanımlanır. Burada bu parametreler aktivasyon fonksiyonu yardımı ile girişte bulunan veri üzerinde tanımlanır [77]. Yani görüntü n adet konvolüsyon işlemine tabi tutulur ve son olarak da bias değeri eklenir. Başka bir tabirle her katman bir x_k özellik haritası üretir ve bu özellik haritası doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonuna iletilmiş olur [77]. Bir katman çıkışını Eş.5.8'de olduğu gibi tanımlamak mümkündür.

$$\hat{y}(x) = F(w^T x + B) \tag{5.8}$$

Bir katmanın çıkışı o katmandaki nöronların doğrusal kombinasyonundan oluşmaktadır Eş.5.9, [77].

$$\hat{y}(x) = \sum_{i=1}^{N-1} v_i F(w_i^T x + B_i) \quad (5.9)$$

Konvolüsyon ağın kullanıldığı durumda ağın parametreleri Eş.5.10 daki gibi hesaplanabilir [77].

$$\vartheta = (v_0, B_{0,} w_0, \dots v_N, B_N, w_N)^T \quad (5.10)$$

Daha önce de belirtildiği gibi F fonksiyonu aktivasyon fonksiyonu olup ağın hedeflenen işlemine göre kullanılmaktadır. En yaygın kullanılan fonksiyonlar, softmax, sigmoid, tanjant hiperbolik (tanh), doğrultulmuş doğrusal birim (Rectified Linear Unit, ReLU) ve sızdıran doğrultulmuş doğrusal birim (Leaky Rectified Linear Unit, LeakyReLU) olarak tanımlanabilir [78]. İlgili fonksiyonların denklemi Eş.5.11 den Eş.5. 15'e kadar verilmiştir.

$$F(x)_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_{i=1}^{k} e^{x_i}} \quad (5.11)$$

$$F(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (5.12)$$

$$F(x) = \tanh(x) = \frac{2}{1+e^{-2x}} - 1 \quad (5.13)$$

$$F(x) = \max(0, x) \quad (5.14)$$

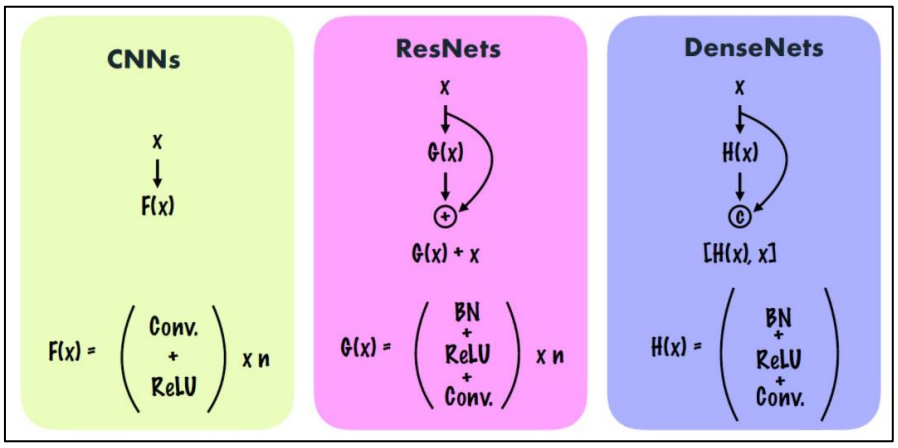
$$F(x) = max(\alpha x, x) \quad (5.15)$$

Ağın eğitimi sırasında hangi aktivasyon fonksiyonu kullanılması gerektiği ile ilgili ağın eğitimi bölümünde bahsedilecektir. Derin öğrenme ağ yapılarında genellikle havuzlama katmanı, konvolüsyon ve aktivasyon fonksiyonu arasında tanımlanır ve amacı hesaplanan parametre sayısını azaltmaktır.

FlowNet yapısında tartışıldığı üzere konum tahmini konseptinde sınıflandırmadan farklı olarak piksel başına yer saptanması gerekmektedir. Ayrıca girişte tanımlanan görüntüler arasındaki uyuşmanın da bulunması diğer bir önemli konudur. Bu da demektir ki ağın görüntüler üzerindeki özelliklerinin çıkarılmasının yanı sıra nasıl birleşmesi gerektiğini de öğrenmeye ihtiyacı vardır [68]. Bu nedenle önerilen ağın yine kodlayıcı ve kod-çözücü

mantığında çalışıp her iki bölüm arasında da bağlantı bulunması gerekiyor. Böylece kodlayıcı bölümünde piksel başına konum tahmini yapabilip, kod-çözücü bölümünde ise görüntüler üzerinde tahmin edilen konumların birleştirilmesi mümkün olacaktır.

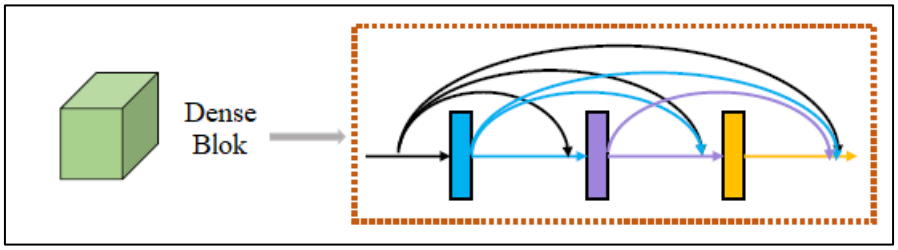
Ama maksimum parametre aktarmayı sağlayabilme adına ağın kodlayıcı bölümünde DenseNet yapısı kullanılmıştır. DenseNet yapısının farkı diğer ağlarla Şekil 5.20'de verilmiştir. Klasik ağ yapılarında L katmanın çıkışı bileşik işlem (composite operation) sonrası $L+1$ katmanın girişine ($X_L = F_L(X_{L-1})$) bağlanmaktadır [15] . Bu bileşik işlem (H_L) daha önce de bahsedildiği üzere konvolüsyon, havuzlama, batch normalizasyon ve aktivasyon fonksiyonundan oluşmaktadır. Bu işlem için her bir katmanın çıkışı ondan sonraki katmanların girişine bağlanır. Yani bu durumda $X_L = H_L([X_0, X_1, \dots, X_{L-1}])$ ifade edilir. Şekil.5.20 den belirli olduğu gibi, DenseNet ve ResNet arasında ortak nokta her iki ağ yapısında kısaltma bağlantısının bulunmasıdır. Ama en önemli fark ResNet yapısında bir önceki katmanın çıkış veya özellik haritası kısa yol yardımı ile bir diğer katmanın girişine eklenirken, DenseNet yapısında kısa yol yardımı ile özellik haritaları birleştirilmiş olur.



Şekil 5.20. DenseNet ve diğer ağların farkı [79]

Katmanlar arasındaki geçişi sağlamak için de dense bloklar dışında geçiş (transition) blokları tanımlanmaktadır. Bu tür gruplaştırma işlemlerinde karşılaşılan ilk problem katmanlar arasındaki özellik haritalarının boyutlarının birbirinden farklı olmasıdır. Özellik haritası boyut farkını çözmek için DenseNet yapıları bloklara ayrılmıştır. Bu durumda bir blok içinde özellik haritalarının boyutu sabit kalır. Ama filtreleme işlemlerinin sayısı katmanlar arasında değişmektedir. Bir blok içinde (Şekil 5.21) özellik haritalarının birleştirme işlemi için büyüme oranı tanımlanır. Büyüme oranı Eş.5.16'da verilmiştir.

$$k_l = k_0 + k * (l - 1) \quad (5.16)$$

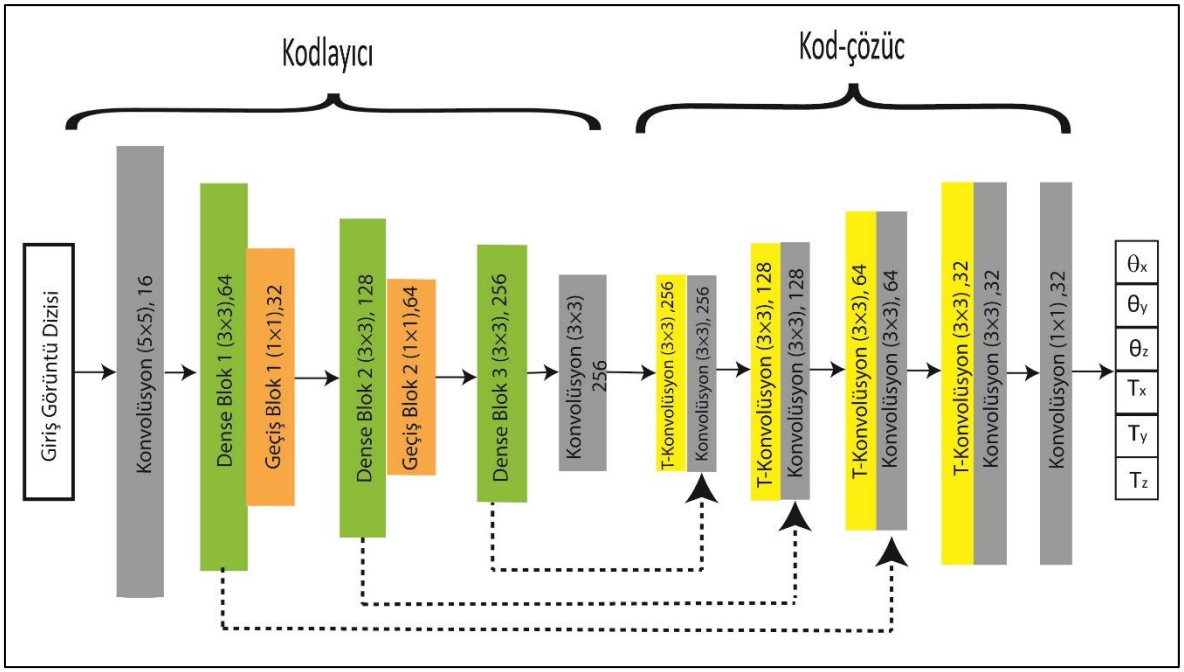


Şekil 5.21. Dense blok örneği [21]

Bu bilgiler ışığında önerilen ağ kodlayıcı, kod-çözücü mantığında olup ilk başta bir konvolüsyon katmanından oluşmaktadır. Konvolüsyon katmanı için kernel boyutu 5 olarak alınmıştır. Devamında maksimum bilgi aktarmak amacı ile 3 dense blok kullanılmıştır. Her bir dense blok için büyüme oranı 24'e ayarlanmıştır. Her bir Dense blok toplu normalleştirme (Batch Normalization, BN), ReLU ve konvolüsyon katmanlarından oluşmaktadır. Kod-çözücü bölümünde özellik haritalarının birleşmesinde problem oluşmaması adına her bir Dense bloktaki konvolüsyon katman sayısı farklı değerler olup sıra ile 3, 5 ve 9 olarak ayarlanmıştır. Ağ yapısında iki geçiş bloğu kullanılmıştır. Her bir geçiş bloğu bir 1×1 konvolüsyon ve bir 2×2 havuzlama katmanından oluşmaktadır. Geçiş bloklarının amacı özellik haritalarını yarıya indirmektir [15, 80]. Kod-çözücü bolumu toplamda 4 katmandan oluşmaktadır. Bu katmanların önemli bileşeni devrik konvolüsyon (Transpose-Convolution) dur. Son olarak da çıkışta bir 1×1 konvolüsyon katmanı ve konum tahmini yapabilecek $6 \times (n - 1)$ çıkış kanalından oluşmaktadır. Kod-çözücü bölümünde bulunan her bir katman kodlayıcı bölümünde bulunan özellik haritaları ile birleştirilmektedir. İlgili ağ Şekil 5.22'de verilmiştir. Ayrıca aşırı uyumu engellemek adına çalışmada L_2 düzenleme (regularization) kullanılmıştır [81]. Deneysel olarak bu tür düzenlemelerin diğer yöntemlere göre daha iyi performans sağladığı gözlemlenmiştir. L_2 Düzenleme ($\frac{1}{2}\lambda w^2$) ağdaki tüm ağırlıkların karesine eklenir ve böylece hatayı iyileştirmiş olur [81]. Bu çalışmada $\lambda = 0{,}05$ olarak alınmıştır. Ayrıca ağın eğitimi sırasında Adam optimizasyonu kullanılmış olup β_1 ve β_2 için sıra ile 0,9 ve 0,999 değerleri alınmıştır [66]. Uygulama işlemi açık kaynak olan Tensorflow [82] ortamında ve Intel i7 8th nesil işlemci birimi 4GHz/16 GB RAM ve NVIDIA GEFORCE GTX üzerinde yapılmıştır. Ağın performansını değerlendirmek için Ortalama Mutlak Hata fonksiyonu kullanılmıştır (Eş.5.17).

$$Ortalama\ Mutlak\ Hata = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|EV - GT| \quad (5.17)$$

Eş.5.17'de GT değeri kesin referans olarak tanımlanıp AÖB ve nispi matris yardımı ile elde edilen rotasyon ve öteleme değerleri temsil etmektedir. Ayrıca EV Eş.517'de derin öğrenme ağı yardımı ile tahmin edilen rotasyon ve öteleme değerlerini temsil etmektedir.



Şekil 5.22. Önerilen ağ yapısı

5.3.2. Verilerin alınması

Araştırmanın uygulama kısmında ve veri alma işlemi için farklı deneyler yapılmıştır. US görüntüleri General Elektrik (GE Healthcare) Venue Ultrasoun sistemi kullanarak alınmıştır. Kullanılan cihaz Şekil 5.23'de verilmiştir.

İlk başta US görüntüleri ATS laboratuvarları 539-model çok amaçlı fantom üzerinden (Model 539 Multi-purpose phantom of ATS Laboratories) alınmıştır. Tarama sırasında doğrusal prob kullanılmış olup tarama frekansı 12 MHz olarak ayarlanmıştır. US görüntülerinde farklılık oluşturmak amacı ile toplamda fantom üzerinde 3 tarama yapılmıştır ve her birinin derinliği sıra ile 3, 4 ve 5 cm olarak ayarlanmıştır. Fantomun şeklinden kaynaklanan bazı kısıtlamalar nedeni ile probun sadece sürgülü (sliding) hareketi dikkate

alınmış olup, tek yönde hareket ettirilmiştir. Yani prob gidiş ve dönüşten oluşan hareket içermemektedir. Kullanılan fantom ve ilgili prob Şekil 5.24 te verilmiştir.



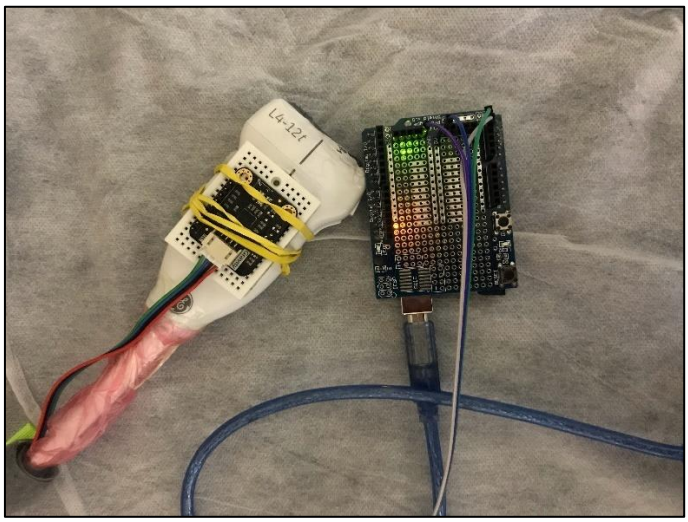
Şekil 5.23. Kullanılan ultrason cihazı



Şekil 5.24. Kullanılan fantom ve doğrusal prob

Probun konumu ve dolayısı ile görüntülerin konumunu elde etmek için DFRobot yapımlı ve içinde Bosch BNO055 nolu AÖB bulunan sensör kullanılmıştır. Fantom üzerinden veri almak için her bir taramanın süresi 30s olup, cihaz saniye başına 28 kare US görüntüsü

aktarmaktadır. Bu da demektir ki, her bir 30s'lik taramada yaklaşık 840 ultrason karesi oluşur. Bilgisayar ve sensor arasında iletişim sağlamak açısından Arduino kullanılmıştır. Şekil 5.25'te kullanılan AÖB ve Arduino gösterilmiştir.

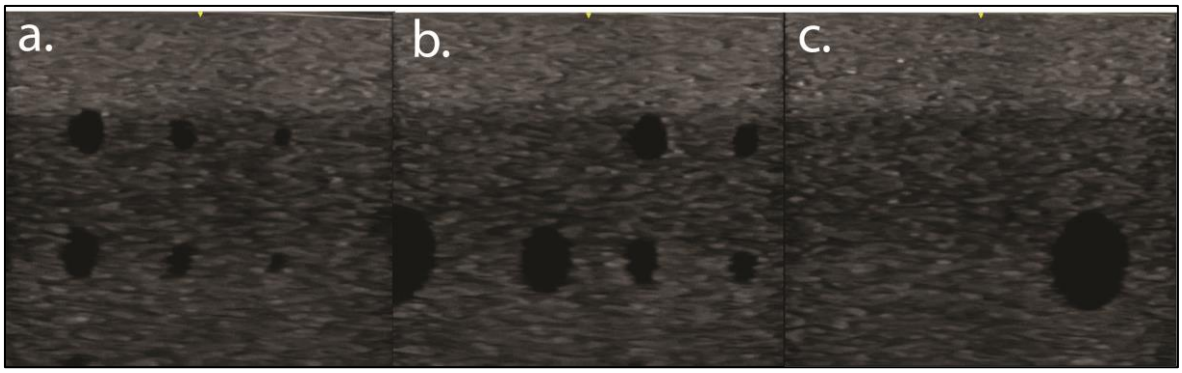


Şekil 5.25. Kullanılan prob, AÖB ve Arduino

Yapılan her bir taramada elde edilen 840 US karesinden son 100 US karesi, test için ayrılmış olup geri kalan 740 kare ağın eğitimi sırsında kullanılacaktır. Fantom üzerinde elde edilen verilerin özeti Çizelge 5.6'da verilmiştir. Ayrıca fantom üzerinden elde edilen görüntülerin bir örneği Şekil 5.26'da verilmiştir.

Çizelge 5.6. Fantom üzerinden alınan verilerin özeti

Toplam tarama sayısı	3
Taramaların derinliği	3- 4- 5 cm
Bir tarama süresi	30 s
Bir taramadan elde edilen US kare sayısı	840 kare
Toplam 3 tarama üzerinden elde edilen US kare sayısı	2520 kare
Eğitim sırasında kullanılan veri seti sayısı	3
Bir eğitim setinde bulunan toplam US kare sayısı	740 kare
3 eğitim setinde bulunan toplam US kare sayısı	2220
Toplam test seti sayısı	3
Her bir test setinde bulunan toplam US kare	100 kare
Toplam test setlerinde bulunan US kare sayısı	300 kare



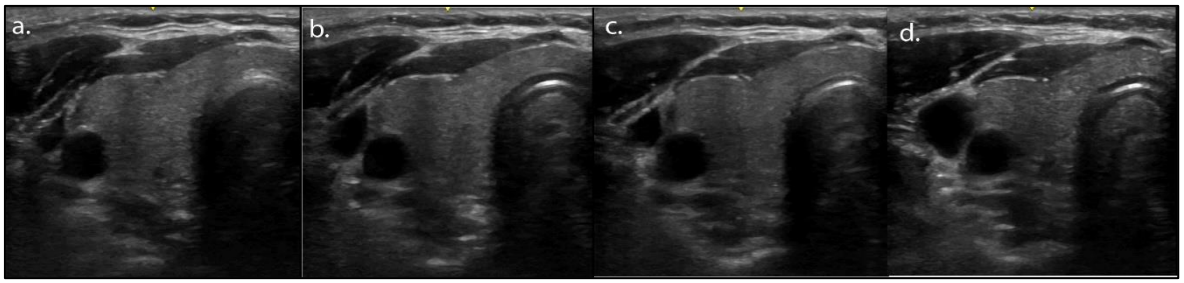
Şekil 5.26. Fantom üzerinden elde edilen ultrason görüntülerinin örnekleri

Kullanılan fantomun modelinden kaynaklı veri alma sırasında çok sayıda farklı görüntü alınması mümkün değildir ve sadece tarama derinliğini değiştirerek farklı görüntülerin alınması mümkündür. Bu nedenle görüntü sayısını arttırmak ve farklı görüntüler elde etmek için gönüllüler üzerinden veri almaya ihtiyaç olmuştur.

Gönüllüler üzerinden veri almak için Gazi Üniversitesi Etik Komisyonundan izin alınmıştır (Karar no:17 tarih:10/12/2021). Veri alma işlemi iki farklı ultrason probu ve iki farklı organ üzerinde yapılmıştır. Doğrusal prob kullanılarak tiroit üzerinden görüntü almaya çalışılmış olup iki farklı hareket türü incelenmiştir. Doğrusal probun kullanma nedeni incelenen bölgenin daha küçük olması ve dolaysıyla incelenen bölge üzerinde tarama yaparken daha kolay hareket etme kabiliyetinin sağlanmasıdır. Hareket türleri sürgülü (sliding) ve devirme (tilting) olmak üzere toplam 46 gönüllüden görüntü alınmıştır. Kullanılan doğrusal prob başlığı tiroit yapısının tamamını görüntüleyemediği için alınan veriler 4 farklı gruba ayrılmaktadır. Sağ sürgülü, sol sürgülü, sağ devirme ve sol devirme. Burada tarama süresi her bir hareket için 4s olarak ayarlanmıştır. Toplam 46 gönüllüden görüntü alınmıştır. 40 gönüllüden elde edilen veriler ağın eğitiminde ve geri kalan 6 gönüllünün verileri test işlemi için kullanılmıştır. Tarama yapma sırasında konum kaydı yapılması için yine AÖB kullanılmıştır. Fantom üzerinden veri alırken AÖB sensoru ve Arduino bilgisayara bağımlı bir şekilde çalışmıştır. Ama kullanılan donanımı bilgisayardan bağımsız yapmak ve dolayısı ile hareket kabiliyetini arttırmak adına Raspberry Pi 3 kullanılmıştır. Elde edilen konum bilgileri kablosuz ağ üzerinden bilgisayara aktarılmıştır. Kullanılan donanım Şekil 5.27 ve tiroit verilerinin bir örneği Şekil 5.28 de verilmiştir. Ayrıca görüntülerin özeti Çizelge 5.7 de verilmiştir.



