
GAZİ ÜNİVERSİTESİ
Gazi
1926

ULTRASON GÖRÜNTÜLERİNİN SÜPER ÇÖZÜNÜRLÜK İLE İYİLEŞTİRİLMESİ İÇİN FPGA TABANLI DERİN ÖĞRENME AĞI

Oğuz Kaan ULUIŞIK

YÜKSEK LİSANS
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANA BİLİM DALI

GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ŞUBAT 2026

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.

Oğuz Kaan ULUIŞIK

16/02/2026

ULTRASON GÖRÜNTÜLERİNİN SÜPER ÇÖZÜNÜRLÜK İLE İYİLEŞTİRİLMESİ İÇİN FPGA TABANLI DERİN ÖĞRENME AĞI

(Yüksek Lisans Tezi)

Oğuz Kaan ULUIŞIK

GAZİ ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Şubat 2026

ÖZET

Bu çalışmada düşük çözünürlüklü ultrason görüntülerinin derin öğrenme tabanlı yaklaşım kullanılarak yüksek çözünürlüğe iyileştirilmesi amaçlanmıştır. Süper Çözünürlüklü Evrişimsel Sinir Ağı (SRCNN) mimarisine sahip derin öğrenme ağ modeli, referans yüksek çözünürlüklü ve düşük çözünürlüklü gürültü içeren görüntülerden oluşan veri kümesi ile eğitilmiştir. Bu sayede derin öğrenme ağının yüksek ve düşük kaliteli görüntüler arasındaki yapısal farkları öğrenerek yüksek kaliteli çıktı üretmesi hedeflenmiştir. Performans odaklı çok katmanlı büyük ağ modeli ve düşük kaynak kullanımı odaklı küçük ağ modeli olmak üzere iki farklı ağ mimarisi geliştirilmiştir. Oluşturulan derin öğrenme ağ modelleri ultrason görüntüleme sistemlerinin gerçek zamanlılık özelliğinin korunması ve düşük güç tüketiminin sağlanması amacıyla FPGA donanımına uyumlu olarak tasarlanmıştır. Kaynak verimliliğinin sağlanması amacıyla FPGA donanımına uyumlu hale getirilen ağ mimarilerinin kayar nokta optimizasyonları ve yeniden kullanım faktörü optimizasyonları gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçların analizi gerçekleştirildiğinde, Tepe Sinyal Gürültü Oranı (PSNR) ölçümlerinde küçük ağ modelinin ortalama 8 dB, büyük ağ modelinin ise ortalama 12 dB değerinde kazanç elde ettiği gözlemlenmiştir. Ortalama kare hatası (MSE) ölçümlerinde ise her iki modelin de %2 seviyelerinde bulunan değerleri %0,1 seviyelerine indirgeyerek düşük çözünürlüklü ve gürültü içeren girdi görüntülerinden yüksek çözünürlüklü çıktılar üretildiği görülmüştür. Bu sonuçlar doğrultusunda FPGA donanımında çalışabilir SRCNN mimarili derin öğrenme modellerinin katkısı ve gerçek hayatta kullanılabilirliği gösterilmiştir.

Bilim Kodu	:	93438
Anahtar Kelimeler	:	Ultrason görüntüleme, derin öğrenme ağı, gürültü azaltımı, süper çözünürlük, FPGA
Sayfa Adedi	:	57
Danışman	:	Prof. Dr. Hasan Şakir BİLGE

FPGA-BASED DEEP LEARNING NETWORK FOR SUPER-RESOLUTION ENHANCEMENT OF ULTRASOUND IMAGES

(M. Sc. Thesis)

Oğuz Kaan ULUIŞIK

GAZİ UNIVERSITY

GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

February 2026

ABSTRACT

In this study, the aim is to enhance low-resolution ultrasound images to high resolution using a deep learning–based approach. A deep learning model based on the Super Resolution Convolutional Neural Network (SRCNN) architecture was trained on a dataset comprising reference high-resolution images and low-resolution noisy images. In this way, the deep learning network was expected to learn the structural differences between high- and low-quality images and generate high-quality outputs. Two different network architectures were developed: a large multi-layer network model focused on performance, and a small network model focused on low resource utilization. The proposed deep learning models were designed to be compatible with FPGA hardware to preserve the real-time capabilities of ultrasound imaging systems and ensure low power consumption. To achieve resource efficiency, floating-point optimization and reuse factor optimizations were applied to the network architectures adapted for FPGA implementation. Analysis of the results showed that, in terms of Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR), the small network model achieved an average gain of 8 dB, while the large network model achieved an average gain of 12 dB. In terms of Mean Squared Error (MSE), both models reduced the error from approximately 2% to around 0.1%, demonstrating the successful generation of high-resolution outputs from low-resolution, noisy input images. These results demonstrate the contribution and real-world applicability of SRCNN-based deep learning models that are operable on FPGA hardware.

Science Code	:	93438
Key Words	:	Ultrasound imaging, deep learning network, noise reduction, super-resolution, FPGA
Page Number	:	57
Supervisor	:	Prof. Dr. Hasan Şakir BİLGE

TEŞEKKÜR

Tez çalışmam süresince değerli bilgi birikimi, yol göstericiliği ve akademik desteğiyle bana her zaman rehberlik eden danışmanım Prof. Dr. Hasan Şakir BİLGE'ye, projeye destek veren TÜBİTAK kurumuna ve her aşamada sabır, anlayış ve motivasyon kaynağı olarak yanımda olan aileme en içten teşekkürlerimi sunarım. Bu çalışma, 122E140 numaralı TÜBİTAK ARDEB 1001 Araştırma Projesi tarafından desteklenmiştir.