Şekil 5.27. Tiroit üzerinden veri alma sırasında kullanılan donanım

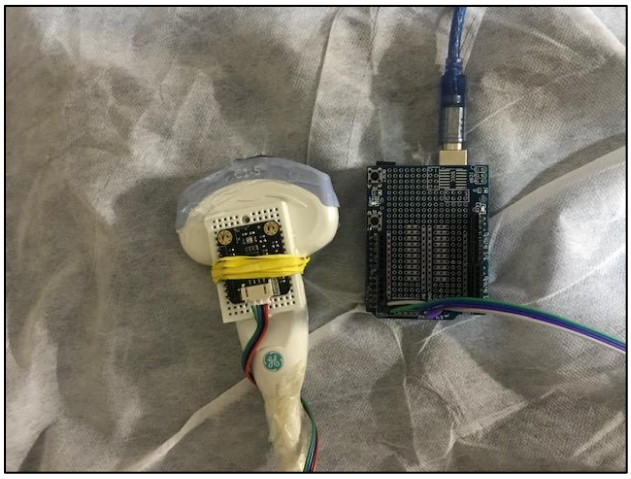


Şekil 5.28. Tiroit verilerinin bir örneği

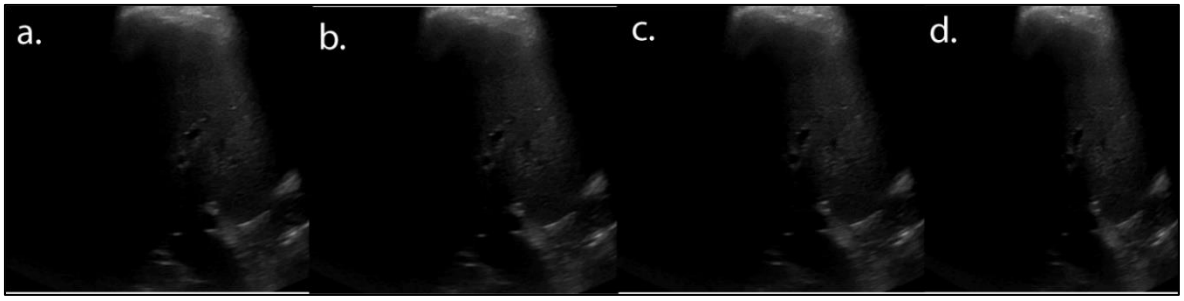
Veri alma işleminin devamında toplamda 10 gönüllünün karaciğeri üzerinden konveks prob yardımı ile veri alınmıştır. Burada da tiroit verilerinde olduğu gibi probun iki hareket türü yani sürgülü ve devirme hareket türü incelemeye alınmıştır. Toplam 10 veri setinden, 7'si eğitim sırasında ve geri kalan 3'ü test aşamasında kullanılmıştır. Şekil 5.29 ve Şekil 5.30'da sıra ile kullanılan donanım ve konveks prob ile karaciğer üzerinden elde edilen verilerin bir örneği verilmiştir. Karaciğer üzerinde tarama yapılırken genel olarak konveks prob kullanılmaktadır. Bu nedenle karaciğer üzerinde tarama yaparken konveks prob kullanılmıştır.

Çizelge 5.7. Doğrusal prob ile tiroit üzerinden alınan verilerin özeti

Üzerinde inceleme yapılan organ	Tiroit
Kullanılan prob	Doğrusal
Farklı prob hareket türü	4, (sağ ve sol sürgülü, sağ ve sol devirme)
Toplam gönüllü sayısı	46
Toplam eğitim kümesi (her bir hareket türü için)	40
Toplam test kümesi (her hareket türü için)	6
Veri alma süresi	4s
Saniye bazında oluşan US karesi	28



Şekil 5.29. Konveks prob ve kullanılan donanım



Şekil 5.30. Karaciğer görüntü örneği

Çizelge 5.8. Konveks prob ile karaciğer üzerinden toplanan verilerin özeti

Üzerinde inceleme yapılan organ	Karaciğer
Kullanılan prob	Konveks
Farklı prob hareket türü	2 (Sürgülü, Devirme)
Toplam gönüllü sayısı	10
Toplam eğitim kümesi (her hareket türü için)	7
Toplam test kümesi (her hareket türü için)	3
Veri alma süresi	4s
Saniye bazında oluşan kare	28

Ayrıca Çizelge 5.8'de konveks prob ile karaciğer üzerinden alınan verilerin özeti bulunmaktadır.

5.3.3. Ağın eğitimi ve sonuçları

Şu aşamaya kadar ağın yapısı belirlenmiş olup ve ağın eğitimi sırasında kullanılacak veriler alınmıştır. Ağın eğitimi sırasında belirlenmesi gereken önemli konular bulunmaktadır. Bunlardan ilki aktivasyon fonksiyonu, diğeri ise ÖR ve en son olarak da etkin katman sayısının belirlenmesi gerekmektedir. Bu konuları inceleme ve araştırma sırasında fantom üzerinden

alınan veriler dikkate alınmıştır. Çalışmanın devamında katman sayısı ve hiper parametreler belirlendikten sonra tiroit ve karaciğer verileri ağa tanımlanmış ve sonuçları değerlendirmeye alınmıştır.

Bilindiği üzere derin öğrenme ağ yapılarında farklı aktivasyon fonksiyonları kullanılabilir. Ama aktivasyon fonksiyonları tanımlanmadan önce ilk olarak etkin aktivasyon fonksiyonunun nasıl olması gerektiği belirlenmelidir. Eğer bir derin öğrenme ağında aktivasyon fonksiyonu kullanılmadıysa, ağ sadece doğrusal regresyon modeli olarak çalışır ve daha karmaşık problemleri çözme kabiliyeti olmaz [83]. Dolayısı ile derin öğrenme ağında çıkış ve girişteki karmaşık veriler arasında bağlantı kurmak ve aslında ağı aktif hale getirmek için aktivasyon fonksiyonuna ihtiyaç vardır [83]. Bu nedenle eğer ağa doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonu eklenirse, ağ, giriş ve çıkış arasında doğrusal olmayan bağlantıları bulma kabiliyetine sahip olur. Başka bir tanımla aktivasyon fonksiyonlarının türevlenebilir olması gerekmektedir. Böylece geri besleme ve gradyan yardımı ile hata ve ağırlık değerleri güncellenebilir [83, 84]. Aktivasyon fonksiyonlarında aranan özellikler şu şekilde tanımlanabilir. İlk olarak aktivasyon fonksiyonu, gradyanı sıfıra doğru kaydırmasın. Aranan ikinci özellik ise sıfıra göre simetrik olması gerek, böylece gradyanın belli yöne kaymasını engeller. Daha önce de belirtildiği gibi türevlenebilir olması ve hesaplama açısından düşük maliyetli olması sıra ile aktivasyon fonksiyonu için aranan üçüncü ve dördüncü özelliklerdir. Daha önce bahsedilen aktivasyon fonksiyonları arasında doğrusal olmayan bazı fonksiyonlar bulunmaktadır.

Derin öğrenme ağlarında hangi ağ yapısında nasıl bir aktivasyon kullanılacağına dair belirli bir kural yoktur, ama daha önce tanımlanan aktivasyon fonksiyonları arasından genellikle doğrusal olmayanlar ve yukarıdaki şartları taşıyan aktivasyon fonksiyonları tercih edilir. Fonksiyonlardan ilki sigmoid fonksiyonu olup sınıflandırma için kullanılır veya daha doğru tanımlanması gerekiyorsa, 0 ile 1 arasında bulunduğundan bir nesnenin iki sınıftan birine ait olup olmadığını bulmaya çalışır [84]. Kullanılan bir diğer fonksiyon, sigmoid fonksiyonunun genellenmiş şekli olup ve softmax ismi ile tanımlanır. Softmax fonksiyonu çoklu sınıflandırmalarda kullanılmaktadır [84]. Doğrusal olmayan diğer fonksiyon ise tanh fonksiyonudur. Bu fonksiyon -1 ve 1 arasında bulunmaktadır ve sigmoid fonksiyonuna göre daha iyi performans göstermektedir. Ama her iki fonksiyon yani sigmoid ve tanh'de kaybolan gradyan problemi bulunmaktadır. Bu nedenle sigmoid, softmax ve tanh aktivasyon fonksiyonları bu çalışmadaki amaç için uygun değildir.

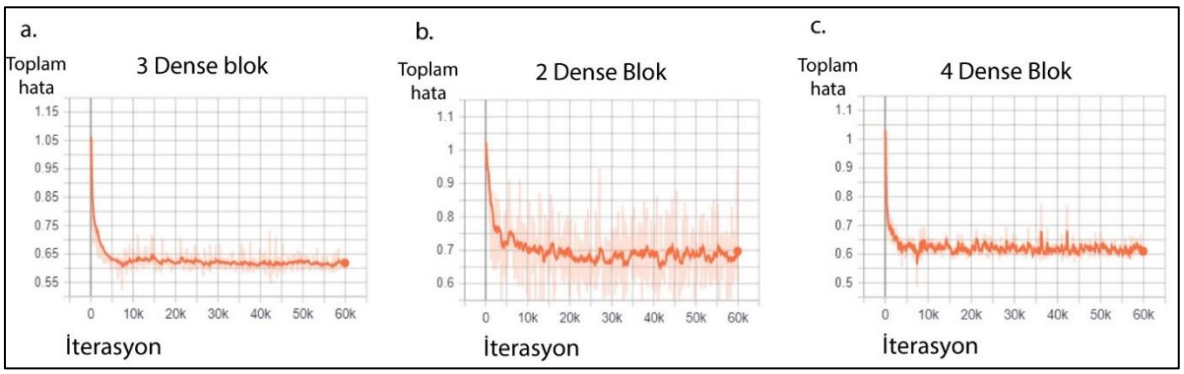
Belirtilen şartları sağlayan ve çalışmadaki ağın amacına uygun olan iki aktivasyon fonksiyonu bulunmaktadır. Bunlar ReLU ve LeakyReLU fonksiyonlarıdır. ReLU fonksiyonu en yaygın kullanılan aktivasyon fonksiyonudur [85]. ReLU aktivasyon fonksiyonunun yaygın kullanma nedeni ağ yapısının optimizasyon işlemini kolaylaştırmasıdır. Çünkü ReLU değeri pozitif olduğunda gradyan akışı sağlanmış olacaktır [85]. Ayrıca doyuma uğramaması ve gradyan kaybına neden olmaması ReLU fonksiyonunun diğer avantajları olarak tanımlanabilir. Bunlara ek olarak [86]'da belirtildiği gibi atlama bağlantıları bulunan ağ yapılarında ReLU ve LeakyReLU fonksiyonları diğer fonksiyonlara göre derin öğrenme ağlarında daha iyi performans göstermektedir. Daha önce de belirtildiği gibi ReLU fonksiyonunda negatif değerler için sıfıra yönlendirilmiş olur. Bu işlem LeakyReLU fonksiyonunda α hiper-parametresi tanımlanması ile negatif değerlerde artık sıfır olmaz. Ayrıca ReLU fonksiyonunda da olduğu gibi bu fonksiyon 0 noktasında türevlenebilir değildir. Dolayısıyla fonksiyonun eğimi 0 noktasında aniden değişebilir. Bu ani değişimden kaynaklanan gradyan azalması sırasında ani yükselme gözükebilir. LeakyRelU'nun bir diğer dezavantajı α hiper parametresinin daha önceden belirlenmiş olmasıdır [87]. Tüm bu konuları dikkate alarak ağ yapısında ReLU aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır.

Derin öğrenme ağları aslında bir optimizasyon algoritması olarak algılanabilir. Bu algoritmanın amacı eğitim setinde bulunan verileri kullanarak gradyanın hatasını mevcut durum için hesaplayıp daha sonra geri besleme yardımı ile ağırlık değerlerini güncellemektir [88-90]. Eğitim sırasında ağırlık değerlerini güncelleme sayısı Öğrenme Oranı (ÖR) olarak tanımlanır. ÖR ayarlanabilen hiper parametre olarak tanımlanıp, 0 ile 1 arasında bir değerden oluşmaktadır [88-90]. Başka bir tanımla ÖR ağın hangi hız oranı ile öğrendiğini, ağırlık değerlerinin güncelleme hızını belirlemektedir. Matematiksel olarak etkin ÖR hesaplamak için bilinen bir yöntem bulunmamaktadır ve genellikle farklı değerleri deneme yöntemi ile etkin değer bulunmaya çalışılır. Burada ÖR, [15, 20, 21] çalışmalarında belirlenen değer olarak alınmıştır.

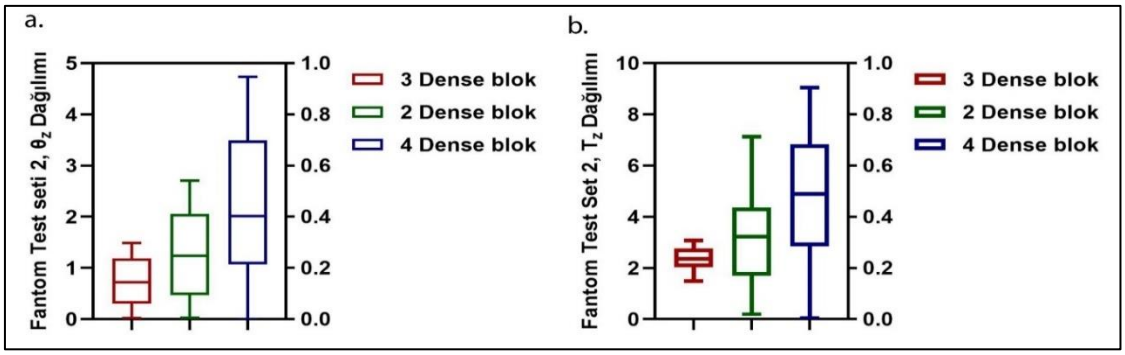
Çalışmanın devamında amaç, katmanların etkisini incelemek ve ağın kaç katmanla daha etkin çalıştığını öğrenmektir. Değerlendirme yapabilmek için ilk önce ağın amacını tekrar gözden geçirmek gerekmektedir. Ağın amacı kodlayıcı tarafında piksel başına konum tahmini yapması ve daha sonra kod-çözücü tarafında ise konum bilgilerinin birleştirmesini amaçlamaktadır. Bu amaca ulaşmak için ağın kodlayıcı tarafında en az iki dense bloğun olması beklenmektedir. Diğer önemli bir konu ise, katmanların eşleşmesi nedeni ile tek bir katman eklenmesi veya çıkarılması söz konusu değildir, bloklar halinde ekleme ve çıkarma

yapılmaktadır. Bu da demektir ki, eğer ağa bir dense blok eklenecek ise kod çözücü kısmında da dense blokla eşleşen bir katmanın eklenmesi gerekir ve aynı şekilde eğer bir dense blok çıkarılacak ise karşı taraftan da onunla eşleşen bir katmanın çıkarılması gerekir.

İlk başta bir dense blok ve onunla eşleşen katman ağdan çıkarılmış olup bu şekilde ağın eğitimi yapılmıştır. Bu durumda kodlayıcı bölümünde iki dense blok ve kod-çözücü bölümünde 4 konvolüsyon katmanı olacaktır. Şekil 5.31'de farklı katman sayıları için ağın eğitim eğrisi verilmiştir. Devamında 3 dense blok ile ağın eğitimi yapılacaktır. Bu durumda ağın kodlayıcı kısmında 3 dense blok ve kod-çözücüde ise 5 konvolüsyon katmanı bulunacaktır. Son olarak da kodlayıcı kısmına bir dense katman eklenmiş olacaktır ve kod-çözücü bölümünde dengeyi sağlamak açısından konvolüsyon katman sayısı 6'ya yükselmiş olacaktır. Her bir durumda ağın öğrenme oranı ÖR=0.00002 olarak alınmıştır. Eğitim eğrisine Şekil 5.31'de baktığımızda ağ yapısında iki dense blok kullanıldığı durumda hata fonksiyonunun 0.7 kadar azaldığı gözlemlenmektedir. 3 dense blokla ağın eğitimi yapıldığında hata eğrisi 0.6'ya kadar azaldığı gözlemlenmektedir. 2 ve 3 dense blok yardımı ile elde edilen sonuçları karşılaştırdığımızda hata fonksiyonundan da belli olduğu gibi hata oranı 2 dense blok kullanıldığında daha yüksek bir değere sahiptir. Çizelge 5.9'da mutlak ortalama hata değerleri verilmiştir. Ağa blok eklendiği durumda ise yani 4 blok ve 3 bloğun karşılaştırmasına baktığımızda, eğitim sırasında hata fonksiyonu 3 dense blokla aynı değere ulaştığı gözlemlenmiştir. Ama test aşamasında hata oranı için üç dense bloğa göre daha yüksek bir değer elde edildiği gözlemlenmiştir. Bu durum ağın, aşırı uyumla karşılaştığının bir göstergesi olarak tanımlanabilir. Aslında dördüncü dense blok içinde konvolüsyon katman sayısının artışı ve dolayısı fantom verileri için ağın aşırı uyumla karşılaşmasına neden olmuştur. Ayrıca farklı katmanlarla elde edilen hata dağılımı ve özellik haritası Şekil 5.32 ve Şekil 5.33'te verilmiştir.



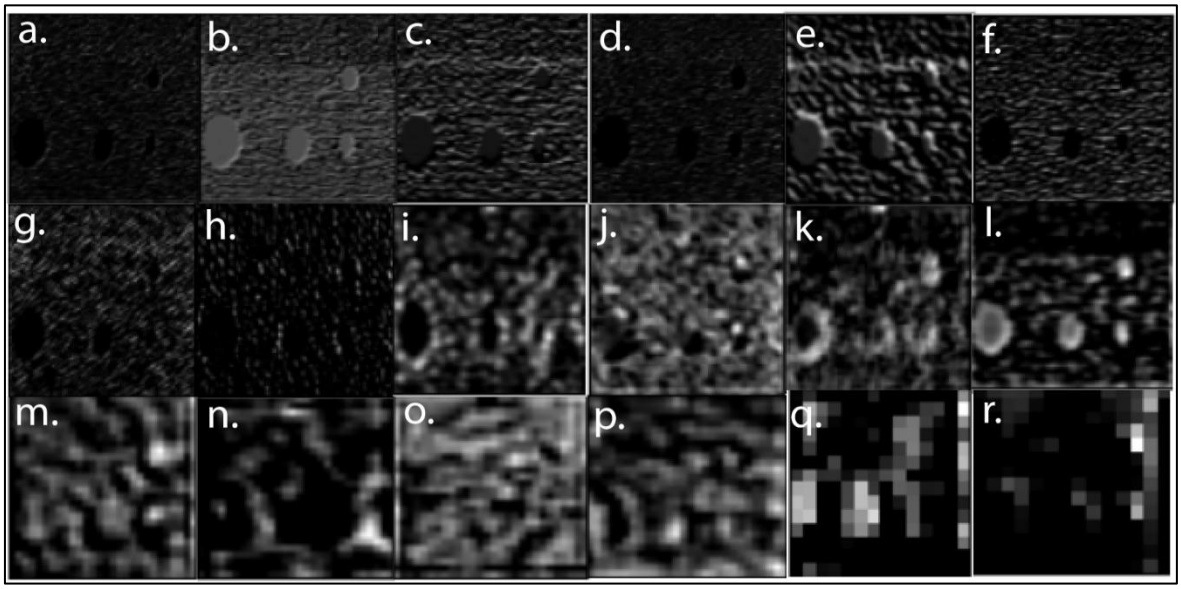
Şekil 5.31. Farklı katman sayısı için ağın eğitimi



Şekil 5.32. Farklı katman sayısı için hata dağılımı

Çizelge 5.9. Katman sayılarının karşılaştırılması

1 veri seti	Mutlak Ortalama Hata					
Ağ mimarisi	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z
	[°]			$[mm]$		
2 Dense blok	0,8555	1,0871	1,2681	3,2704	2,7577	3,3359
3 Dense blok	0,6067	0,8364	0,7604	2,2955	1,4807	2,3093
4 Dense blok	1,9522	2,3750	2,2179	4,0706	3,5807	4,7368
2 veri seti	Mutlak Ortalama Hata					
Ağ mimarisi	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z
	[°]			$[mm]$		
2 Dense blok	0,6508	1,1190	1,2599	3,2758	2,7618	3,3243
3 Dense blok	0,4309	0,7950	0,7449	2,3119	1,5365	2,3676
4 Dense blok	1,7365	2,3950	2,2190	4,0746	3,5741	4,7392
3 veri seti	Mutlak Ortalama Hata					
Ağ mimarisi	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z
	[°]			$[mm]$		
2 Dense blok	0,6657	1,1081	1,2561	3,2774	2,7574	3,3380
3 Dense blok	0,4193	0,8120	0,7434	2,3166	1,4754	2,2971
4 Dense blok	1,7378	2,3861	2,2217	4,0756	3,5812	4,7363



Şekil 5.33. Özellik haritaları

Bilindiği üzere eğer bir ağ yapısında veya ağdaki blok içinde arka arkaya 3×3, konvolüsyon katmanı bulunuyorsa 5×5, konvolüsyon sahiptir. Aynı zamanda arka arkaya kullanılan 3×3'lük konvolüsyon katmanları bir 7×7'lik konvolüsyon görevini görmektedir. Ama buradaki fark ReLU işleminin sayısı arttığı için, fonksiyonun doğrusal olmayışı yapıyı daha güçlü bir hale getirmektedir. Özellik haritasının inceleme amacı, verilerin girişten çıkışa konvolüsyon katmanları yardımı ile nasıl transfer edildiğini görmektir. Özellik haritasının bir diğer ismi ise Ara Aktivasyonlar (intermediate activations) dır. Özellik haritalarının görüntülenmesi aslında basit bir işlem olarak tanımlanmaktadır. Bu işlem için giriş görüntü ağa verilir ve ara aktivasyonlar kaydedildikten sonra, bazı özellik haritaları rastgele seçilmiş olup ve çizdirilir. Şekil 5.33'te verilen özellik haritasında sıra ile girişten çıkışa olan her bir katmanın özellik haritasının iki örneği verilmiştir. Burada verilen özellik haritasında geçiş bloklar dikkate alınmamıştır ve her dense bloğun son konvolüsyon katmanı dikkate alınmıştır. Burada belirtilmesi gerekiyor örneğin birinci dense bloğun çıkışında 64 özellik haritası bulunmaktadır ama bu sayıdan örnek olarak verilmiştir. Özellik haritasında parlak bölgeler filtrenin aktif olduğunu ve orada bir örüntünün algılandığı bölgelerdir. Ağ yapısında ilerledikçe özellik haritaları daha az orijinal görüntüye benzemeye başlar. Bunun nedeni daha derindeki özellik haritaları yüksek düzey özellikleri kodlamaktadır. Bunun tersine ilk katmanlardan alınan özellik haritaları şekiller ve hatlar gibi daha kolay ve basit özellikleri algılayabilmektedir. Başka bir tanımla daha derinden alınan özellikler daha yararlı özellikleri kodlamış olur ama bu özellikler görsel olarak daha az yorumlanabilmektedir.

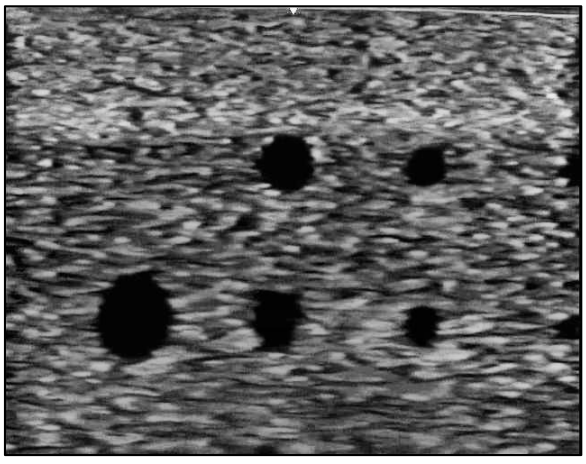
Şu aşamaya kadar ağın hangi parametrelerle eğitilmesi gerektiği dikkate alınmıştır. Çalışmanın devamında ağın performansının değerlendirme işlemi 3 farklı aşamada yapılmıştır. Daha önce bahsedildiği üzere görüntüler yığın mantığında ağa tanımlanır. Burada birinci aşamanın amacı yığın içerisinde kaç adet görüntüyü girişe bağlamanın daha iyi olacağının belirlenmesidir. Değerlendirme işlemi için 3 ve 5 adet görüntü dizi yığın içinde tanımlanmıştır. Elde edilen sonuçlar Çizelge 5.10 verilmiştir. Çizelge 5.10 üzerinden görüldüğü gibi 3'lü dizi US görüntüsü ağa tanımlandığı zaman, ağ daha iyi performans göstermektedir. Burada 5 adet görüntü girişe tanımlandığında rotasyon hatası 3'lü diziye göre yaklaşık iki kat artış göstermektedir. Ayrıca öteleme değerlerinde ise yine aynı şekilde 5'li dizide bir artış kaydedilmiştir. Bu durum için bir istisna T_y değeridir. T_y, değeri için artış oranı diğer değerlere göre daha belirgindir.

Çizelge 5.10. Farklı veri dizisi ile elde edilen sonuçlar

	Mutlak Ortalama Hata (dizi =3) $°/mm$						Mutlak Ortalama Hata (dizi =5) $°/mm$					
	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z
Test Seti 1	0,6067	0,8364	0,7604	2,2955	1,4807	2,3093	1,1591	1,5090	1,0393	2,3314	2,7791	2,5204
Test Seti 2	0,4309	0,7950	0,7449	2,3119	1,5365	2,3676	0,9502	1,5271	1,0408	2,3498	2,7296	2,4793
Test Seti 3	0,4193	0,8120	0,7434	2,3166	1,4754	2,2971	0,9410	1,5254	1,0383	2,3550	2,7838	2,5368

Değerlendirmenin ikinci aşamasında ağın performansı özellik çıkarma yöntemlerine dayalı olarak değerlendirmeye alınmıştır. Böylece ultrason görüntüleri üzerinde doğrudan özellik çıkarma yöntemleri uygulanmıştır. Kullanılan yöntemler BKB, KAZE, ORB ve MinEigen yöntemleridir. Bu yöntemleri uygulama sırasında birkaç gözlem yapılmıştır.

İlk olarak eğer görüntüler üzerinde hareket bulanıklığı (motion blur) var ise özellik çıkarma yöntemleri görüntüler üzerinde eşleşme noktaları bulmada başarısız kalır. Hareket bulanıklığı etkisi probun hareketine bağlıdır. Dolaylısı ile probun hızlı hareket ettiği noktalarda hareket bulanıklığı oluşmuştur. Bu problemi gidermek için Wiener, Frost, ve Ortanca (Median) filtresi olmak üzere üç farklı filtre görüntüler üzerinde uygulanmıştır. Filtreleri uyguladıktan sonra tekrar özellik çıkarma yöntemleri uygulanmış olup görüntüler arasında konum bilgisi tahmini yapılmaya çalışılmıştır. Ama bir önceki durumda olduğu gibi bazı görüntüler arasında eşleşme noktaları bulma konusunda özellik çıkarma yöntemlerinin başarısız olduğu gözlemlenmiştir. En son görüntüler üzerinde Kontrast Sınırlı Uyarlanabilir Histogram Eşitleme (KSUHE, Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) uygulanmıştır. Kontrastı değiştirilen US görüntüsünün bir örneği Şekil 5.34 te verilmiştir.

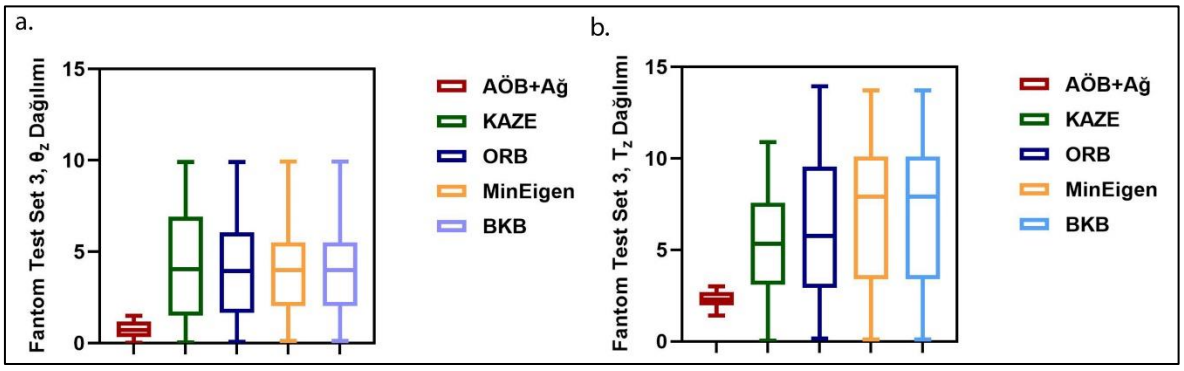


Şekil 5.34. Kontrastı değiştirilen ve üzerine KSUHE uygulanan US görüntü örneği

Kontrastı değişen görüntüler üzerinde özellik çıkarma yöntemi uygulandığında bir önceki sorunların giderildiği, görüntüler arasında eşleşme bulunduğu ve dolayısı ile konum tahmini yapılabildiği gözlemlenmiştir. İlgili sonuçlar Çizelge 5.11 ve hata dağılımların örneği Şekil 5.35 te verilmiştir. Bir önceki aşamada 3'lü dizi ile daha iyi sonuç alındığından, ikinci aşamada karşılaştırma 3'lü dizi ile yapılmıştır. Çizelgeden de belirli olduğu gibi derin öğrenme ağı sonuçları özellik çıkarma sonuçlarına göre daha iyi performans göstermektedir. Ayrıca eğer Çizelge 5.11'de olan özellik çıkarma yöntemlerinin sonucu Çizelge 5.10 daki, 5'li dizi sonuçları ile karşılaştırılırsa yine de önerilen ağın daha iyi performans sağladığı gözlemlenmiştir.

Çizelge 5.11. Önerilen yöntem ve özellik çıkarma yöntemlerinin karşılaştırılması

Test Seti 1	Mutlak Ortalama Hata					
Yöntem	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z
	[°]			$[mm]$		
BKB	4,0760	2,4378	4,2418	3,8474	3,4128	5,4104
KSUHE + KAZE	5,0478	3,3952	6,4418	4,7573	3,8924	5,8063
KSUHE + ORB	5,2898	3,7050	5,9537	4,0565	3,8881	4,2019
KSUHE + MinEigen	5,1069	3,5222	5,7351	4,8073	3,3420	4,8819
Önerilen Yöntem	0,6067	0,8364	0,7604	2,2955	1,4807	2,3093
Test Seti 2	Mutlak Ortalama Hata					
Yöntem	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z
	[°]			$[mm]$		
BKB	3,8799	2,4298	4,2202	4,1123	3,4038	5,4135
KSUHE + KAZE	3,7841	2,6149	4,1685	5,5185	3,7173	5,6583
KSUHE + ORB	1,6583	2,7408	4,1051	4,4806	3,8129	4,6188
KSUHE + MinEigen	5,0006	3,5346	5,7526	4,8252	3,3037	4,8504
Önerilen Yöntem	0,4309	0,7950	0,7449	2,3119	1,5365	2,3676
Test Seti 3	Mutlak Ortalama Hata					
Yöntem	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z
	[°]			$[mm]$		
BKB	3,8836	2,4429	4,2192	4,0731	3,4135	5,4092
KSUHE + KAZE	3,8352	2,6229	4,1632	7,346	3,9290	5,4031
KSUHE + ORB	2,8115	2,7518	4,1031	6,8451	3,9092	6,2372
KSUHE + MinEigen	2,7073	2,9005	4,0047	7,6586	3,3580	7,0926
Önerilen Yöntem	0,4193	0,8120	0,7434	2,3166	1,4754	2,2971

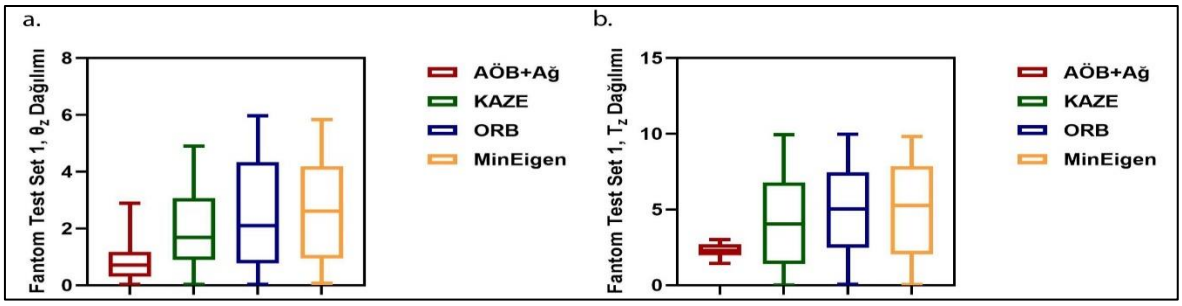


Şekil 5.35. Derin öğrenme ağ sonuçları ve özellik çıkarma sonuçlarının karşılaştırılması

Değerlendirmenin son aşamasında şu soruya cevap bulmaya çalışılmıştır. Eğer IMU kullanılmaz ise ve özellik çıkarma yöntemi ile tahmin edilen dönüşüm matrisi ağın girişine tanımlanırsa bu durumda ağın performansının nasıl olacağı sorusuna cevap bulmak için belirtildiği gibi özellik çıkarma yöntemleri ile tahmin edilen konum bilgileri kullanılmıştır ve dönüşüm matrisi oluşturulmuştur. Elde edilen dönüşüm matrisi ile ağın eğitimi yapılmıştır. Bu yöntemle elde edilen sonuçlar AÖB ile elde edilen matris ve ağ sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Burada sadece KSUHE + KAZE, KSUHE + ORB ve KSUHE + MinEigen yöntemleri dikkate alınmıştır. Elde edilen sonuçlara göre yığın içerisinde 3 dizi görüntü tanımlandığı sırada KAZE ve ORB yöntemi daha başarılı olmuştur ve karşılaştırabilecek sonuçlar alınmıştır. Ama bu durum 5 dizi görüntüsü olan yığın için geçerli değildir. İlgili sonuçlar 3 ve 5 dizili görüntülü setler için sıra ile Çizelge 5.12, Şekil 5.36 ve Çizelge 5.13 ve Şekil 5.37'de verilmiştir.

Çizelge 5.12. 3'lü dizi için özellik çıkarma yöntemlerinin dolaylı olarak ağa tanımlanması

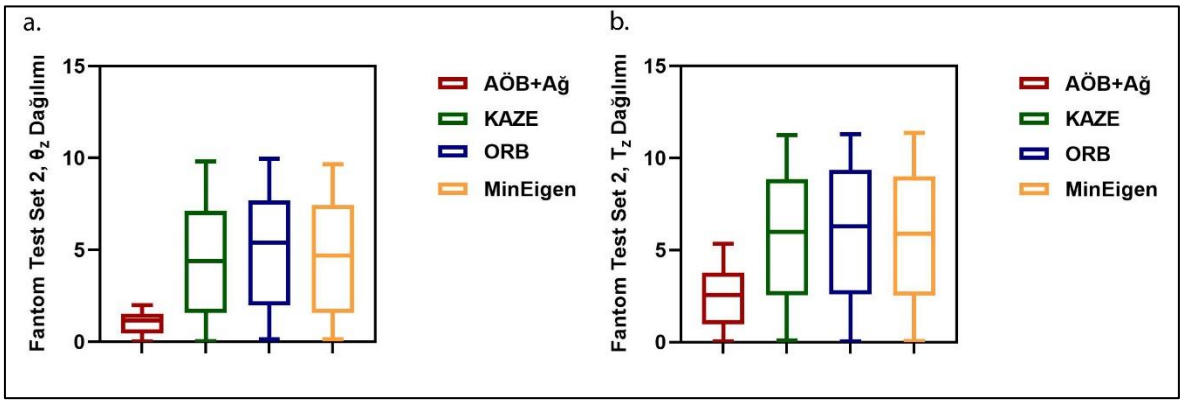
Test Seti 1	Mutlak Ortalama Hata					
Yöntem	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z
	[°]			$[mm]$		
KSUHE + KAZE	1,8062	1,8137	1,9875	3,4684	2,7027	4,1527
KSUHE + ORB	2,1867	2,3517	2,4732	4,5631	3,0663	4,8989
KSUHE + MinEigen	2,5235	2,1162	2,6657	3,9171	2,3657	5,0308
Önerilen Yöntem	0,6067	0,8364	0,7604	2,2955	1,4807	2,3093
Test Seti 2	Mutlak Ortalama Hata					
Yöntem	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z
	[°]			$[mm]$		
KSUHE + KAZE	1,6266	1,8510	1,9666	3,4585	2,6652	4,1134
KSUHE + ORB	2,0188	2,3917	2,4563	4,5492	3,0211	4,8489
KSUHE + MinEigen	2,3514	2,1422	2,6835	3,8839	2,3270	4,9806
Önerilen Yöntem	0,4309	0,7950	0,7449	2,3119	1,5365	2,3676
Test Seti 3	Mutlak Ortalama Hata					
Yöntem	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z
	[°]			$[mm]$		
KSUHE + KAZE	1,6146	1,8334	1,9621	3,4585	2,7050	4,1610
KSUHE + ORB	2,0306	2,3773	2,4519	4,5487	3,0695	4,9090
KSUHE + MinEigen	2,3673	2,1239	2,6832	3,8924	2,3682	5,0414
Önerilen Yöntem	0,4193	0,8120	0,7434	2,3166	1,4754	2,2971



Şekil 5.36. 3'lü dizi için özellik çıkarma yöntemlerinin dolaylı olarak ağa tanımlanması

Çizelge 5.13. 5'li dizi için özellik çıkarma yöntemleri dolaylı olarak ağa tanımlanması

Test Seti 1	Mutlak Ortalama Hata					
Yöntem	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z
	[°]			$[mm]$		
KSUHE + KAZE	3,8384	5,1317	4,4834	4,4037	4,3441	5,6134
KSUHE + ORB	3,9977	4,3934	4,8902	4,8963	4,6319	5,8496
KSUHE + MinEigen	3,8901	4,8570	4,5977	4,9635	4,3358	5,7875
Önerilen Yöntem	1,1591	1,5090	1,0393	2,3314	2,7791	2,5204
Test Seti 2	Mutlak Ortalama Hata					
Yöntem	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z
	[°]			$[mm]$		
KSUHE + KAZE	3,6600	5,1723	4,5002	4,2613	4,3076	5,5592
KSUHE + ORB	3,8259	4,4277	4,8691	4,7810	4,5941	5,7981
KSUHE + MinEigen	3,7134	4,8961	4,6143	4,8310	4,2962	5,7331
Önerilen Yöntem	0,9502	1,5271	1,0408	2,3498	2,7296	2,4793
Test Seti 3	Mutlak Ortalama Hata					
Yöntem	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z
	[°]			$[mm]$		
KSUHE + KAZE	3,6661	5,1534	4,4956	4,2362	4,3574	5,6244
KSUHE + ORB	3,8481	4,4117	4,8631	4,7842	4,6430	5,8603
KSUHE + MinEigen	3,7117	4,8801	4,6072	4,8060	4,3498	5,7989
Önerilen Yöntem	0,9410	1,5254	1,0383	2,3550	2,7838	2,5368



Şekil 5.37. 5'li dizi için özellik çıkarma yöntemlerinin dolaylı olarak ağa tanımlanması

Çizelge 5.12 ve Çizelge 5.13'ten belli olduğu gibi bir önceki duruma göre yani özellik çıkarmanın doğrudan uygulandığı duruma göre hata oranında bir azalma gözlemlenmiştir. Ama bu azalma değeri 3'lü dizide daha belirgindir.

Bilindiği üzere AÖB tarama süresi uzun olduğu durumlarda etraftaki gürültü ve istenmeyen hareketlerden etkilenebilir. Bunlara ek olarak zamanın ilerlemesi ile birlikte konum hataları toplanır [8,10]. Bu nedenle konum takip sistemleri farklı filtrelerle birlikte kullanılır.

Burada kullanılan filtre Kalman filtresidir. Kalman filtresi optimal tahmin algoritması olarak da tanımlanır. İsminden bağımsız olarak Kalman filtresinin amacı doğrusal sistemlerde durum tahmini yapmayı amaçlar. Bir sonraki durum ile ilgili tahmin yapmak için matematiksel modelinin oluşturulması gerekiyor. İlk başta [91]'de de belirtildiği gibi tahmin işleminin kolaylaştırılması için durum matrisi göz ardı edilir (Eş.5.18).

$$\hat{x}_k = K_k . Z_k + (1 - K_k) . \hat{x}_{k-1} \tag{5.18}$$

Kalman filtresinin amacı $\hat{x}_k$'nın tahmin edilmesidir. Eş.5.18'de Z_k ölçülen değeri göstermektedir. Eş.5.18 deki diğer iki önemli parametrelerden biri K_k Kalman kazancı ve diğeri ise $\hat{x}_{k-1}$, önceki durum tahminidir. Bu eşitlikte bilinmeyen tek parametre Kalman kazancıdır ve her bir durumda tahmin edilmesi gerekmektedir. Kalman filtresinin algoritması iki aşamadan oluşmaktadır. Bunlardan ilki tahmin aşaması, ikinci ise güncelleme aşamasıdır. Bu iki aşama yardımı ile $k-1$ den k'ye kadar durum tahmini yapılabilir [92].

$$x_k = Ax_{k-1} + Bu_{k-1} + w_{k-1} \tag{5.19}$$

Eş.5.19'da A, durum matrisini göstermektedir ve B giriş-kontrol matrisini gösterir. Bu iki matris kontrol vektörüne uygulanır. Eş.5.19 ölçüm modeli ile birleştirilir (Eş.5.20).

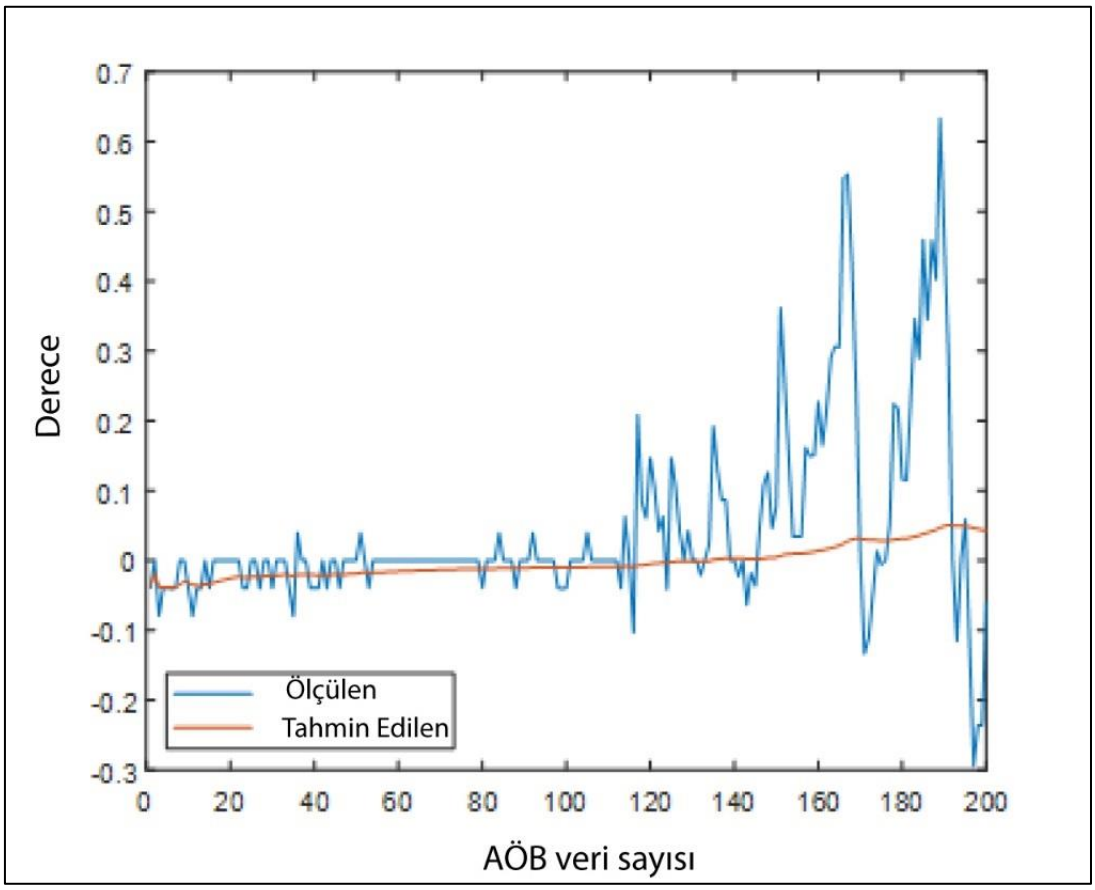
$$z_k = Hx_k + v_k \tag{5.20}$$

Eş.5.20'de z_k ölçüm vektörü ve H ölçüm matrisi olarak tanımlanır. Ayrıca w_{k-1} ve v_k sıra ile gürültü vektörü ve ölçülen gürültü olarak tanımlanır [91, 92]. Kalman filtresinde her iki aşama ile ilgili denklemler Çizelge 5.14'te verilmiştir. Bu çizelgede A, B ve H ilgili matematiksel modeli ile tanımlanmıştır. Genellikle bu matrisler sabit değerler alır.

Çizelge 5.14. Kalman filtre özeti

Tahmin	Güncelleme
$\hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1} + Bu_k$ $P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q$	$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1}$ $\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(Z_k - H\hat{x}_k^-)$ $P_k = (1 - K_k H)P_k^-$

Kalman filtresinin etkisi veriler üzerinde Şekil 5.38'de verilmiştir. Şekilden de belirli olduğu gibi istenmeyen hareketlerin etkisi 160 ile 200 kareleri arasında daha belirgin olup Kalman filtresi uygulandıktan sonra değerlerinde azalma ortaya çıkmıştır.

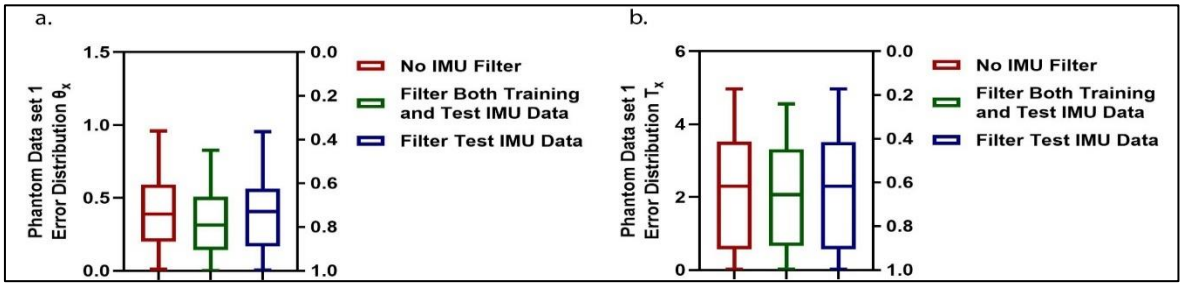


Şekil 5.38. AÖB verileri üzerinde Kalman filtresinin etkisi

Eğitim sırasında Kalman filtresinin etkisi üç adımda incelenmiştir. İlk adımda herhangi bir filtre uygulanmamıştır. İkinci adımda AÖB verilerine hem eğitim sırasında ve hem test işlemi sırasında Kalman filtresi uygulanmıştır. Son olarak da sadece test işlemi sırasında veriler üzerinde Kalman filtresi uygulanmıştır. İlgili sonuçlar Çizelge 5.15 ve Şekil 5.39'da verilmiştir. Çizelgelerdeki sonuçlardan da belli olduğuna göre ikinci aşamada hata oranında azalma meydana gelmiştir. Özellikle birinci veri setinde olduğu gibi, veri alma sırasında el hareketinden kaynaklanan istenmeyen hareket daha belirgin olduğu durumlarda azalma daha belirgindir. Üçüncü adımın sonuçlarına bakıldığında bazı durumlarda azalma ortaya çıkarken bazılarında artış gözlemlenmiştir.

Çizelge 5.15. Kalman filtrenin etkisi

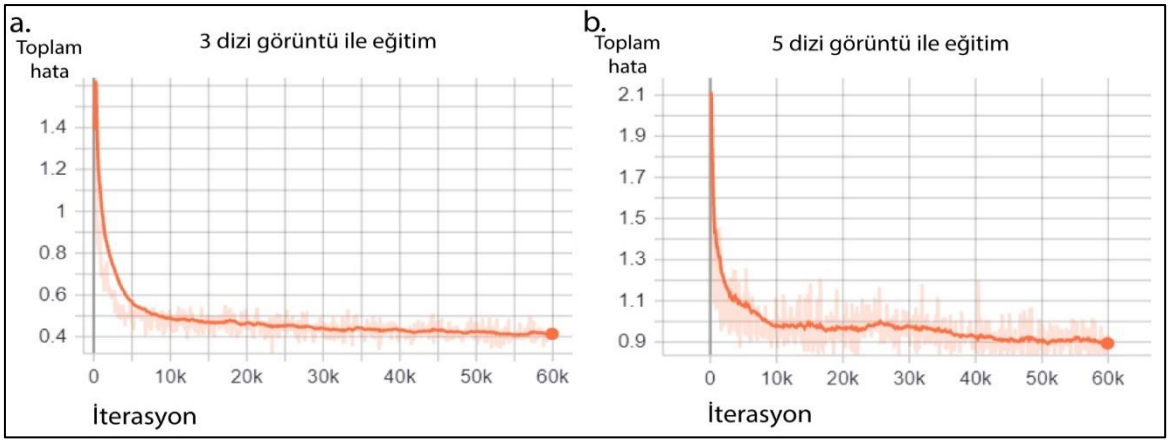
1 aşama	Mutlak Ortalama Hata $°/mm$					
	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z
Test Seti 1	0,6067	0,8364	0,7604	2,2955	1,4807	2,3093
Test Seti 2	0,4309	0,7950	0,7449	2,3119	1,5365	2,3676
Test Seti 3	0,4193	0,8120	0,7434	2,3166	1,4754	2,2971
2 aşama	Mutlak Ortalama Hata $°/mm$					
	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z
Test Seti 1	0,3494	0,7976	0,6984	2,0794	1,4759	1,9707
Test Seti 2	0,3868	0,7757	0,6928	2,2069	1,3890	2,0509
Test Seti 3	0,4097	0,7508	0,6991	2,1913	1,4717	2,1043
3 aşama	Mutlak Ortalama Hata $°/mm$					
	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z
Test Seti 1	0,3961	0,8664	0,7454	2,2905	1,4843	2,2903
Test Seti 2	0,4001	0,8222	0,7444	2,3010	1,5170	2,3222
Test Seti 3	0,4746	0,8166	0,7452	2,3009	1,4877	2,2890



Şekil 5.39. Kalman filtresinin etkisi

Bu aşamaya kadar ağın performansı ve değerlendirme işlemi fantom verileri üzerinden yapılmıştır. Çalışmanın devamında ilk olarak ağın performansı doğrusal prob ile gönüllülerin tiroit bezleri üzerinden alınan verileri ile değerlendirilip ve daha sonra karaciğer verileri ile incelenmiş olacaktır. İlk olarak tiroit verileri incelenmeye alınmıştır. Daha önce de belirtildiği gibi toplam 46 gönüllü üzerinden veri alınmıştır. Bu 46 veriden 40 veri seti ağın eğitiminde kullanılmış olup geri kalan 6 veri seti test için ayrılmıştır. Veri alma işleminden önce katılan tüm gönüllülerin sağlıklı oldukları varsayımında bulunulmuştur. Ama veri alma sırasında katkıda bulunan gönüllülerden alınan US görüntülerinin yarıya yakın bir sayısında patolojik yapıların bulunduğu tespit edilmiştir. Bu yapıların bir örneği tek tarafta veya çift tarafta bulunan nodul, çoklu nodul yapıları veya fibrotik doku kaybı (fibrotic tissue loss) olabilir. Bu nedenle test için kullanılan verilerde 3 veri seti sağlıklı ve 3 veri seti de sağlıksız dokulardan oluşan verilerden seçilmiştir. Tiroit ve karaciğer verilerinin alınması sırasında solunumdan kaynaklanan istenmeyen hareket ve dolayısıyla incelenen bölgede dokuda oluşan esneme (stretch) oluşabilir. Bu durumu en aza indirgemek ve aslında incelenen yapıyı katı yapı varsaya bilmek adına görüntü alma sırasında tüm

gönüllülerden tarama süresi boyunca nefeslerinin tutulması istenmiştir. Bu işlem sonucu incelenen bölge ve onun bir sonucu olarak elde edilen dönüşüm fonksiyonları da iyi bir tahminle katı sayılacaktır. Ağın performansını değerlendirmek için fantom verilerinde olduğu gibi ÖR=0.00002 olarak ayarlanmıştır. Aynı şekilde ağın performansını girişteki görüntü sayısı ile belirlemek için görüntüler 3'lü ve 5'li dizilerden oluşan kümeler olarak ağa tanımlanmıştır. Ağın eğitim eğrisi her 3 ve 5 dizili kümeler için Şekil.5.40'da verilmiştir. Ağın eğitimi sırasında sağ ve sol sürgülü ve devirme hareket türleri aynı anda ağa tanımlanmıştır. Ağın test sonuçları 3'lü ve 5'li diziler için Çizelge.5.16 den Çizelge 5.19 kadar ve Şekil 5.41 den Şekil 5.44'e kadar verilmiştir.



Şekil 5.40. Farklı görüntü dizisi ile ağın eğitimi

Çizelge 5.16. Sağ sürgülü hareketi için 3 ve 5 dizinin karşılaştırılması

	Mutlak Ortalama Hata Sağ sürgülü (3'lü dizi)						Mutlak Ortalama Hata Sağ sürgülü (5'li dizi)					
Test seti	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z
	[°]			$[mm]$			[°]			$[mm]$		
1	0,6721	0,5279	1,1526	1,0952	1,2189	0,9379	0,7328	0,5627	1,1540	1,1535	1,2191	0,9876
2	1,1036	0,6705	1,2796	1,1609	1,1231	0,9136	1,1712	0,4339	1,3361	1,2566	1,1289	1,0668
3	1,0625	0,2238	0,1103	1,1324	1,1623	0,8932	1,2290	0,4278	0,2184	1,1882	1,2184	0,9606
4	2,0880	1,3181	1,2247	0,9602	1,1495	0,9942	2,1428	1,3625	1,2778	1,0607	1,1692	1,1137
5	0,7161	0,6604	0,9441	1,0780	1,1251	0,8906	0,7789	0,6625	0,9765	1,1713	1,1810	1,0036
6	0,6686	0.,6941	0,7161	1,0723	1,1110	0,9449	0,6800	0,7396	0,5901	1,2249	1,1094	1,0365

Çizelge 5.17. Sol sürgülü hareketi için 3 ve 5 dizi karşılaştırılması

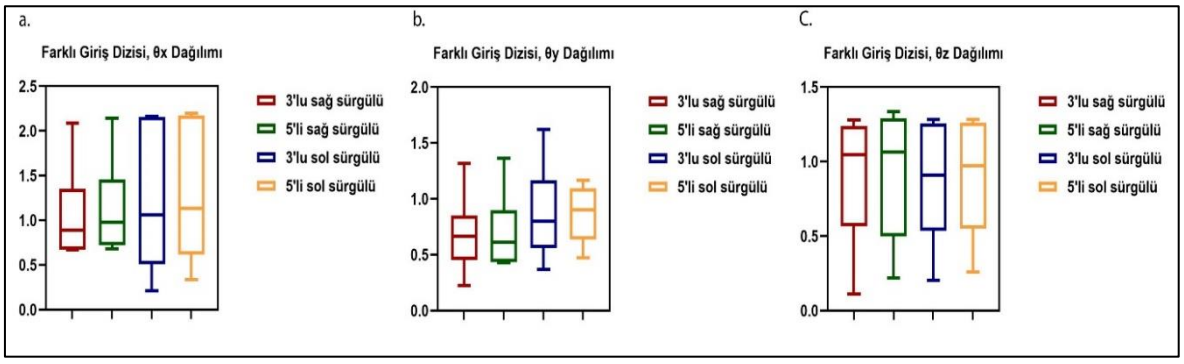
	Mutlak Ortalama Hata Sol sürgülü (3'lü dizi)						Mutlak Ortalama Hata Sol sürgülü (5'li dizi)					
Test seti	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z
	[°]			$[mm]$			[°]			$[mm]$		
1	2,1544	1,0177	1,2836	1,0094	1,2194	0,9349	2,1672	1,0700	1,2533	1,4112	1,2924	0,9538
2	1,2622	0,6950	1,1731	0,9732	1,1387	0,9141	1,3252	0,7800	1,2434	1,2354	1,3931	1,1179
3	2,1617	1,6198	1,2474	0,9162	1,0597	0,8793	2,1974	1,1651	1,2816	1,1765	1,3060	1,0537
4	0,8565	0,6253	0,6478	1,0058	1,0400	0,8701	0,9344	0,6935	0,6464	1,0263	1,1836	1,0322
5	0,6067	0,9027	0,6436	0,8982	1,2056	0,9480	0,7081	1,0239	0,7036	1,1636	1,2134	1,0608
6	0,2089	0,3683	0,2044	1,0293	1,0455	0,9088	0,3362	0,4716	0,2583	1,1925	1,0861	1,0778

Çizelge 5.18. Sağ devirme hareketi için 3 ve 5 dizi karşılaştırılması

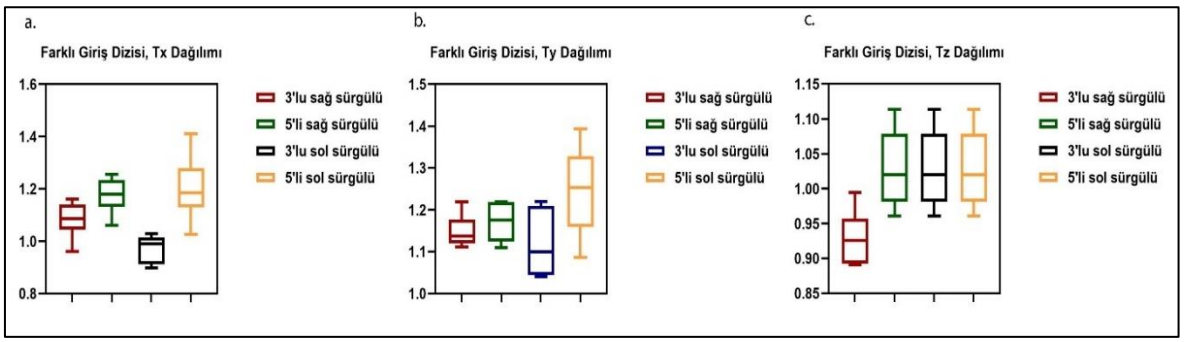
	Mutlak Ortalama Hata Sağ devirme (3'lü dizi)						Mutlak Ortalama Hata Sağ devirme (5'li dizi)					
Test seti	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z
	[°]			$[mm]$			[°]			$[mm]$		
1	1,4248	0,7438	0,7855	1,0963	1,1399	0,8307	1,4624	0,7524	0,7755	1,1827	1,2609	1,1187
2	1,3808	0,5992	1,5875	1,0754	1,1345	0,8618	1,4207	0,7096	1,6345	1,2014	1,2381	0,9381
3	0,7144	0,7753	0,8957	0,9827	1,0966	0,9550	0,0767	0.8588	0,8743	1,2058	1,2941	1,0193
4	0,5299	0,5967	0,3748	1,0084	1,1496	0,9470	0,5815	0,6974	0,4154	1,2407	1,2359	1,0935
5	0,5396	0,6483	0,7609	1,0380	1,0169	0,8978	0,5981	0,7367	0,7061	1,1247	1,2091	1,0829
6	2,5983	0,8410	2,0022	0,9117	1,0813	0,9671	2,6463	0,9485	2,0191	1,2272	1,3639	1,0184

Çizelge 5.19. Sol devirme hareketi için 3 ve 5 dizi karşılaştırılması

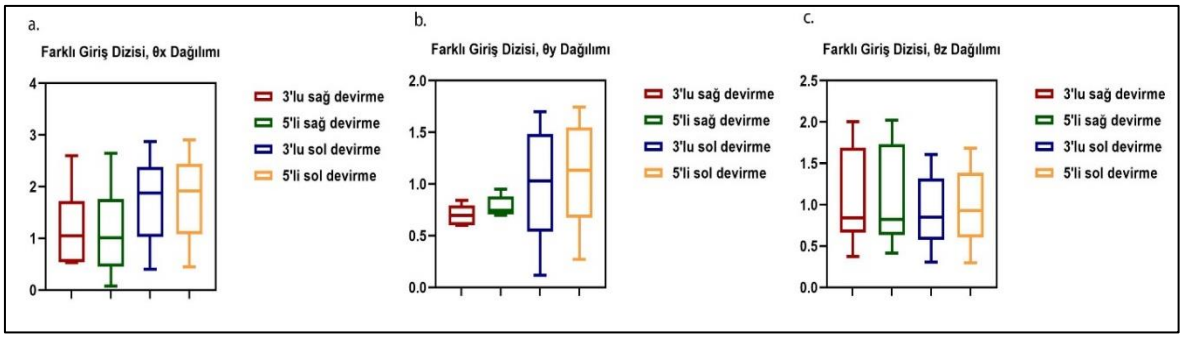
	Mutlak Ortalama Hata Sol devirme (3'lü dizi)						Mutlak Ortalama Hata Sol devirme (5'li dizi)					
Test seti	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z
	[°]			$[mm]$			[°]			$[mm]$		
1	1,8784	0,9598	0,8477	0,9319	1,0652	0,8791	1,9146	1,0721	0,9262	1,3100	1,1262	1,1164
2	2,8700	1,6987	1,6068	0,9908	1,0938	1,0241	2,9093	1,7431	1,6818	1,2489	1,2101	1,0421
3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
4	1,9003	1,0295	1,0306	1,0256	1,1199	1,1292	1,982	1,1331	1,0856	1,2288	1,1795	1,0422
5	1,6519	1,2710	0,8419	0,9484	1,0354	0,8528	1,7063	1,3536	0,9072	1,3617	1,2002	1,0463
6	0,4031	0,1184	0,3069	0,9485	1,2375	0,8403	0,4505	0,2720	0,2979	1,1548	1,3071	0,9431



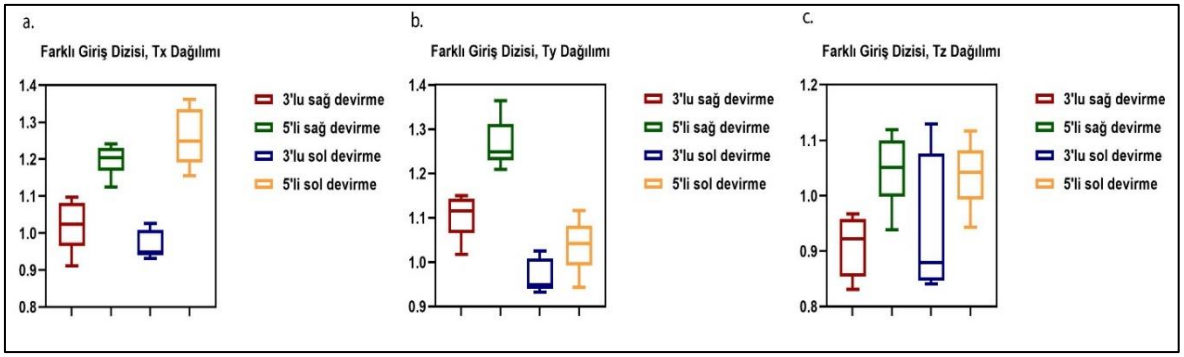
Şekil 5.41. Sağ ve sol sürgülü hareketi için, açı değişimlerinin farklı giriş dizilerinin karşılaştırılması



Şekil 5.42. Sağ ve sol sürgülü hareketi için, öteleme değişimlerinin farklı giriş dizilerinin karşılaştırılması



Şekil 5.43. Sağ ve sol devirme hareketi için, açı değişimlerinin farklı giriş dizilerinin karşılaştırılması

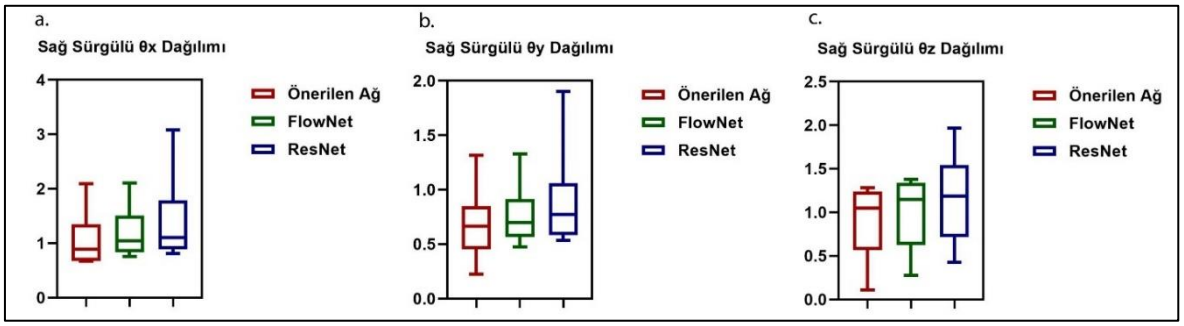


Şekil 5.44. Sağ ve sol devirme hareketi için, öteleme değişimlerinin farklı giriş dizilerinin karşılaştırılması

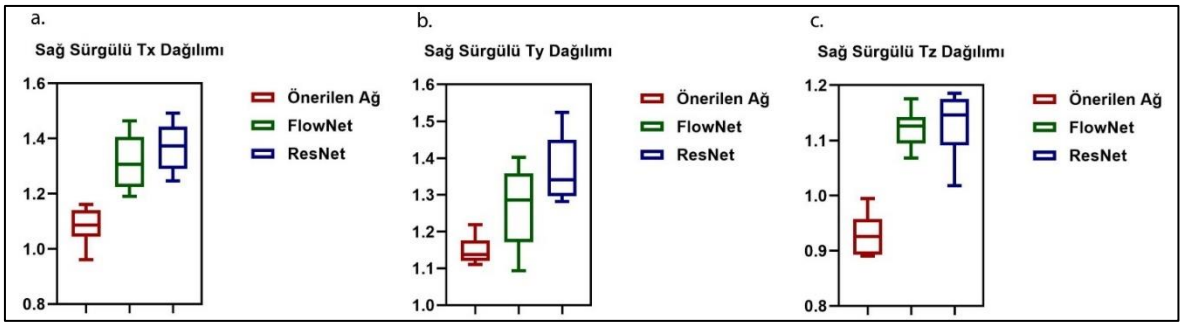
Çizelge ve şekiller üzerinden belli olduğu gibi 3'lü kümede genel olarak ağ daha iyi performans göstermektedir. Ama buna rağmen fantom sonuçları ile karşılaştırıldığında üçlü küme sonuçların hata oranında bir artış gözlemlenmektedir. Daha detaylı inceleme yaparken artış oranı daha yüksek olduğu durumlarda aslında tiroit yapısında bir anormallik bulunduğu tespit edilmiştir. Örneğin 4 nolu gönüllü için sağ tarafta nodül olduğu kaydedilmiştir. Bu konu dışında bazı durumlarda hata oranının üçlü ve beşli kümelerde birbirine çok yakın değerler olduğu gözlemlenmiştir. Örneğin 5 ve 6 numaralı gönüllülerde x ekseni üzerinde olan rotasyon değeri birbirine çok yakın değerlerdir. Ağın performansını değerlendirmek için diğer ağ yapıları ile konum tahmini yapılmıştır. Bu ağlardan ilki çalışmanın ilk başında kullanılan FlowNet yapısıdır. Kullanılan bir diğer ağ da ResNet ağıdır. ResNet ağının seçilmesinin nedeni yapısında kısa yol bağlantılarının olmasıdır. Karşılaştırma sonuçları her dört hareket türü için Çizelge 5.20 ve Şekil 5.45 ve Şekil 5.46, Şekil 5.47, ve Şekil 5.48'de verilmiştir.

Çizelge 5.20. 3'lü dizi için ağın diğer ağ yapıları ile karşılaştırılması

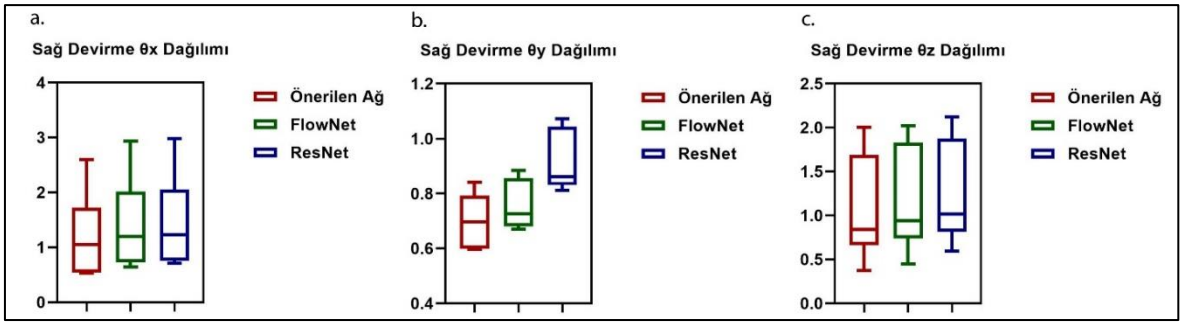
	Mutlak Ortalama Hata Sağ Sürgülü						Mutlak Ortalama Hata Sol Sürgülü					
Ağ Modeli	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z
	[°]			[mm]			[°]			[mm]		
ResNet-18	1,3950	0,8935	1,1624	1,3697	1,3689	1,1301	1,5319	1,1175	1,0122	1,4228	1,5217	1,1734
FlowNet	1,1849	0,7630	1,0021	1,3150	1,2679	1,1216	1,3259	0,9778	0,9448	1,3186	1,3589	1,0105
Önerilen Ağ	1,0518	0,6825	0,9046	1,0832	1,1483	0,9291	1,2084	0,8715	0,8667	0,9720	1,1182	0,9092
	Mutlak Ortalama Hata Sağ Devirme						Mutlak Ortalama Hata Sol Devirme					
Ağ Modeli	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z
	[°]			[mm]			[°]			[mm]		
ResNet-18	1,4451	0,9125	1,2375	1,3471	1,4184	1,1698	2,1855	1,3442	1,3088	1,1113	1,3872	1,1379
FlowNet	1,4059	0,7560	1,1569	1,0698	1,2455	1,0291	1,9749	0,7560	1,1569	1,0698	1,2455	1,0291
Önerilen Ağ	1,1980	0,7007	1,0678	1,0188	1,1031	0,9099	1,7407	1,0155	0,9268	0,9690	1,1104	0,9451



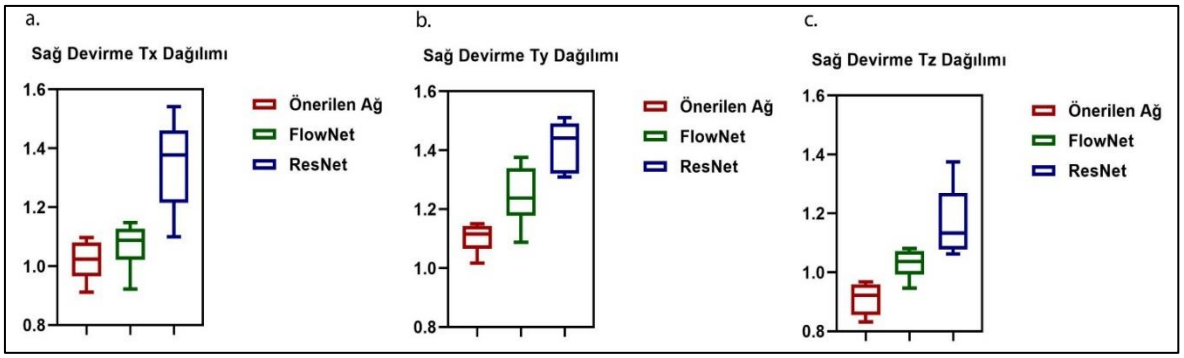
Şekil 5.45. Sağ sürgülü için farklı ağ yapıları ile açı tahmini sonuçlarının karşılaştırılması



Şekil 5.46. Sağ sürgülü için farklı ağ yapıları ile öteleme tahmini sonuçlarının karşılaştırılması

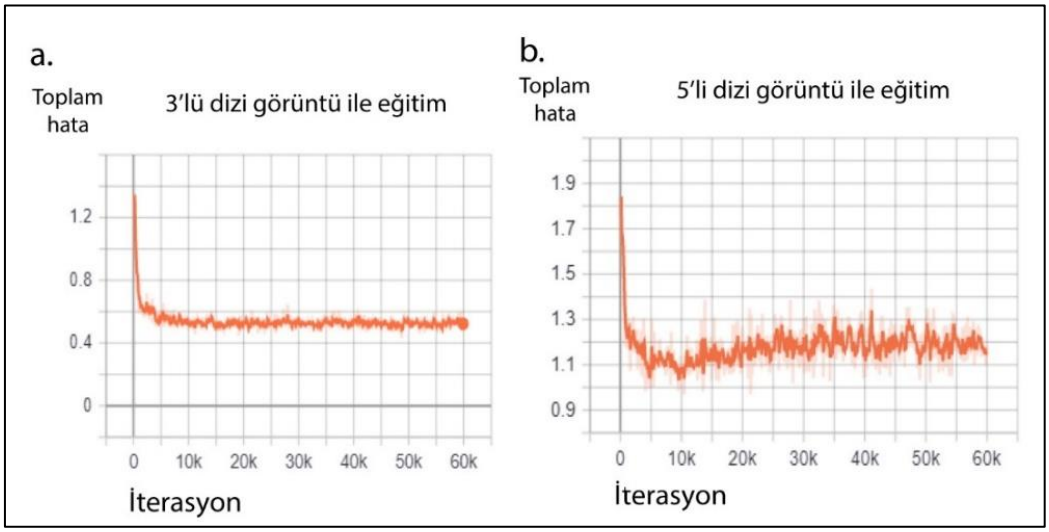


Şekil 5.47. Sağ devirme için farklı ağ yapıları ile açı tahmini sonuçlarının karşılaştırılması



Şekil 5.48. Sağ devirme için farklı ağ yapıları ile öteleme tahmini sonuçlarının karşılaştırılması

Çizelge ve şekillerden de belirli olduğu gibi önerilen yapı daha iyi performans göstermektedir. Ama bazı durumlarda FlowNet yardımı ile elde edilen sonuçlar önerilen ağın sonuçlarına yakın değerler elde edildiği gözlemlenmiştir. En yüksek hata oranı ResNet ile tahmin edilen sonuçlarda elde edilmiştir. Çalışmanın bir sonraki aşamasında konveks prob yardımı ile karaciğer taraması sonucu elde edilen veriler incelenmiştir. Daha önceden belirtildiği gibi toplam 10 gönüllü üzerinden veri alınıp 7 eğitim seti ağın eğitimi sırasında ve geri kalan 3 veri seti test işlemleri için ayrılmıştır. Tiroit veri verilerinde olduğu gibi sürgülü ve devirme hareketlerinden elde edilen veriler aynı anda ağa tanımlanmış olup aynı şekilde 3'lü ve 5'li diziler şeklinde eğitimi yapılmıştır. Ağın eğitim eğrisi ve ilgili sonuçlar Şekil 5.49 ve Çizelge 5.21 ve Çizelge 5.22'de verilmiştir. Hata dağılımları ise Şekil 5.50 ve Şekil 5.51'de verilmiştir.



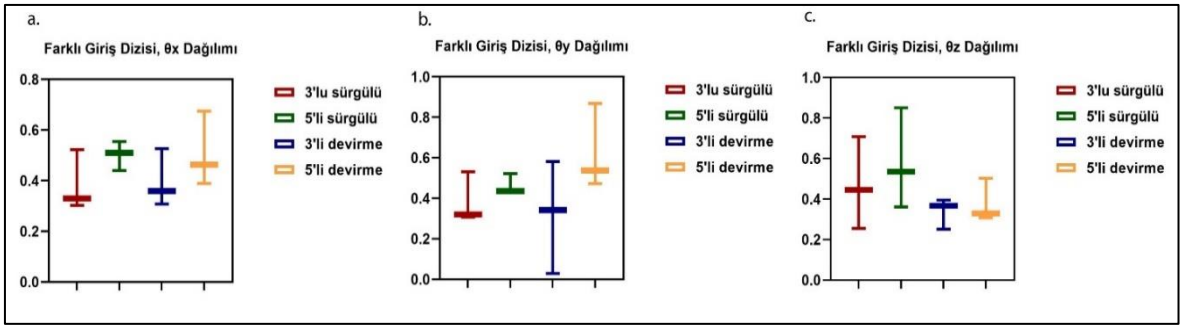
Şekil 5.49. Karaciğer verileri için ağın eğitimi

Çizelge 5.21. Sürgülü hareketi için 3 ve 5 dizi görüntülü sonuçlar

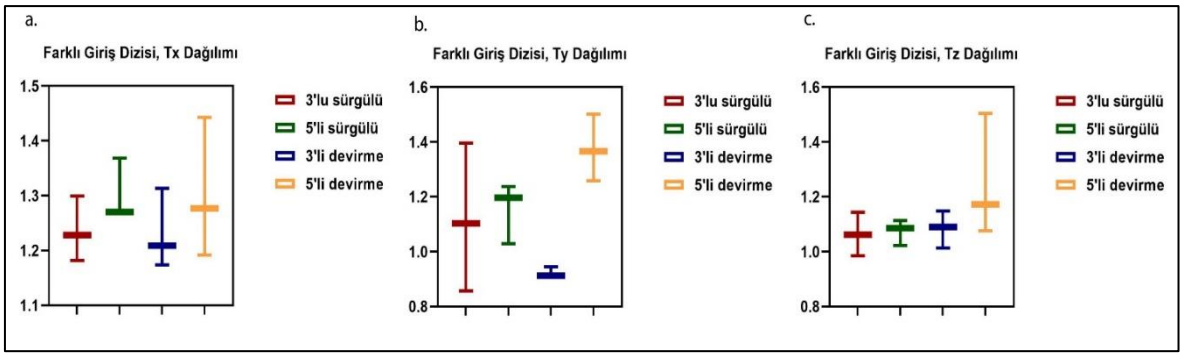
	Mutlak Ortalama Hata Sürgülü (3 Dizi)						Mutlak Ortalama Hata Sürgülü (5 Dizi)					
Test seti	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z
	[°]			$[mm]$			[°]			$[mm]$		
1	0,3014	0,3078	0,2547	1,2280	1,1033	0,9841	0,4394	04347	0,3606	1,3685	1,2371	1,1122
2	0,3289	0,3199	0,4452	1,2991	1,3966	1,1429	0,5102	05214	0,5352	1,2699	1,1965	1,0852
3	0,5232	0,5312	0,7075	1,1814	0,8573	1,0618	0,5553	0,4348	0,8504	1,2690	1,0290	1,0216

Çizelge 5.22. Devirme hareketi için 3 ve 5 dizi görüntülü sonuçlar

	Mutlak Ortalama Hata Devirme (3 Dizi)						Mutlak Ortalama Hata Devirme (5 Dizi)					
Test seti	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z	θ_x	θ_y	θ_z	T_x	T_y	T_z
	[°]			$[mm]$			[°]			$[mm]$		
1	0,3073	0,029	0,2500	12085	0,9075	1,1467	0,3891	0,4726	0,3074	1,4424	1,5010	1,1716
2	0,3590	0,5821	0,3672	1,3133	0,9442	10895	0,4635	0,8686	0,5020	1,2768	1,2583	1,0750
3	0,5264	0,3414	0,3946	1,1737	09126	1,0124	0,6751	0,5374	0,3289	1,1914	1,3666	1,5038



Şekil 5.50. Karaciğer verilerinde farklı hareket türü ve farklı giriş dizisi için açı dağılımları



Şekil 5.51. Karaciğer verilerinde farklı hareket türü ve farklı giriş dizisi için öteleme dağılımları

Çizelge ve şekillerden de belli olduğu gibi karaciğer verileri için 3'lü dizide ağ daha iyi performans göstermektedir. Bu durum ağın eğitim eğrisinden de tahmin edilebilmektedir. İlgili sonuçları tiroit üzerinde elde edilen sonuçlarla karşılaştırırsak rotasyon değerlerinin tahmininde bir azalma gözlemlenmiştir. Bu durum özellikle θ_x ve θ_z değerlerinde daha belirgindir. Öteleme değerlerinin hata tahmin oranında da aynı zamanda azalma

kaydedilmiştir. Ama bu azalmanın oranı rotasyonda olduğu gibi belirgin değildir. Rotasyon hatalarında oluşan azalma kısmen probun hareketine bağlı olduğunu söylemek mümkündür. Çünkü konveks probun yapısından kaynaklı olarak rotasyon değerleri doğrusal proba nazaran daha belirgin olup bu durum ağın eğitimini etkilemiştir. Ama detaylı ve daha doğru karşılaştırma yapabilmek adına eğitim sırasında bulunan verilerin sayısı aynı olması gerekmektedir.

6. ÖNERİLEN YÖNTEMİN ÇÖZÜNÜRLÜK İYİLEŞTİRİLMESİNDE UYGULANMASI

Önerilen yöntemin bir uygulama alanı US görüntülerinde benek gürültülerinin azaltmasıdır. Bilindiği üzere incelenen bölge üzerinde, US görüntülerinin yüksek çözünürlüğe sahip olmaları sağlam dokuya zarar vermemek için ve doğru tahmin açısından önem taşımaktadır. Buna rağmen daha önce de bahsedildiği üzere ultrason görüntüleri düşük çözünürlük ve kontrasta sahiptir. Bu dezavantajlar US görüntülerinin yapısal özelliğinden kaynaklanmaktadır. Bilindiği üzere US görüntüleri NYF bağlı olarak değişmektedir [6, 9]. Bu da ardışık görüntüler arasında örtüşme oluşmasına neden olur. US görüntülerinin çözünürlüğünü etkileyen bir diğer faktör ise benek gürültüleridir. Bu gürültüler geri yansıyan sinyallerin yapıcı ve yıkıcı enerjisinden kaynaklanır [93, 94], ve doğrudan piksellerin yoğunluğunu ve dolayısıyla kontrast ve çözünürlüğünü etkilemiş olup US görüntülerinden bilgi alma işlemini zorlaştırır. Örneğin US görüntülerinde görüntü işleme, özellik çıkarma, segmentasyon, çakıştırma ve sınıflandırma işlemi diğer tıbbi görüntülere göre daha zor olur [95, 96]. Bunlara ek olarak US görüntülerinin metrolojik analizi önemlidir. Bu nedenle US görüntülerinde kritik bilgiler taşıyan özelliklere zarar vermeden benek gürültü oranının azaltılması önem taşımaktadır [95].

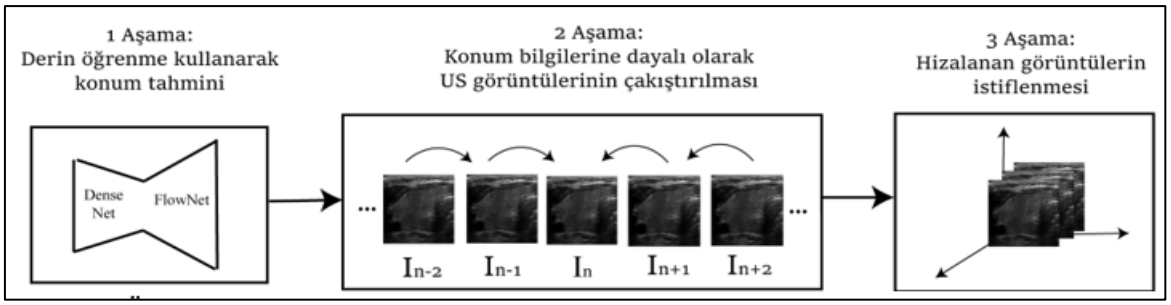
Literatürde benek gürültüsünü azaltmayı amaçlayan bazı yöntemler bulunmaktadır. Bu yöntemler genellikle iki başlık altında değerlendirilip Karmaşık ve İşlem-sonrası olarak tanımlanır. İlk yöntemde birden fazla transdüser görüntü almak için kullanılır [95]. Bu yöntem başarılı sonuçlar sağlamasına rağmen yüksek maliyet dezavantajına sahiptir. İşlem-sonrası yöntem ise tekrar iki farklı kategoriye ayrılır. Bunlardan ilki mekan tabanlı ve diğeri ise dönüşüm tabanlıdır [97]. Mekân tabanlı yöntemler doğrudan görüntü ve benek gürültüleri üzerine uygulanır. Bu yöntemle ilgili kullanılan bazı yöntemler Median filtre, Frost filtre, Lee fitlere, Kaun filtre ve Bilateral filtre, olarak tanımlanabilir [95, 97]. İkinci yöntemde ise görüntüler frekans alanına aktarılır ve frekans alanında üzerinde işlem yapılır. Bu yöntemin bir örneği Dalgacık dönüşümüdür [97].

Diğer taraftan ise son yıllarda yapılan çalışmaların bir kısmı derin öğrenme ağ modellerini kullanarak benek gürültüsünü azaltmayı ve dolayısıyla yüksek çözünürlük ve kontrast elde etmeyi amaçlamışlar. Bu konu ile ilgili yapılan çalışmalardan biri [98]'tir. Bu çalışmada yazarlar Üretici Çekişmeli Ağa (Generative Adversarial Network, GAN) dayanan SSC U-Net yapısını önermişler. Bu çalışmanın amacı yapısal bilgilerin korunması ve ayrıca benek gürültünün azaltılmasıdır. Bu işlem için ağın üretken kısmında U-Net yapısı kullanılmıştır.

Ayrıca [99]'da benek gürültüyü azaltmak için önerilen ağ modeli üç farklı ağ modeline dayanmıştır. Önerdikleri modele göre ilk alt ağın amacı temiz görüntüyü tahmin etmektir. İkinci alt ağın amacı benek gürültülü görüntüyü tahmin etmektir. Bu iki alt ağ sıra ile 7 ve 8 katmandan oluşmaktadır. Son olarak da üçüncü alt ağın amacı U-Net yapısını kullanarak ilk iki ağdan elde edilen sonuçları birleştirmeyi amaçlar. Kabul edilebilir sonuçlar elde etmelerine rağmen [100]'de belirtildiği gibi yüksek çözünürlüklü görüntü elde etmek için derin ağ yapılarının kullanılması karmaşık işlemdir. Çünkü düşük çözünürlüklü görüntü çok sayıda düşük frekansa sahip bilgi içermekte olup ağın performansını kısıtlar.

Bunlara ek olarak [101]'de yazarlar astronomik görüntülerde yüksek çözünürlüklü görüntü elde etmek için uyguladıkları yöntemi üç alt başlığa bolmüşler. Bunlar ön-işleme, görüntü çakıştırma ve yüksek çözünürlüktür. Buradan yola çıkarak benek gürültü azaltma işlemini de üç başlık altında değerlendirmemiz mümkündür.

Böylece uygulanan yöntem üç aşamadan oluşmaktadır. İlk aşamada bir önceki bölümde önerilen yöntem kullanarak US probunun konumu ve dolayısı ile görüntülerin konumu belirlenecektir. İkinci aşamada ise, birinci aşamadan elde edilen sonuçlar kullanarak görüntüler referans görüntü koordinatına hizalanarak çakıştırma işlemi yapılacaktır. Son olarak da benek gürültü azaltma işlemi için ve dolayısı ile çözünürlüğün arttırılması için görüntüler üzerinde istifleme işlemi yapılacaktır. Burada kullanılan yöntem bir dizi US görüntüsü üzerine uygulandığından aslında sonuçta yüksek çözünürlüklü US görüntü dizisi elde edilecektir. Ayrıca derin öğrenme ağ yapısı dolaylı olarak kullanıldığından düşük frekanslı bilgileri aktarmaya ihtiyaç yoktur [102]. Bu bağlamda önerilen yöntemin blok diyagramı Şekil 6.1'de verilmiştir.



Şekil 6.1. Önerilen yöntemin blok şeması

İlk aşamada önceki bölümlerde tartışıldığı gibi derin öğrenme ağı yardımı ile görüntüler arasında konum tahmini yapılacaktır. İkinci aşamada ise görüntüler arasında çakıştırma işlemi

yapılmaktadır. Üçüncü bölümde bahsedildiği üzere çakıştırma işlemi iki görüntünün uzaysal olarak aynı koordinatlara yerleşme işlemi olarak tanımlanır. Bilindiği üzere çakıştırma işlemi sırasında iki görüntü bulunmaktadır. Bunlardan ilki sabit görüntü diğeri ise hareketli görüntü olarak tanımlanır. Çakıştırma işlemi sırasında sabit olan hareketsiz kalır ve hareketli olan görüntü sabit görüntünün koordinatlarına yerleştirilir [7, 31]. Böylece iki görüntü aynı koordinat üzerinde hizalanmış olur. Ama bu çalışmada iki görüntü değil de bir dizi görüntü üzerinde işlem yapılmaktadır. Dolayısıyla aynı mantık işlem sırasında dikkate alınmıştır.

Böylece bir dizi US görüntüsü olduğunu varsayalım. Birinci aşamada ilgili konum bilgileri ile (Euler açıları ve öteleme değeri) eşleşme yapılır. Görüntü dizisinden ortada olan görüntü I_m sabit görüntü olarak tanımlanır. Görüntü dizisi içinde bulunan diğer görüntüler ise ($\dots$, I_{m+1}, $I_{m-1,\dots}$), hareketli görüntü olarak işleme alınacaktır. Birinci aşamanın sonuçları ve oluşan dönüşüm matrisi yardımı ile, dizi içinde bulunan hareketli görüntüler sabit görüntü koordinatına yerleştirilir.

Çalışmanın üçüncü aşamasında ise istifleme işlemi yapılır. Bu işlem basit tanımı farklı zamanlarda sabit noktadan belli bir sahneden alınan görüntülerin ortalaması olarak tanımlanır. Bu yöntemin en büyük avantajı fonksiyonel bilgi kaybına yol açmadan görüntüler üzerinde gürültü oranının azaltabilmesidir [103]. İstifleme işlemi yapılabilmesi için görüntünün alınan noktası sabit olması ve hareket içermemesidir. Yani görüntünün statik olarak algılanması gerekiyor.

Ama US görüntüleri üzerinde istifleme işlemi yapılmadan önce benek gürültünün US görüntüleri üzerinde etkisini incelemek faydalı olacaktır. Benek gürültü türü görüntüler üzerinde granül şeklinde görünmektedir. Bu tür gürültünün çarpımsal etkisi bulunmaktadır [95, 96, 104, 105]. Ayrıca Gauss dağılımı olmayan istatistiklerle ilişkilidir. Dokudan yansıyan sinyali çoğaltabilir [96, 104]. Böylece doğrudan incelenen bölge üzerindeki piksellerin gri düzeyini etkiler. Bu tür gürültü doğrudan görüntüyü oluşturan veriye bağlı olduğundan, görüntü üzerinde kontrast ve çözünürlüğü etkiler. Benek gürültüsünün çarpımsal ve istatistiksel dağılımı [96, 104] çalışmalarında tanımlanmıştır.

Genelde, doku üzerinden geri yansıyan nihai sinyalin iki bileşeni bulunmaktadır. Bunlardan ilki dokudan geri yansıyan sinyal ve diğeri ise gürültü sinyalidir. Ayrıca gürültü sinyalin çarpımsal ve toplanan bileşenleri bulunmaktadır Eş.6.1, [95, 96, 104].

$$f(x,y) = O(x,y)n(x,y) + w(x,y) \tag{6.1}$$

Yukarıdaki denklemde $n(x,y)$ gürültünün çarpımsal bileşeni ve $w(x,y)$ gürültünün toplanan bileşeni olarak tanımlanır. Genellikle, gürültünün çarpımsal bileşeni ana bileşen olarak tanımlanır ve görüntüde çözünürlük hücrelerinin rasgele dağılım olgusuna dayanmaktadır [106]. Toplanan bileşenin etkisi gürültü üzerinde daha az olduğundan Eş.6.1'de toplanan bileşen ihmal edilebilir [106], Eş.6.2.

$$f(x,y) = O(x,y)n(x,y) \tag{6.2}$$

Eş.6.2'de $O(x,y)$, asıl sinyal ve $f(x,y)$ gözlenen sinyal olarak tanımlanır. Benek gürültünün modellenmesi için Rayleigh dağılımı kullanılır. Rayleigh dağılımı daha genel dağılım olarak tanımlanan Gamma dağılımının alt kümesidir [104, 107]. Gamma dağılımının Olasılık Yoğunluk Fonksiyonu Eş.6.3'te verilmiştir.

$$f_N(n;\alpha,\nu,\gamma) = \frac{\gamma n^{(\gamma\nu-1)}}{\alpha^{\gamma\nu}\Gamma(\Gamma)} exp\left[-\left(\frac{n}{\alpha}\right)^{\gamma}\right] \qquad where\ n \geq 0, \alpha, \nu, \gamma > 0 \tag{6.3}$$

Yukarıdaki denklemde ν ve γ parametrelerinin değişimi sonucu Gamma dağılımı alt küme dağılımlarına dönüşmüş olur. Bu değerler Rayleigh dağılımında $\nu = 1$ ve $\gamma = 2$ olarak tanımlanır [104]. Ticari US cihazlarının sınırlı görüş alanına sahip olduklarından genellikle algılanan sinyali sıkıştırmak için logaritmik dönüşüm kullanılır [108]. Böylece Eş.6.2, Eş.6.4'te dönüşmüş olur.

$$log\big(f(x,y)\big) = log\big(O(x,y)\big) + log\big(n(x,y)\big) \tag{6.4}$$

Logaritmik sıkıştırmanın bir sonucu olarak çarpımsal gürültü modeli, toplanan gürültü modeline şekil değiştirir [96, 104]. Böylece toplama modelli gürültülü görüntülere uygulanan özel görüntü işleme teknikleri, logaritmik dönüşüm yapılan görüntülerde de uygulanabilir. Burada kullanılan logaritmik işlemin doğrusal olmaması US görüntülerinin istatistiğini değiştirir [96, 104, 109]. Özetlenecek olursa, logaritmik sıkıştırmadan önce benek gürültüleri Rayleigh dağılımı ile modellenebilir. Ama logaritmik sıkıştırma yapıldıktan sonra Gauss gürültü modeline yaklaşır. Bu durumda Gauss gürültülerine uygulanabilen istifleme yönteminin US görüntülerinin üzerinde de uygulanması mümkün olur [103].

US görüntülerinde benek gürültüsünü azaltmak için eğer $\bar{f}(x,y)$, N adet gürültülü görüntüsünün ortalaması olarak tanımlanırsa o halde Eş.6.5 , [103]:

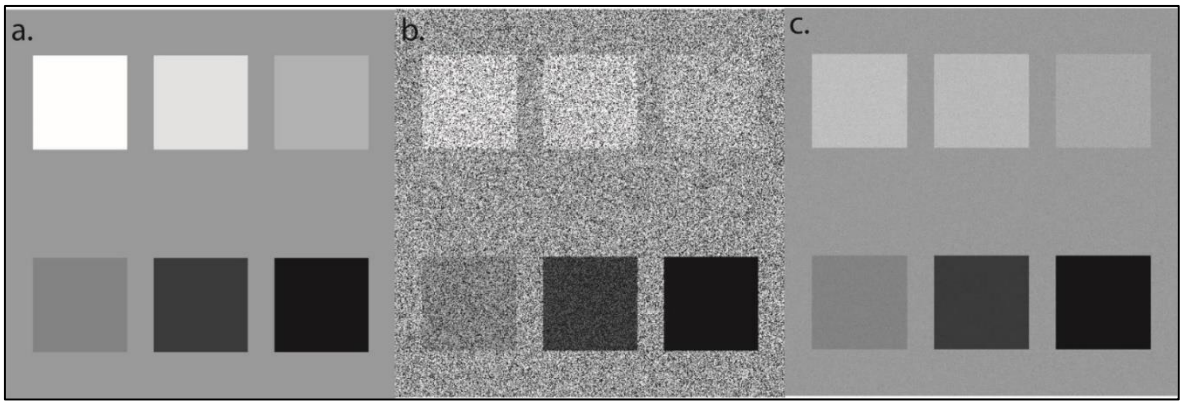
$$\bar{f}(x,y) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} f_i(x,y) \tag{6.5}$$

Eş.6.5, Eş.6.6 gibi yazılabilir:

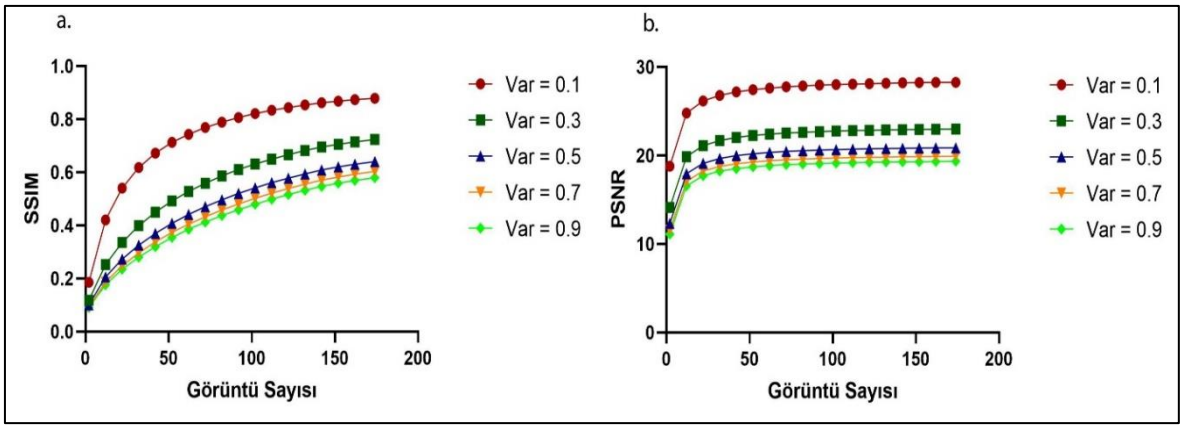
$$E\left(\bar{f}(x,y)\right) = f(x,y) \quad \& \quad \sigma^2_{\bar{f}(x,y)} = \frac{1}{N}\sigma^2_{n(x,y)} \tag{6.6}$$

Burada Eş.6.6'da $E\left(\bar{f}(x,y)\right)$, $\bar{f}(x,y)$'nin beklenen değeri olarak tanımlanır. Ayrıca $\sigma^2_{\bar{f}(x,y)}$ ve $\sigma^2_{n(x,y)}$ sıra ile $\bar{f}(x,y)$ ve $n(x,y)$'nin varyansıdır. Bu durumda $E\left(\bar{f}(x,y)\right) = f(x,y)$, olur. Bu da demektir ki, istifleme (ortalama) işlemi sırasında gürültülü görüntünün sayısının artması $\bar{f}(x,y)$'nin, $g(x,y)$'e yaklaşmasına neden olur.

Bu aşamaya kadar teorik olarak bahsi geçen konunun deneysel olarak da çalıştığını görmek için, gri düzeyde olan ve farklı yoğunluklar içeren sentetik bir görüntü oluşturulmuştur Şekil.6.2. Devamında görüntünün üzerine farklı varyanslarda benek gürültüsü eklenmiş olup üzerinde istifleme işlemi yapılmıştır. Burada kullanılan görüntü tek kareden oluşmuş olup dolayısı ile statik görüntü olarak algılanır ve herhangi bir hareket parametresi içermemektedir.



Şekil 6.2. (a) Orijinal görüntü, (b) gürültülü görüntü ve (c) istifleme sonucu elde edilen görüntünün bir örneği



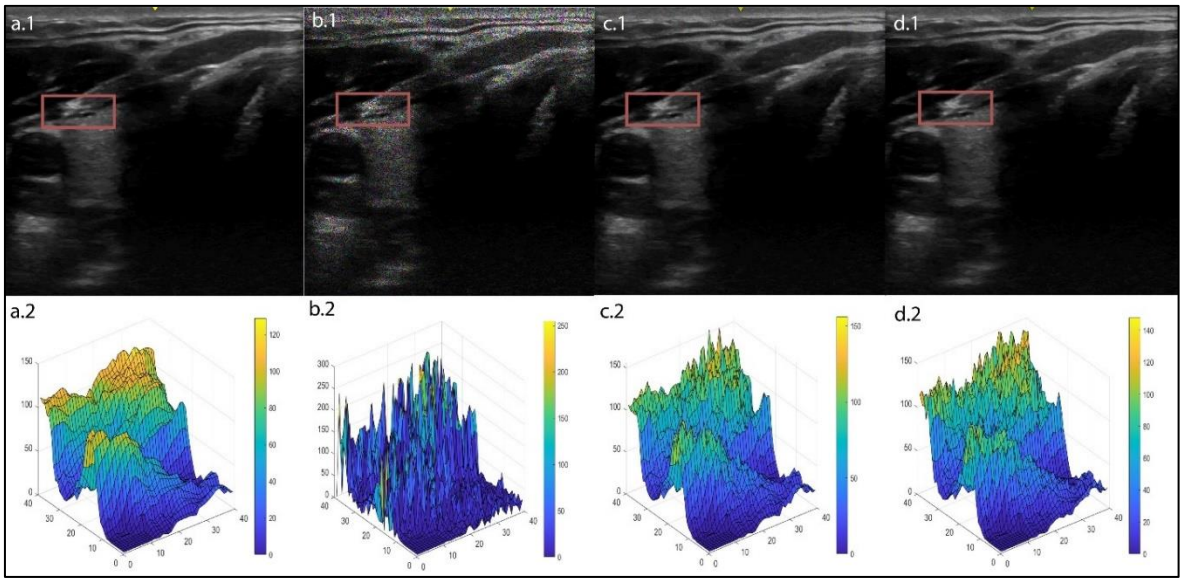
Şekil 6.3. Sentetik görüntü üzerinde istifleme sonucu (a) SSIM ve (b) PSNR değişimi

Şekil 6.3, görüntü artışı ile istifleme sonucundan SSIM ve PSNR değerlerinin değişimini göstermektedir. Şekilden de belli olduğu gibi istifleme işlemi sırasında görüntü sayısının artışı sonucu SSIM ve PSNR değerlerinde iyileşme gözlemlenmektedir. Buradan yola çıkarak önerilen yöntem US görüntüleri üzerinde uygulanabilir sonucu çıkarılabilir. Çalışmada kullanılan US kareleri arasındaki zaman ve hareket farkının çok az olmasından dolayı yani milimetre düzeyinde olmasından dolayı US görüntüleri statik olarak varsayılabilir. İkinci ve üçüncü aşamada kullanılan algoritmanın özeti Algoritma 1'de verilmiştir.

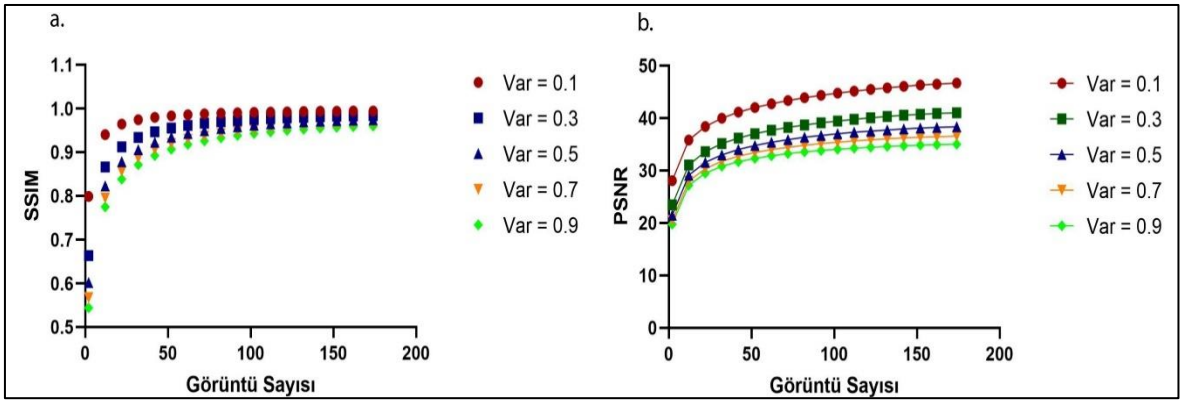
Çizelge 6.1. Algoritma 1: 2 ve 3 aşamanın sonuçları

US Görüntülerinde çözünürlüğü arttırmak için 2 ve 3 aşamaların özeti
1'den n kadar görüntü dizisi olsun & eğer $\mathbf{1 < m < n}$:
1. $\mathbf{I_{m-1}, I_m, I_{m+1}}$ Görüntü dizisi seçilir. 2. Birinci aşamadan elde edilen $\mathbf{T_{m-1,m}, T_{m,m+1}}$ değerleri ile eşleşir. 3. $\mathbf{I_{m-1}}$ & $\mathbf{I_{m+1}}$,$\mathbf{I_m}$ koordinatlarına $\mathbf{T_{m-1,m}}$ & $\mathbf{T_{m,m+1}}$ yardımı ile yerleştirilir. 4. İstifleme işlemi yapılır 5. Gürültüsü azaltılmış görüntü elde edilir. 6. Başka bir dizi seçilir $\mathbf{I_m, I_{m+1}, I_{m+2}}$ ve 1'den 5 kadar olan adımlar tekrarlanır.

Beşinci bölümde önerilen yöntemin hareket parametreleri tahmin edilmiştir. Ama doğrudan önerilen yöntem US görüntü dizisi üzerine uygulamadan önce, istifleme yönteminin tek bir kare US görüntüsü üzerinde nasıl bir etkisi olduğunu incelemekte fayda vardır. Bu işlem için tek kare US görüntüsü dikkate alınmıştır. Önceki durumda olduğu gibi farklı varyansa sahip gürültü US karesine eklenmiştir. İlgili gürültünün etkisi US karesi için Şekil.6.4'te verilmiştir.



Şekil 6.4. Görüntüler de sıra ile (a) orijinal, (b) gürültülü var=0,5 , (c) 52 kare ile istifleme ve (d) 172 kare istifleme sonucu gösterilmektedir



Şekil 6.5. Farklı varyans değerlerinde ve istifleme işleminde görüntü sayısının etkisi (a) SSIM ve (b) PSNR değişimleri

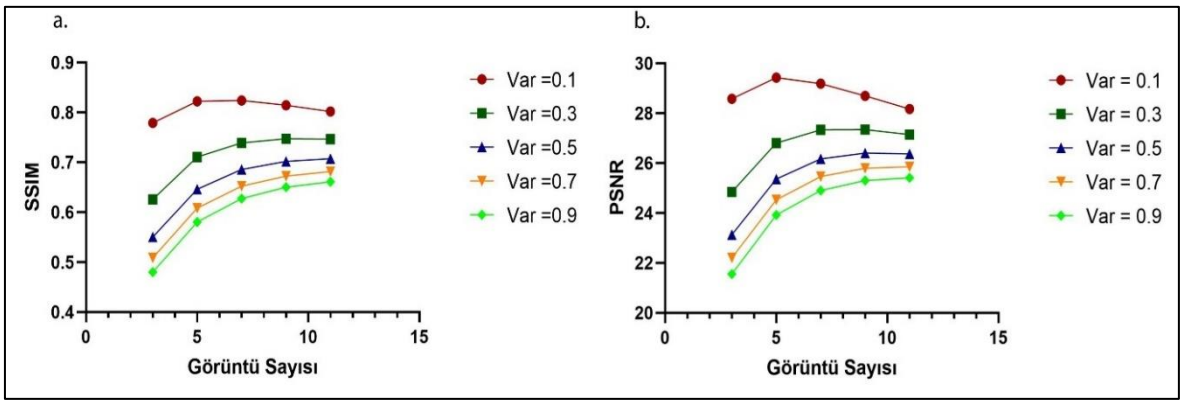
Şekil 6.4'te yoğunluk görüntü üzerinde kare işareti ile seçilmiş bölümde verilmiştir. Şekilden de belirli olduğu gibi gürültü ekleme sonucu görüntülerin kontrastı ve çözünürlüğü değişmiştir. İstifleme sürecinde tek kare US görüntüsü dikkate alınmıştır ve dolayısıyla herhangi bir hareket parametresi içermemektedir. Sonuçlardan belli olduğu gibi istifleme işlemi sırasında görüntü sayısı arttıkça daha az gürültülü görüntü oluşur. Ayrıca Şekil 6.5'te istifleme işleminin sonucu SSIM ve PSNR değerleri üzerinde verilmiştir. İlgili diyagramdan da belli olduğu gibi gürültü varyansı 0,9 olduğunda bile istifleme sürecinde görüntü sayısının artışı SSIM değerinin 1'e yaklaştığını göstermektedir. Dolayısıyla istifleme yaparak US görüntülerinde gürültü azaltılabilir ve dolaylı olarak kontrast ve çözünürlük iyileştirilebilir.

Ama bu çalışmanın amacı önerilen yöntemi US dizisi üzerinde denemektir. Kullanılan US dizisinde probun hareketinden kaynaklı olarak ardışık US görüntüleri arasında minimum düzeyde olsa bile bir hareket farkı bulunmaktadır. Hareket parametresinin farkının yanı sıra yine probun hareketinden kaynaklı kareler arasında içerik değişimi bulunmaktadır. Bu içerik değişimi bazı durumlarda 10 US karesine kadar göz ardı edilebilir. Daha önce de bahsedildiği üzere görüntü alma işlemi sırasında probun basıncından kaynaklı olarak dokuda oluşan deformasyonu en aza indirgemek için gönüllülerden görüntü alma işlemi sırasında nefeslerinin tutulması istenmiştir. Böylece incelenen bölge iyi bir oranla katı olarak algılanabilir. Dizi içerisinde bulunan görüntülerin tamamına farklı varyanslarda gürültü eklenmiştir. Birinci aşamanın ardından ve ilgili sonuçlar kullanarak dizi içerisinde bulunan hareketli görüntüler sabit görüntü koordinatına hizalanmıştır. Nihai olarak üçüncü aşamada istifleme işlemi yapılmıştır. Farklı hareket türü, varyans ve istifleme sırasında kullanılan görüntü sayıları ile elde edilen sonuçlar Çizelge 6.2 ve Şekil 6.6'da verilmiştir.

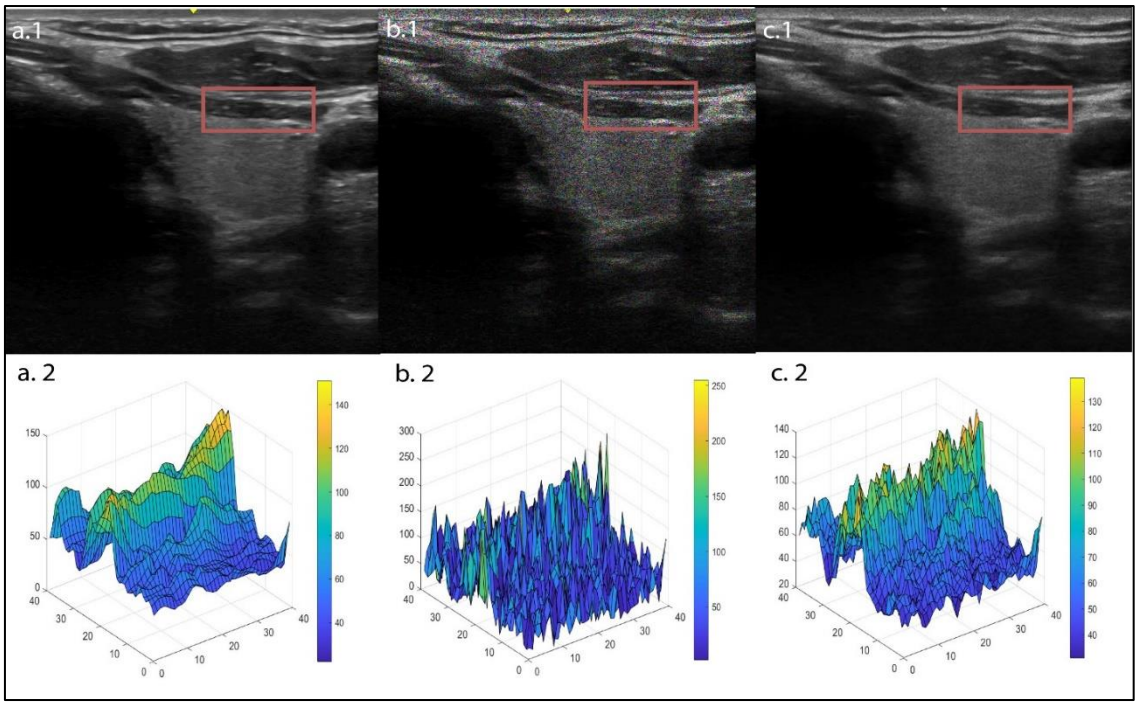
Çizelge 6.2. Farklı hareket türü, gürültü varyansı ve istifleme sayısı ile elde edilen sonuçlar

İstiflenen Görüntü sayısı	VAR = 0,1							
	Sağ Sürgülü		Sol Sürgülü		Sağ Devirme		Sol Devirme	
	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR
3	0,7791	28,5756	0,7969	28,7883	0,7633	28,1865	0,7902	28,6720
5	0,8222	29,4315	0,8348	29,6338	0,8109	29,0708	0,8314	29,5441
7	0,8238	29,1874	0,8353	29,4312	0,8138	28,8178	0,8340	29,3763
9	0,8145	28,6995	0,8259	28,9959	0,8049	28,3175	0,8262	28,9767
11	0,8019	28,1736	0,8134	28,5151	0,7923	27,7787	0,8153	28,5365
İstiflenen Görüntü sayısı	VAR = 0,3							
	Sağ Sürgülü		Sol Sürgülü		Sağ Devirme		Sol Devirme	
	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR
3	0,6258	24,8478	0,6565	25,0923	0,6013	24,4204	0,6438	24,9551
5	0,7106	26,8034	0,7331	27,0217	0,6909	26,3659	0,7253	26,8935
7	0,7391	27,3394	0,7581	27,5723	0,7220	26,8946	0,7535	27,4677
9	0,7471	27,3493	0,7645	27,6182	0,7315	26,8973	0,7622	27,5432
11	0,7663	27,1426	0,7628	27,4527	0,7316	26,6866	0,7625	27,4148
İstiflenen Görüntü sayısı	VAR = 0,5							
	Sağ Sürgülü		Sol Sürgülü		Sağ Devirme		Sol Devirme	
	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR
3	0,5502	23,1306	0,5864	23,3887	0,5229	22,6938	0,5712	23,2428
5	0,6462	25,3606	0,6741	25,5841	0,6227	24,8952	0,6637	25,4386
7	0,6855	26,1746	0,7091	26,3990	0,6647	25,6889	0,7022	26,2682
9	0,7017	26,4046	0,7231	26,6561	0,6827	25,9092	0,7189	26,5496
11	0,7073	26,3691	0,7270	26,6508	0,6893	25,8671	0,7251	26,5774
İstiflenen Görüntü sayısı	VAR = 0,7							
	Sağ Sürgülü		Sol Sürgülü		Sağ Devirme		Sol Devirme	
	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR
3	0,5086	22,2046	0,5475	22,4740	0,4803	21,7669	0,5311	22,3182
5	0,6080	24,5331	0,6390	24,7039	0,5828	24,0587	0,6272	24,6127
7	0,6521	25,4606	0,6785	25,6860	0,6293	24,9653	0,6703	25,5467
9	0,6725	25,7993	0,6962	26,0427	0,6515	25,2891	0,6909	25,9209
11	0,6813	25,8516	0,7033	26,1231	0,6616	25,3374	0,7002	26,0287
İstiflenen Görüntü sayısı	VAR = 0,9							
	Sağ Sürgülü		Sol Sürgülü		Sağ Devirme		Sol Devirme	
	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR
3	0,4797	21,5555	0,5203	21,8345	0,4509	21,1173	0,5033	21,6747
5	0,5803	23,9183	0,6134	24,1584	0,5339	23,4448	0,6005	24,0017
7	0,6271	24,9015	0,6555	25,1364	0,6030	24,4053	0,6463	24,9850
9	0,6500	25,3007	0,6757	25,5492	0,6277	24,7904	0,6694	25,4156
11	0,6610	25,4103	0,6846	25,6803	0,6400	24,8940	0,6808	25,5747

Şekilden ve tablodan da belli olduğu gibi, varyans oranının artışı ile SSIM ve PSNR değerlerinde belirli bir şekilde azalma ortaya çıkar. Ayrıca tüm gürültü varyanslarında istifleme işleminde görüntü sayısının artışı ile birlikte SSIM ve PSNR değerlerinde iyileşme gözlemlenmiştir. Bunlara ek olarak Şekil 6.7'de orijinal görüntü, gürültülü görüntü ve istifleme yapılmış olan görüntü sonuçları verilmiştir. Burada şekilden de belli olduğuna göre gürültü eklendikten sonra US görüntüsünün kontrastı değişmektedir. 11 görüntü ile istifleme işleminden sonra görüntünün yoğunluğu ilgili bölgede değiştiği görülmüştür ve daha pürüzsüz sonuç ortaya çıkmıştır. İlgi örnekte SSIM=0,7874 ve PSNR=28,5373 dır.



Şekil 6.6. US dizisinde farklı gürültü varyansı ile istifleme sonuçları



Şekil 6.7. Sıra ile (a) orijinal görüntü, (b) gürültülü, görüntü var=0,5 ve (c) 11 görüntü ile elde edilen istifleme sonucu

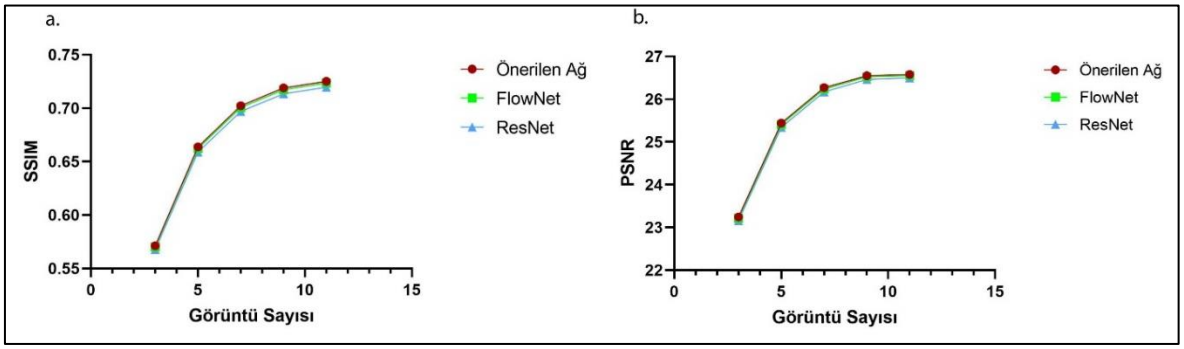
Özetlenecek olursa [103]'te de belirtildiği gibi istifleme sonucunda US örüntülerinde gürültü oranı azalır. Böylece orijinal görüntünün üstündeki ve altındaki rasgele dalgalanmalar daha fazla görüntü ekleyerek azalır. Bu çalışmada istifleme sürecinde kullanılabilecek görüntü sayısında [103], bazı kısıtlamalar bulunmaktadır. Çünkü US probu statik değildir ve bu nedenle US kareleri arasında minimum düzeyde olsa bile içerik farkı bulunmaktadır. Ama buna rağmen önerilen yöntemin çözünürlüğü arttırması ve gürültü azaltma konusunda başarılı olduğu gözlemlenmektedir.

Çizelge 6.3. Farklı ağ yapıları ile hareket parametre tahmincilerini kullanarak istifleme sonuçlarının karşılaştırılması

İstiflenen Görüntü sayısı	Önerilen Ağ							
	Sağ Sürgülü		Sol Sürgülü		Sağ Devirme		Sol Devirme	
	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR
3	0,5502	23,1306	0,5864	23,3887	05229	22,6938	0,5712	23,2428
5	0,6462	25,3606	0,6741	25,5841	0,6227	24,8952	0,6637	25,4386
7	0,6855	26,1746	0,7091	26,3990	0,6647	25,6889	0,7022	26,2682
9	0,7017	26,4046	0,7231	26,6561	0,6827	25,9092	0,7189	26,5496
11	0,7073	26,3691	0,7270	26,6508	0,6893	25,8671	0,7251	26,5774
İstiflenen Görüntü sayısı	FlowNet							
	Sağ Sürgülü		Sol Sürgülü		Sağ Devirme		Sol Devirme	
	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR
3	0,5480	23,0752	0,5851	23,3513	0,5216	22,6654	0,5702	23,2142
5	0,6432	25,2924	0,6725	25,5390	0,6210	24,8623	0,6622	25,4060
7	0,6824	26,1069	0,7075	26,3553	0,6627	25,6565	0,7006	26,2371
9	0,6989	26,3466	0,7214	26,651	0,6809	25,8821	0,7172	26,5210
11	0,7045	26,3210	0,7255	26,6164	0,6876	25,8455	0,7235	26,5529
İstiflenen Görüntü sayısı	ResNet							
	Sağ Sürgülü		Sol Sürgülü		Sağ Devirme		Sol Devirme	
	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR
3	0,5475	23,0644	0,5839	23,3209	0,5198	22,6213	0,5678	23,1599
5	0,6425	25,2736	0,6702	25,4890	0,6185	24,8030	0,6589	25,3387
7	0,6817	26,0859	0,7056	26,3041	0,6602	25,5999	0,6969	26,1685
9	0,6982	26,3277	0,7196	26,5644	0,6784	25,8325	0,7134	26,4602
11	0,7039	26,2998	0,7238	26,5732	0,6853	25,8056	0,7195	26,4984

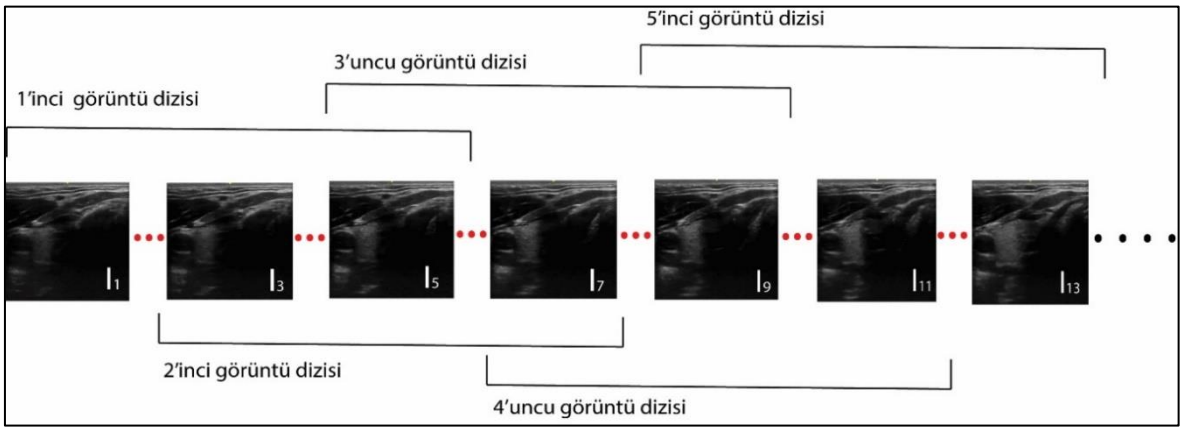
İstifleme işleminde hareket parametrelerinin etkisini incelemek amacı ile FlowNet ve ResNet yardımı ile tahmin edilen hareket parametreleri çakıştırma işleminde kullanılmış olup devamında istifleme işlemi yapılmıştır. İlgili sonuçlar Çizelge.6.2 ve Şekil.6.8'de verilmiştir. Burada dikkate alınan gürültü varyansı 0,5 olarak alınmıştır. Çizelge.6.2'den de belli olduğu gibi önerilen ağ yapısı ile tahmin edilen hareket parametreleri diğer kullanılan iki ağa göre daha başarılı sonuçlar sağlamıştır. Bu da hareket parametrelerinin istifleme işleminde doğrudan etkili olduğunu göstermektedir. Çizelge.6.2'den yine anlaşıldığı gibi SSIM ve PSNR değerleri için tüm gürültü varyansları ve istiflemede kullanılan görüntü sayısında daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir. Çizelge.5.18'in bir sonucu olarak SSIM ve PSNR değerleri için en düşük değerler hareket parametresi ResNet ile tahmin edilen sonuçlar yardımı ile elde edilmiştir. Ama Şekil.6.8'den de anlaşıldığı gibi SSIM ve PSNR değerleri

arasında büyük fark çıkmamıştır. Bunlara ek olarak her bir durumda görüntü sayısının artışın SSIM ve PSNR değerlerinde iyileşme sağladığı gösterilmektedir.



Şekil 6.8. Farklı ağların hareket parametresi tahmini ile istifleme sonuçlarının karşılaştırılması

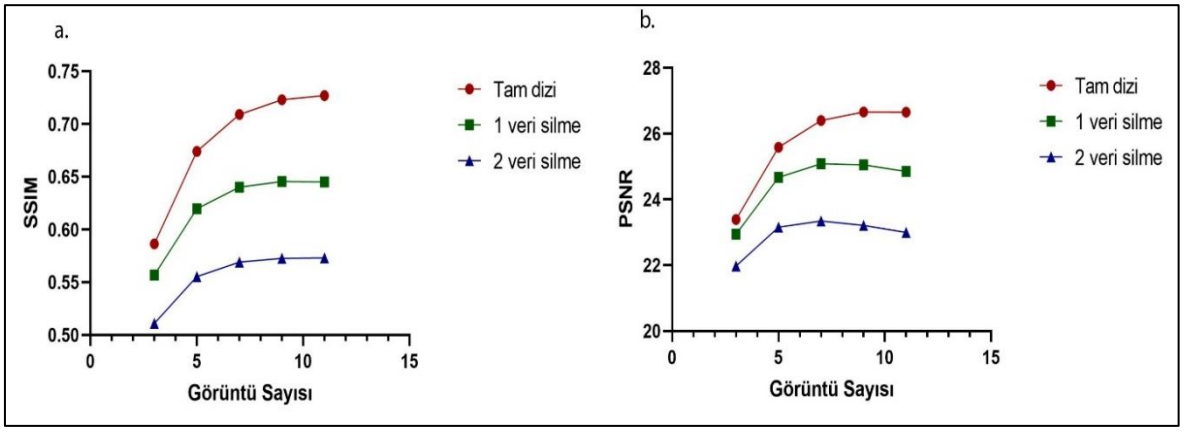
Bu aşamaya kadar hareket parametresinin etkisi istifleme işleminde incelenmiştir. Ama görüntü kareleri arasında oluşan içerik farkının etkisi istifleme sürecinde faydalı olacaktır. Bu işlem için US görüntü dizisinde sıra ile bir ve iki kare diziden çıkarılmış olup hareket parametresi tahmininden sonra çakıştırma ve istifleme işlemi yapılmıştır. Görüntü dizisi ile ilgili blok şema Şekil.6.9'da verilmiştir.



Şekil 6.9. US görüntü dizisinden 1 görüntü çıkarıldığı durumda görüntü dizisinin blok şeması

İçerik değişimi ile ilgili sonuçlar Şekil 6.10'da verilmiştir. Burada gürültü varyansı 0,5 olarak alınmıştır. Şekilden de belli olduğu üzere SSIM ve PSNR değerlerinde belirgin bir şekilde azalma ortaya çıkmıştır. Bu azalma US kareleri arasındaki içerik değişiminden kaynaklanmaktadır. Bilindiği üzere US görüntülerinde değişim probun hareketi ve aynı zamanda hareketten kaynaklı incelenen dokunun değişiminden kaynaklanmaktadır. Dolayısı

ile US kareleri arasında içerik değişiminin artışı büyük oranda istifleme işleminin başarısını etkilemektedir. Buda demektir ki US görüntüleri üzerinde istifleme işlemi yapılırken kareler arasındaki rotasyon ve öteleme farkı oldukça düşük bir değer olması gerekmektedir. Ama içerik değişiminden kaynaklı azalmanın yanı sıra istifleme işleminde görüntü sayısının artışı SSIM ve PSNR değerlerinde iyileşmeye neden olmuştur.



Şekil 6.10. US görüntü dizisinden sıra ile 1 ve 2 kare çıkarmanın SSIM ve PSNR değerleri üzerinde etkisi

7. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Bu çalışmada farklı açılardan alınan US görüntülerinin çakıştırılması hedeflenmektedir. Bu işleme yönelik ilk başta şu soruya cevap bulmaya çalışılmıştır. “Acaba US görüntülerin arasında açı farkının derin öğrenme ağı yardımı ile tahmin edilmesi mümkün olur mu?” Bu soruya cevap bulmak için erişime açık olan US görüntüleri üzerinde z eksenine yönelik sentetik olarak açı farkı oluşturulmuştur. Daha sonra açı farkı bulunan bu görüntüler üçlü kümeler halinde derin öğrenme ağına tanımlanmıştır. Çıkışta ağ test kümesi ile ilgili açı tahmini yapmaya çalışılmıştır. Buradan elde edilen sonuçlar özellik çıkarma yöntemleri ile karşılaştırılıp ve derin öğrenme ağının açı tahmininde özellik çıkarma yöntemlerine göre daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir. Burada kullanılan ağ, optik akış tahmini için tasarlanan FlowNet ağı olup açı tahmini için ilgili uyarlamalar yapılmıştır.

Çalışmanın devamında, derin öğrenme ağlarında karşılaşılan veri ve gradyan kaybı dikkate alınarak yeni ağ modeli oluşturmaya çalışılmıştır. Bilindiği üzere derin öğrenme ağlarında ağ yapısının derinleşmesi ile birlikte verilerin girişten çıkışa olan doğru yolculuğunda ve gradyan için çıkıştan, girişe olan yolculukta veri kabına neden olur. Literatürde bu problemi gidermek için farklı ağ modelleri önerilmiştir. Bu ağ yapıları ağın özellik haritaları için ilerleyen mesafeyi kısaltmaya çalışmaktadır. Bu konuda oldukça başarılı olan ağ yapılarından biri DenseNet ağ yapısıdır. DenseNet’in diğer ağlardan farkı, mesafe kısaltma işlemi sırasında özellik haritalarını toplamak yerine, onları birleştirmeye çalışmaktır. Diğer taraftan ise konum tahmini işleminde, sınıflandırmadan farklı olarak derin ağın piksel başına konum tahmini yapabilmesidir. Bu nedenle önerilen ağ yapısında iki faktör dikkate alınmıştır. İlk olarak ağın piksel başına konum tahmini yapabilmesi ve diğeri ise maksimum bilgi aktarma kabiliyetine sahip olmasıdır.

Bu tanımlardan yola çıkarak önerilen ağ, kodlayıcı ve kod-çözücü mantığında çalışmaktadır. Kodlayıcı bölümünde DenseNet yapısında bulunan Dense bloklar kullanılmıştır. Böylece piksel başına konum tahmini yaparken maksimum bilgiyi de aktarmış olacaktır. Kod-çözücü bölümünde ise FlowNet yapısı kullanılmıştır. Böylece kodlayıcı bölümünde bulunan ilgili katmanla birleştirerek piksel başına tahmin edilen konumları birleştirmiş olacaktır.

Çalışmanın devamında ağın performansını değerlendirmek için üç farklı veri seti kullanılmıştır. Veri setleri sıra ile çok amaçlı fantom görüntüleri, 46 gönüllünün tiroit bezi üzerinden alınan görüntüleri ve 10 gönüllünün karaciğeri üzerinden alınan görüntüleridir.

Dışarıdan US kareleri arasındaki açı ve öteleme değerlerini elde etmek için AÖB, US probunun üzerine yerleştirilmiş olup ilgili bölgeyi tarama sırasında US'la eş zamanlı probun konumunu ve dolaylı olarak görüntülerle ilgili konum bilgisini sağlamaktadır. Konum bilgisi kaydedildikten sonra görüntüler arasındaki dönüşüm matrisi oluşturulur ve konum bilgileri ile beraber görüntüler 3'lü ve 5'li diziler olarak derin öğrenme ağına tanımlanır. Amaç çıkışta ağın test kümesindeki görüntüler arasında konum bilgilerinin tahmin edilmesidir.

Ağın etkin çalışmasını sağlamak açısından ağın kaç katmanla daha iyi performans gösterdiğinin belirlenmesi gerekmektedir. Bu işlem için ağın eğitimi, fantom verileri ile 2, 3 ve 4 dense blokla yapılmış olup 3 dense blok kullanarak ağın daha iyi performans sağladığı gözlemlenmiştir. Fantom verileri üç farklı şekilde inceleme altına alınmıştır. İlk olarak veriler derin öğrenme ağına tanımlanarak konum bilgileri tahmin edilmiştir. İkinci adımda ise özellik çıkarma yöntemleri ile US görüntüleri arasında konum tahmini yapılmaya çalışılmıştır. Buradan elde edilen sonuçlara göre derin öğrenme yönteminin özellik çıkarma yöntemine göre daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir. Karşılaştırmanın üçüncü aşamasında ise özellik çıkarma yöntemleri ile elde edilen konum bilgileri yardımı ile dönüşüm matrisi oluşturulup AÖB verileri yerine bu verilerle derin öğrenme ağı eğitilmiş ve test verileri ile konum bilgisi tahmin edilmiştir. Buradan elde edilen sonuçların ikinci aşamanın sonuçlarına göre daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir. Ama yine de derin öğrenme ağının AÖB verileri ile eğitilmesi daha başarılıdır. Fantom verilerinde tarama süresin 30s gibi kısmen uzun bir süre olduğundan dolayı hareket bulanıklığı bazı karelerde kaçınılmaz hale gelmiştir. Hareket bulanıklığı bulunan durumlarda özellik çıkarma yöntemleri başarısız olmakta ve ardışık US kareleri arasında eşleşme bulunamamaktadır. Bu etkiyi azaltmak için alçak geçiren, Wiener ve Frost filtreleri kullanılmıştır, ama kullanılan filtrelerin hareket bulanıklığı etkisini azaltma işleminde başarısız olduğu gözlemlenmiştir. Son olarak US görüntülerinde hareket bulanıklığı etkisini azaltmak için US görüntülerinin kontrası değiştirilmiştir.

Çalışmanın devamında tiroit ve karaciğer bölgelerinden alınan veriler derin öğrenme ağına tanımlanmıştır. Probun farklı hareket türünü incelemek için görüntüler sürgülü ve devirme hareketleri yardımı ile alınmıştır. Ağın eğitimi sırasında ilk başta her hareket türü ayrı ayrı

derin öğrenme ağına tanımlanmıştır. Devamında ise tüm hareket türleri aynı anda derin öğrenme ağına tanımlanır. İki durumda sonuçlar arasında bir fark kaydedilmemiştir. Üçlü ve beşli kümelerin karşılaştırılması açısından üçlü kümelerin çoğu durumda daha başarılı sonuçlar sağladığı gözlemlenmiştir. Bu durum fantom üzerinden elde edilen sonuçları desteklemektedir. Çalışmanın devamında ağın performansını ölçmek için FlowNet ve ResNet ağları üzerinde uyarlamalar yapılarak açı konum tahmini yapılmaya çalışılmıştır. Karşılaştırma sonucu olarak FlowNet ağının sonuçlarının önerilen ağa daha yakın olduğu gözlemlenmiştir. Ama ResNet yapısı konum tahmini işleminde başarılı performans sergilememektedir. Bunun nedeni ResNet yapısının bu büyüklükteki veri için derin sayılabileceğinden kaynaklamaktadır. Son olarak ağın eğitimi karaciğer verileri üzerinde yapılmıştır. Karaciğer verilerinde bir önceki durumlarda olduğu gibi üçlü kümenin daha başarılı sonuçlar sağladığı gözlemlenmiştir. Ama burada veri sayısının oldukça az olmasından dolayı diğer ağ yapıları ile karşılaştırılması yapılmamıştır.

Önerilen yöntemin uygulama aşamasına gelindiğinde amaç US görüntülerinde benek gürültü oranını azaltarak görüntülerin çözünürlüğünü yükseltmektir. Burada önerilen yöntem üç aşamadan oluşmuştur. İlk aşamada görüntülerin konumu tahmin edilecektir. İkinci aşamada ise görüntüler referans görüntü koordinatına hizalanarak çakıştırma işlemi gerçekleştirilmiş olacaktır. Son aşamada ise hizalanan görüntülerin üzerinde istifleme işlemi yapılacaktır. Önerilen yöntemin başarı oranını tespit etmek için US görüntülerine farklı varyansa sahip benek gürültüleri eklenmiştir. Ayrıca istifleme işlemi sırasında kullanılan görüntü sayısı da dikkate alınmıştır. Önerilen yöntemin doğrudan US görüntüleri üzerinde uygulanmadan önce ilk başta herhangi bir hareket parametresi içermeyen tek kare US görüntüsü incelenmiştir. Bu durumda tüm gürültü varyanslarında görüntü sayısının artması ile birlikte SSIM ve PSNR değerlerinde iyileşme gözlemlenmiş olup 0,9 gürültü varyansı olan durumda bile 172 US kare istifleme sonucu SSIM değeri 1'e yaklaşmıştır. Önerilen yöntem US dizisine uygulandığında, kareler arasında bulunan içerik farkından dolayı istifleme işleminde sınırlı sayıda görüntünün kullanılması mümkündür. Bu çalışmada en fazla 11 kare istifleme işlemine dahil edilmiştir. Tüm gürültü varyanslarında US kare sayısının artması ile birlikte SSIM ve PSNR değerlerinde iyileşme gözlemlenmiştir. Hareket parametresinin etkisini incelemek adına istifleme işlemi FlowNet ve ResNet sonuçlarına göre de yapılmıştır. Beklendiği üzere FlowNet ve ResNet yapısında hareket parametre tahmin değerlerinde hata oranı daha yüksek olduğundan istifleme işlemi sırasında da SSIM ve PSNR değerlerinde azalma gözlemlenmiştir. İçerik değişimi etkisini incelemek için US dizisinden sıra ile 1 ve

2 kare çıkarılmış olup istifleme yapılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre içerik değişimi istiflemede en büyük etkene sahiptir ve değişimin oranı artıkça SSIM ve PSNR değerlerinde düşüş gözlemlenmektedir. Ama tüm durumlarda istifleme işlemi sırasında görüntü sayısının artışı SSIM ve PSNR için iyileşmeye neden olmaktadır.

Elde edilen sonuçlar özetlenecek olursa bu çalışma kapsamında AÖB kullanılarak US probunun konumu ve dolaylı olarak US görüntüleri arasındaki konum farkı tahmin edilmiştir. İlgili tahmini yapabilmek için iki etkin ağın birleşiminden yararlanılmıştır. Görüntüler ağın girişinde 3'lü ve 5'li kümeler olarak tanımlanıp, 3'lü kümelerde daha başarılı sonuçlar kaydedilmiştir. Çalışmanın bir uygulama alanı olarak US görüntüleri üzerinde konum tahmin sonuçlarına dayalı olarak benek gürültülerini azaltmak amacı ile istifleme işlemi yapılmıştır. İstifleme işleminde görüntü sayısının artışı SSIM ve PSNR değerlerinde iyileşme sağlamıştır. Buna rağmen içerik değişimi istiflemenin sonucunu olumsuz yönde etkilemiştir.

İlerdeki çalışmalarda bu çalışmada ele alınan yöntemi kullanarak US görüntülerinde 3B yapılandırma uygulanabilir. Ayrıca 3B US görüntülerinden 2B standart düzlem çıkarılma işleminde kullanılabilir. Farklı ağ yapılarının performansı açı, rotasyon ve öteleme değerlerinin tahmininde incelenebilir. Ayrıca AÖB üzerinde, burada kullanılan amaca uygun Kalman filtresi dışında farklı filtreler incelenip ve başarıları değerlendirilebilir. Ayrıca bunlara ek olarak donanım bazlı düşünülürse tarama sırasında karmaşıklığı azaltmak ve işlemi hızlandırma açısından FPGA (Field Programmable Gate Array) gibi gömülü sistemler üzerinde tasarım yapılarak gerçek zamanlı çalışma ortamı sağlanabilir.

KAYNAKLAR

1. Huang, Q., and Zeng, Z. (2017). A review on real-time 3D ultrasound imaging technology. *BioMed Research International*, ID 6027029, 1-27.

2. Mohamed, F., and Siang, C. V. (2019). A survey on 3D ultrasound reconstruction techniques. In M.A. Aceves-Fernandez (Ed.), *Artificial Intelligence-Applications in Medicine and Biology*. London: IntechOpen, 73-92.

3. Nakamoto, M., Nakada, K., Sato, Y., Konishi, K., Hashizume, M., and Tamura, S. (2008). Intraoperative magnetic tracker calibration using a magneto-optic hybrid tracker for 3-D ultrasound-based navigation in laparoscopic surgery. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 27(2), 255-270.

4. Luo, Z., Cai, J., Wang, S., Zhao, Q., Peters, T. M., and Gu, L. (2012). Magnetic navigation for thoracic aortic stent-graft deployment using ultrasound image guidance. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 60(3), 862-871.

5. Rivaz, H., Chen, S. J. S., and Collins, D. L. (2014). Automatic deformable MR-ultrasound registration for image-guided neurosurgery. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 34(2), 366-380.

6. Housden, R. J., Gee, A. H., Prager, R. W., and Treece, G. M. (2008). Rotational motion in sensorless freehand three-dimensional ultrasound. *Ultrasonics*, 48(5), 412-422.

7. Goshtasby, A. A. (2012). *Image registration: Principles, tools and methods*. London: Springer Science & Business Media, 112.

8. Goshtasby, A. A. (2017). *Theory and applications of image registratio*n. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 48.

9. Housden, R. J., Treece, G. M., Gee, A. H., and Prager, R. W. (2008). Calibration of an orientation sensor for freehand 3D ultrasound and its use in a hybrid acquisition system. *BioMedical Engineering OnLine*, 7(1), 1-13.

10. Wåhlin, N. and Wrange, L. (2018). *Development of techniques for measuring the mobility of knee joints in children with cerebral palsy.* Master's Thesis, Faculty of Engineering LTH, Lund University, Sweden, 96.

11. Prevost, R., Salehi, M., Jagoda, S., Kumar, N., Sprung, J., Ladikos, A., and Wein, W. (2018). 3D freehand ultrasound without external tracking using deep learning. *Medical Image Analysis*, 48, 187-202.

12. Van Sloun, R. J., Solomon, O., Bruce, M., Khaing, Z. Z., Eldar, Y. C., and Mischi, M. (2019). *Deep learning for super-resolution vascular ultrasound imaging*. In ICASSP 2019-2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 12-17 May, New Jersey, 1055-1059.

13. van Sloun, R. J., Solomon, O., Bruce, M., Khaing, Z. Z., Wijkstra, H., Eldar, Y. C., and Mischi, M. (2020). Super-resolution ultrasound localization microscopy through deep learning. *IEEE Transactions on Medical İmaging*, 40(3), 829-839.

14. Guo, H., Xu, S., Wood, B., and Yan, P. (2020). *Sensorless freehand 3D ultrasound reconstruction via deep contextual learning*. In Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention (MICCAI), 23rd International Conference Proceedings, October 4–8, Lima. Peru: Springer International Publishing, 463-472.

15. Huang, G., Liu, Z., Van Der Maaten, L., and Weinberger, K. Q. (2017). *Densely connected convolutional networks*. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, Honolulu. USA: IEEE Publications, 4700-4708.

16. He, K., Zhang, X., Ren, S., and Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,* July 21-26, Honolulu. USA: IEEE Publications, 770-778.

17. Xie, S., Girshick, R., Dollár, P., Tu, Z., and He, K. (2017). *Aggregated residual transformations for deep neural networks* In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, Honolulu. USA: IEEE Publications, 1492-1500.

18. Hu, J., Shen, L. and Sun, G. (2018). *Squeeze-and-excitation networks*. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, Salt Lake City. USA: IEEE Publications, 7132-7141.

19. Huang, G., Liu, Z., Pleiss, G., Van Der Maaten, L., and Weinberger, K. Q. (2019). Convolutional networks with dense connectivity. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 44(12), 8704-8716.

20. Dosovitskiy, A., Fischer, P., Ilg, E., Hausser, P., Hazirbas, C., Golkov, V., and Brox, T. (2015). *Flownet: Learning optical flow with convolutional networks.* In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 7-12, Massachusetts. USA: IEEE Publications, 2758-2766.

21. Li, H., and Wu, X. J. (2018). DenseFuse: A fusion approach to infrared and visible images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 28(5), 2614-2623.

22. Szabo, T.L. (2004). *Diagnostic ultrasound imaging: Inside out*. New York: Academic Press, 156.

23. Lemoigne, Y., Caner, A. and Rahal, G. (2007). *Physics for medical imaging applications*. Berlin: Springer Science & Business Media, 240.

24. Chan, V., and Perlas, A. (2011). *Basics of ultrasound imaging, in Atlas of ultrasound-guided procedures in interventional pain management.* New Delhi: Springer, 13-19.

25. Aldrich, J.E. (2007). Basic physics of ultrasound imaging. *Critical Care Medicine*, 35(5), 131-137.

26. Martin, D. J., Wells, I. T., and Goodwin, C.R. (2015). Physics of ultrasound. *Anaesthesia & Intensive Care Medicine*, 16(3), 132-135.

27. Ng, A. and Swanevelder, J. (2011). Resolution in ultrasound imaging. *Continuing Education in Anaesthesia Critical Care & Pain*, 11(5), 186-192.

28. Carovac, A., Smajlovic, F. and Junuzovic, D. (2011). Application of ultrasound in medicine. *Acta Informatica Medica*, 19(3), 168-171.

29. Stalmans, I., Vandewalle, E., Anderson, D. R., Costa, V. P., Frenkel, R. E., Garhofer, G., and Schmetterer, L. (2011). Use of colour Doppler imaging in ocular blood flow research. *Acta Ophthalmologica*, 89(8), 609-630.

30. İnternet: *Ultrasound Probe Movement*. Web: https://www.pocus101.com/ultrasound-machine-basics-knobology-probes-and-modes/#Ultrasound_Probe_Movements_and_Manipulation, Son Erişim Tarihi: 10.06.2022.

31. Sonka, M., and Fitzpatrick, J. M. (2000). *Handbook of medical imaging – Volume 2: Medical image processing and analysis*. USA: The International Society for Optical Engineering, 2.

32. Zhou, H., and Rivaz, H. (2015). *Robust deformable registration of pre-and post-resection ultrasound volumes for visualization of residual tumor in neurosurgery*. In 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), August 25-29, Milano. USA: IEEE Publications, 56.

33. El-Gamal, F. E. Z. A., Elmogy, M., and Atwan, A. (2016). Current trends in medical image registration and fusion. *Egyptian Informatics Journal*, 17(1), 99-124.

34. Bharadwaj, S., and Almekkawy, M. (2020). *Deep learning based motion tracking of ultrasound image sequences.* In 2020 IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS), September 7-11, Nevada. USA: IEEE Publications, 98.

35. Modersitzki, J. (2009). *FAIR: Flexible algorithms for image registration*. Pennsylvania: Society for Industrial and Applied Mathematics, 102.

36. Attneave, F. (1954). Some informational aspects of visual perception. *Psychological Review*, 61(3), 183.

37. Xiong, Z., and Zhang, Y. (2010). A critical review of image registration methods. *International Journal of Image and Data Fusion*, 1(2), 137-158.

38. Veltkamp, R., Burkhardt, H., and Kriegel, H. P. (2001). *State-of-the-art in content-based image and video retrieval.* Berlin: Springer Science & Business Media, 22.

39. Mani, V., and Arivazhagan, S. (2013). Survey of medical image registration. *Journal of Biomedical Engineering and Technology*, 1(2), 8-25.

40. Ker, J., Wang, L., Rao, J., and Lim, T. (2017). Deep learning applications in medical image analysis. *IEEE Access*, 6, 9375-9389.

41. Schalk, S. G., Postema, A., Saidov, T. A., Demi, L., Smeenge, M., de la Rosette, J. J., and Mischi, M. (2016). 3D surface-based registration of ultrasound and histology in prostate cancer imaging. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 47, 29-39.

42. Ito, S., Ito, K., Aoki, T., Ohmiya, J., and Kondo, S. (2017). *Probe localization using structure from motion for 3D ultrasound image reconstruction.* In 14th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI), April 18-21, Melbourne. Australia: IEEE Publications, 68-71.

43. Ito, K., Yodokawa, K., Aoki, T., Ohmiya, J., and Kondo, S. (2017). *A probe-camera system for 3D ultrasound image reconstruction*. In Imaging for Patient-Customized Simulations and Systems for Point-of-Care Ultrasound: International Workshops, BIVPCS 2017 and POCUS 2017, Held in Conjunction with MICCAI 2017, September 14, Québec City. Canada: Springer International Publishing, 129-137.

44. Khanal, B., Gomez, A., Toussaint, N., McDonagh, S., Zimmer, V., Skelton, E., and Kainz, B. (2018). *EchoFusion: tracking and reconstruction of objects in 4D freehand ultrasound imaging without external trackers.* In Data Driven Treatment Response Assessment and Preterm, Perinatal, and Paediatric Image Analysis: 1st International Workshop, DATRA 2018 and 3rd International Workshop (PIPPI), Held in Conjunction with MICCAI 2018, Granada. Spain: Springer International Publishing, 117-127.

45. De Vos, B. D., Berendsen, F. F., Viergever, M. A., Sokooti, H., Staring, M., and Išgum, I. (2019). A deep learning framework for unsupervised affine and deformable image registration. *Medical Image Analysis*, 52, 128-143.

46. Hu, Y., Modat, M., Gibson, E., Ghavami, N., Bonmati, E., Moore, C. M., and Vercauteren, T. (2018). *Label-driven weakly-supervised learning for multimodal deformable image registration*. In 2018 IEEE 15th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI), April 4-7, Washington D.C. USA: IEEE Publications, 1070-1074.

47. Hu, Y., Modat, M., Gibson, E., Li, W., Ghavami, N., Bonmati, E., and Vercauteren, T. (2018). Weakly-supervised convolutional neural networks for multimodal image registration. *Medical Image Analysis*, 49, 1-13.

48. Miura, K., Ito, K., Aoki, T., Ohmiya, J., and Kondo, S. (2020). *Localizing 2D ultrasound probe from ultrasound image sequences using deep learning for volume reconstruction*. In Medical Ultrasound, and Preterm, Perinatal and Paediatric Image Analysis: First International Workshop, ASMUS 2020, and 5th International Workshop (PIPPI), Held in Conjunction with MICCAI 2020, October 4-8, Lima. Peru: Springer International Publishing, 97-105.

49. Guo, H., Kruger, M., Xu, S., Wood, B. J. and Yan, P. (2020). Deep adaptive registration of multi-modal prostate images. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 84, 101769.

50. Bertinetto, L., Valmadre, J., Henriques, J. F., Vedaldi, A., and Torr, P. H. (2016). *Fully-convolutional siamese networks for object tracking.* In Computer Vision–ECCV 2016 Workshops, October 8-10, Amsterdam. Netherlands: Springer International Publishing, 850-865.

51. Lei, Y., Fu, Y., Wang, T., Liu, Y., Patel, P., Curran, W. J., and Yang, X. (2020). 4D-CT deformable image registration using multiscale unsupervised deep learning. *Physics in Medicine & Biology*, 65(8), 085003.

52. Ahn, S. S., Ta, K., Lu, A., Stendahl, J. C., Sinusas, A. J., and Duncan, J. S. (2020). Unsupervised motion tracking of left ventricle in echocardiography. In B. C. Byram, and N. V. Ruiter (Eds.), *Medical imaging 2020: Ultrasonic imaging and tomography*. USA: The International Society for Optics and Photonics, 196-202.

53. Liu, F., Liu, D., Tian, J., Xie, X., Yang, X., and Wang, K. (2020). Cascaded one-shot deformable convolutional neural networks: Developing a deep learning model for respiratory motion estimation in ultrasound sequences. *Medical Image Analysis,* 65, 101793.

54. Dunnhofer, M., Antico, M., Sasazawa, F., Takeda, Y., Camps, S., Martinel, N., and Fontanarosa, D. (2020). Siam-U-Net: encoder-decoder siamese network for knee cartilage tracking in ultrasound images. *Medical Image Analysis*, 60, 101631.

55. Dai, X., Lei, Y., Roper, J., Chen, Y., Bradley, J. D., Curran, W. J., and Yang, X. (2021). Deep learning-based motion tracking using ultrasound images. *Medical Physics*, 48(12), 7747-7756.

56. Dalitz, C., Pohle-Frohlich, R., and Michalk, T. (2015). Point spread functions and deconvolution of ultrasonic images. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 62(3), 531-544.

57. Roquette, L., Simeoni, M., Hurley, P., & Besson, A. (2017). *On an analytical, spatially-varying, point-spread-function*. In IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS), Spetember 6-9, Georgia. USA: IEEE Publications, 1-4.

58. Chen, J. F., Fowlkes, J. B., Carson, P. L., and Rubin, J. M. (1997). Determination of scan-plane motion using speckle decorrelation: Theoretical considerations and initial test. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 8(1), 38-44.

59. Wei, H. C. D. (2017). *Distance Estimation for 3D Freehand Ultrasound-Scans with Visualization System*, Doctoral Dissertation, Department of Systems and Computer Engineering, Carleton University, Ottawa, Canada, 118.

60. Kallel, F., Bertrand, M., and Meunier, J. (1994). Speckle motion artifact under tissue rotation. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 41(1), 105-122.

61. Dean, R. T., and Dunsmuir, W. T. (2016). Dangers and uses of cross-correlation in analyzing time series in perception, performance, movement, and neuroscience: The importance of constructing transfer function autoregressive models. *Behavior Research Methods*, 48(2), 783-802.

62. İnternet: Kaggle. (2022). Ultrasound data set. Web: https://www.kaggle.com/, Son Erişim Tarihi: 10.09.2022.

63. Lopata, R. G. P., Meesters, S. P. L., Nguyen, V. L., Schurink, G. W. H., and Van De Vosse, F. N. (2012, October). *Automated 2D ultrasound fusion imaging of abdominal aortic aneurysms.* In 2012 IEEE International Ultrasonics Symposium. October 7-10, Dresden. Germany: IEEE Publications, 354-357.

64. İnternet: Frank, B., Stachniss, C., Grisetti, G., Arras, K., & Burgard, W. Robotics 2 Camera Calibration. *línea].* Web: https://goo. gl/HqTcj4/, Son Erişim Tarihi: 12.09.2022.

65. Mayer, N., Ilg, E., Hausser, P., Fischer, P., Cremers, D., Dosovitskiy, A., and Brox, T. (2016). *A large dataset to train convolutional networks for disparity, optical flow, and scene flow estimation*. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 27-30, Nevada. USA: IEEE Publications, 4040-4048.

66. Kingma, D. P., andBa, J. (2014). *Adam: A method for stochastic optimization*. In 3rd International Conference for Learning Representations, May 7-9, San Diego. USA: ICLR Publications, 148.

67. Alcantarilla, P. F., Bartoli, A., and Davison, A. J. (2012). *KAZE features*. In Computer Vision–ECCV 2012: 12th European Conference on Computer Vision, Florence, October 7-13, Florence. Berlin: Springer, 214-227.

68. Rublee, E., Rabaud, V., Konolige, K., and Bradski, G. (2011). *ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF*. In 2011 International Conference on Computer Vision, November 6-13, Barcelona. Spain: IEEE Publications, 2564-2571.

69. Chien, H. J., Chuang, C. C., Chen, C. Y., and Klette, R. (2016). *When to use what feature? SIFT, SURF, ORB, or A-KAZE features for monocular visual odometry*. In 2016 International Conference on Image and Vision Computing New Zealand (IVCNZ), November 21-22, Palmerston North. New Zealand: IEEE Publications, 1-6.

70. Abdulmunem, M. E., and Hato, E. (2018). A comparison of corner feature detectors for video abrupt shot detection. *Al-Nahrain Journal of Science*, 21(3), 169-179.

71. Mainali, P., Yang, Q., Lafruit, G., Van Gool, L., and Lauwereins, R. (2011). Robust low complexity corner detector. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 21(4), 435-445.

72. Bay, H., Tuytelaars, T., and Van Gool, L. (2006). Surf: Speeded up robust features. *Lecture Notes in Computer Science*, *3951*, 404-417. .

73. Sorriento, A., Porfido, M. B., Mazzoleni, S., Calvosa, G., Tenucci, M., Ciuti, G., and Dario, P. (2019). Optical and electromagnetic tracking systems for biomedical applications: A critical review on potentialities and limitations. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 13, 212-232.

74. Barratt, D. C., Penney, G. P., Chan, C. S., Slomczykowski, M., Carter, T. J., Edwards, P. J., and Hawkes, D. J. (2006). Self-calibrating 3D-ultrasound-based bone registration for minimally invasive orthopedic surgery. *IEEE Transactions on Medical İmaging*, 25(3), 312-323.

75. Lange, T., Kraft, S., Eulenstein, S., Lamecker, H., and Schlag, P. M. (2011). *Automatic calibration of 3D ultrasound probes*. In Bildverarbeitung für die Medizin 2011: Algorithmen-Systeme-Anwendungen Proceedings des Workshops, März 20-22, Lübeck. Berlin: Springer, 169-173.

76. Kim, C., Chang, D., Petrisor, D., Chirikjian, G., Han, M., and Stoianovici, D. (2013). Ultrasound probe and needle-guide calibration for robotic ultrasound scanning and needle targeting. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 60(6), 1728-1734.

77. Maier, A., Syben, C., Lasser, T., and Riess, C. (2019). A gentle introduction to deep learning in medical image processing. *Zeitschrift für Medizinische Physik,* 29(2), 86-101.

78. Nwankpa, C., Ijomah, W., Gachagan, A., and Marshall, S. (2018). *Activation functions: Comparison of trends in practice and research for deep learning*. In 2nd International Conference on Computational Sciences and Technology, Jamshoro. Pakistan: INCCST Publications, 124-133.

79. İnternet: DenseNet. (2023). *Densenet-Tensorflow*. Web: https://github.com/taki0112/Densenet-Tensorflow/blob/master/README.md, Son Erişim Tarihi: 22.09.2022.

80. Huang, G., Liu, Z., Pleiss, G., Van Der Maaten, L., and Weinberger, K. Q. (2019). Convolutional networks with dense connectivity. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *44*(12), 8704-8716.

81. Buduma, N. (2017). *Fundamentals of deep learning: Designing next-generation machine intelligence algorithms.* California: O'Reilly Media, 232.

82. İnternet: Tensorflow. Web: https://www.tensorflow.org/, Son Erişim Tarihi: 22.09.2022.

83. Sharma, S., Sharma, S., and Athaiya, A. (2017). Activation functions in neural networks. *Towards Data Science,* 6(12), 310-316.

84. Sibi, P., Jones, S. A., and Siddarth, P. (2013). Analysis of different activation functions using back propagation neural networks. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology,* 47(3), 1264-1268.

85. Ramachandran, P., Zoph, B., & Le, Q. V. (2017). Searching for activation functions. *arXiv,* 1710.05941, 1-13.

86. Parhi, R., and Nowak, R. D. (2020). The role of neural network activation functions. *IEEE Signal Processing Letters*, 27, 1779-1783.

87. Qiu, B., Zeng, S., Meng, X., Jiang, Z., You, Y., Geng, M., and Lu, Y. (2021). Comparative study of deep neural networks with unsupervised Noise2Noise strategy for noise reduction of optical coherence tomography images. *Journal of Biophotonics*, 14(11), e202100151.

88. Ketkar, N., and Santana, E. (2017). *Deep learning with Python* – Vol. 1. Berkeley, CA: Apress.

89. Adrian, R. (2017). *Deep learning for computer vision with Python*. Online: PyImageSearch, 92.

90. Hope, T., Resheff, Y. S., and Lieder, I. (2017). *Learning tensorflow: A guide to building deep learning systems*. California: O'Reilly Media, 102.

91. Çayıroğlu, İ. (2012). Kalman filtresi ve programlama. *Fen ve Teknoloji Bilgi Paylaşımı,* 1-6.

92. Lajimi, S. A. M., and McPhee, J. (2017). *A comprehensive filter to reduce drift from Euler angles, velocity, and position using an IMU*. In 2017 IEEE 30th Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, April 30-May 3, Ontario. Canada: IEEE Publications, 1-6.

93. Dainty, J. (1970). Some statistical properties of random speckle patterns in coherent and partially coherent illumination. *Optica Acta: International Journal of Optics,* 17(10), 761-772.

94. Goodman, J. W. (1976). Some fundamental properties of speckle. *Journal of Science and Arts*, 66(11), 1145-1150.

95. Singh, K., Ranade, S. K., and Singh, C. (2017). A hybrid algorithm for speckle noise reduction of ultrasound images. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 148, 55-69.

96. Duarte-Salazar, C. A., Castro-Ospina, A. E., Becerra, M. A., and Delgado-Trejos, E. (2020). Speckle noise reduction in ultrasound images for improving the metrological evaluation of biomedical applications: an overview. *IEEE Access*, 8, 15983-15999.

97. Pradeep, S., and Nirmaladevi, P. (2021). *A review on speckle noise reduction techniques in ultrasound medical images based on spatial domain, transform domain and CNN methods.* In IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, November 12-14, Hainan. China: IOP Publishing, 012116.

98. Wang, R., Fang, Z., Gu, J., Guo, Y., Zhou, S., Wang, Y., and Yu, J. (2019). High-resolution image reconstruction for portable ultrasound imaging devices. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 56(1), 1-12.

99. Li, D., Yu, W., Wang, K., Jiang, D., and Jin, Q. (2021). Speckle noise removal based on structural convolutional neural networks with feature fusion for medical image. *Signal Processing: Image Communication*, *99*, 116500.

100. Zhang, Y., Li, K., Li, K., Wang, L., Zhong, B., and Fu, Y. (2018). *Image super-resolution using very deep residual channel attention networks*. In Proceedings of the European Conference on Computer Vision, September 8-14, Munich. Germany: Springer, 286-301.

101. Li, Z., Peng, Q., Bhanu, B., Zhang, Q., and He, H. (2018). Super resolution for astronomical observations. *Astrophysics and Space Science*, 363(5), 1-15.

102. Lim, B., Son, S., Kim, H., Nah, S., and Mu Lee, K. (2017). *Enhanced deep residual networks for single image super-resolution*. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, Honolulu. USA: IEEE Publications, 136-144.

103. Gonzalez, R.C. (2009). *Digital image processing*. New Delhi: Pearson Education, 222.

104. Zhang, J., Wang, C. and Cheng, Y. (2015). Comparison of despeckle filters for breast ultrasound images. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 34(1), 185-208.

105. Ren, R., Guo, Z., Jia, Z., Yang, J., Kasabov, N. K., and Li, C. (2019). Speckle noise removal in image-based detection of refractive index changes in porous silicon microarrays. *Scientific Reports*, 9(1), 1-14.

106. Zong, X., Laine, A. F., and Geiser, E. A. (1998). Speckle reduction and contrast enhancement of echocardiograms via multiscale nonlinear processing. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 17(4), 532-540.

107. Boyat, A. K., and Joshi, B. K. (2015). A review paper: noise models in digital image processing. *Signal and Image Processing: An International Journal*, 6(2), 63-75.

108. Abd-Elmoniem, K. Z., Youssef, A. B., and Kadah, Y. M. (2002). Real-time speckle reduction and coherence enhancement in ultrasound imaging via nonlinear anisotropic diffusion. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 49(9), 997-1014.

109. Kaplan, D., and Ma, Q. (1994). On the statistical characteristics of log-compressed Rayleigh signals: Theoretical formulation and experimental results. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 95(3), 1396-1400.

EKLER

EK-1. Etik Komisyon Kararı

Evrak Tarih ve Sayısı: 10.12.2021-E.235281

T.C.
GAZİ ÜNİVERSİTESİ
Etik Komisyonu

Sayı : E-77082166-302.08.01-235281 10.12.2021
Konu : Bilimsel ve Eğitim Amaçlı

Sayın Prof. Dr. Hasan Şakir BİLGE
Elektrik - Elektronik Mühendisliği Bölüm Başkanlığı - Öğretim Üyesi

Araştırmacı grubu Prof.Dr. Hasan Şakir BİLGE, İsa KILIÇASLAN ve Masha MIKAEILI'den oluşan, Üniversitemiz Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı **Doktora Öğrencisi Masha MIKAEILI'nin, Prof.Dr. Hasan Şakir BİLGE'nin,** danışmanlığında yürüttüğü ***"Farklı Açılardan Alınan B-Mode Ultrason Görüntülerinin Derin Öğrenme Teknikleri İle Çakıştırılması"*** adlı tez çalışması ile ilgili konu Komisyonumuzun **02.11.2021** tarih ve **17** sayılı toplantısında görüşülmüş olup,

İlgilinin çalışmasının, yapılması planlanan yerlerden izin alınması koşuluyla yapılmasında etik açıdan bir sakınca bulunmadığına oybirliği ile karar verilmiş ve karara ilişkin imza listesi ekte gönderilmiştir.

Bilgilerinizi rica ederim.

Araştırma Kod No: 2021 -1116

Prof. Dr. İsmail KARAKAYA
Komisyon Başkanı

Ek:1 Liste
DAĞITIM
Gereği:
Sayın Prof. Dr. Hasan Şakir BİLGE

Bilgi:
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürlüğüne

Bu belge, güvenli elektronik imza ile imzalanmıştır.
Belge Doğrulama Kodu :BSRC746MKZ Belge Takip Adresi : https://belgedogrulama.gazi.edu.tr/belgedogrulama.aspx

Emniyet Mahallesi Bandırma Caddesi No :6/1 06560 Yenimahalle/ANKARA
Tel:0 (312) 202 20 57 - 0 (312) 2... Faks:0 (312) 202 38 76
İnternet Adresi :http://etikkomisyon.gazi.edu.tr/
Kep Adresi: gaziuniversitesi@hs01.kep.tr
Bilgi için :Esengül BOŞNAK
Genel Evrak Sorumlusu
Telefon No:03122022666

Bu belge,güvenli elektronik imza ile imzalanmıştır.

Yayınlar

1. Mikaeili, M., ve Bilge, H. Ş. (2022). *Trajectory estimation of ultrasound images based on convolutional neural network.* Biomedical Signal Processing and Control, 7*8*, 103965.

2. Mikaeili, M., ve Bilge, H. Ş. (2022, October). *Evaluating Kalman Filter Effects for Ultrasound Images Position Estimation.* In 2022 Medical Technologies Congress, 1-4. IEEE.

3. Mikaeili, M., ve Bilge, H. Ş. (2020, November). *Estimating Rotation Angle and Transformation Matrix Between Consecutive Ultrasound Images Using Deep Learning.* In 2020 Medical Technologies Congress, 1-4. IEEE.

4. Mikaeili, M., ve Bilge, H. Ş. (2017, October). *Registration Methods of İntraoperative Ultrasound and MR Images: A Review*. In 2017 Medical Technologies National Congress, 1-4. IEEE.

5. Mikaeili, M., ve Karagöz, İ. (2015). *A New Adaptive Power Spectral Density Estimation Method Based on Projection of the Cross Spectral Metric Technique Into the Amplitude and Phase Estimation (APES) technique. In Proc.* Int. Conf. Image Process., Prod. Comput. Sci. 97-103.



Gazili olmak ayrıcalıktır