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET iv

ABSTRACT v

TEŞEKKÜR vi

İÇİNDEKİLER vii

ÇİZELGELERİN LİSTESİ x

ŞEKİLLERİN LİSTESİ xi

SİMGELER VE KISALTMALAR xiii

1. GİRİŞ 1

2. ULTRASON GÖRÜNTÜLERİNİN İYİLEŞTİRİLMESİ 7

2.1. Ultrasonun Çalışma Modları 7

2.1.1. A – Mod (Amplitude mode) 7

2.1.2. B – Mod (Brightness mode) 7

2.1.3. M – Mod (Motion mode) 7

2.1.4. Doppler modu 8

2.2. Ultrason Görüntülemenin Avantajları ve Dezavantajları 8

2.3. Ultrason Görüntüleme Başlıca Gürültü Tipleri 8

2.3.1. Beneksel gürültü 9

2.3.2. Yankı gürültüsü (Acoustic Clutter) 9

2.3.3. Yansıma gürültüsü 10

2.3.4. Gölgeleme gürültüsü 10

2.3.5. Elektronik gürültü (Sistem gürültüsü) 10

2.3.6. Tuz ve Karabiber gürültüsü 10

Sayfa

2.4. Ultrason Görüntülerinin İyileştirilmesinde Kullanılan Metotlar 11

2.4.1. Klasik görüntü işleme tabanlı görüntü iyileştirme metotları 11

2.4.2. Derin öğrenme tabanlı görüntü iyileştirme metotları 13

2.5. Çözünürlüğü Arttırılmış ve Gürültü Azaltımı Uygulanmış Görüntülerde Kullanılan Performans Ölçüm Metrikleri 18

2.5.1. Ortalama kare hatası (Mean Squared Error – MSE) 19

2.5.2. Ortalama kare hatasının karekökü (Root Mean Squared Error – RMSE) 19

2.5.3. Ortalama mutlak hata (Mean Absolute Error – MAE) 19

2.5.4. Tepe sinyal-gürültü oranı (Peak Signal-to-Noise Ratio – PSNR) 20

2.5.5. Yapısal benzerlik indeksi (Structural Similarity Index – SSIM) 20

2.5.6. Doğal görüntü kalitesi değerlendiricisi (Natural Image Quality Evaluator – NIQE) 20

2.6. HLS4ML Kütüphaneleri ile Derin Öğrenme Modellerinin Donanım Üzerinde Çalıştırılması 21

3. TEZ ÇALIŞMASINDA UYGULANAN METOTLAR 23

3.1. Derin Öğrenme Tabanlı Ağ Modelinin Oluşturulması 24

3.1.1. Düşük kaynak kullanımlı gerçek hayata uygulanabilir küçük modelin mimarisi 24

3.1.2. Yüksek kaynak kullanımlı büyük modelin mimarisi 26

3.2. Eğitim Veri Kümesinin Oluşturulması 27

3.3. Derin Öğrenme Tabanlı Ağ Modelinin Eğitilmesi 31

3.3.1. Düşük kaynak kullanımlı gerçek hayata uygulanabilir küçük modelin eğitilmesi 33

3.3.2. Yüksek kaynak kullanımlı büyük modelin eğitilmesi 34

3.4. Ağın FPGA Donanımında Çalışabilir Hale Getirilmesi ve Optimizasyonu 36

3.4.1. Eğitilen ağ modelinin linux işletim sistemine aktarılması 36

3.4.2. Kaynak kullanımının optimizasyonu 37

Sayfa

3.4.3. Optimize edilmiş ağ modelinin donanımda çalışabilir hale getirilmesi.... 41

4. DENEYSEL SONUÇLAR VE ANALİZ..... 45

4.1. Derin Öğrenme Tabanlı Ağ Modelinin Oluşturulması 45

4.2. Büyük Ağ Modelinin Çıktılarının Performans Ölçümleri ve Analizleri..... 47

5. SONUÇ VE ÖNERİLER 51

KAYNAKLAR 53

ÖZGEÇMİŞ 57

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge **Sayfa**

Çizelge 3.1. Oluşturulan küçük ağ modelinin mimarisi 25

Çizelge 3.2. Oluşturulan büyük ağ modelinin mimarisi 26

Çizelge 3.3. Küçük ve büyük modele ait 8. epoch sonucunda elde edilen doğrulama ve eğitim kayıp değerleri 35

Çizelge 3.4. Küçük ağ modeline ait yeniden kullanım faktörleri 38

Çizelge 3.5. Büyük ağ modeline ait yeniden kullanım faktörleri 39

Çizelge 3.6. Küçük ağ modeline ait seçilen yeniden kullanım faktörleri ve ortalama kare hatası..... 39

Çizelge 3.7. Büyük ağ modeline ait seçilen yeniden kullanım faktörleri ve ortalama kare hatası..... 39

Çizelge 3.8. Küçük ve büyük ağ modellerinin optimizasyon öncesi ve sonrasında kullandığı kaynak miktarları 41

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Şekil **Sayfa**

Şekil 3.1. Yüksek NIQE skorlu ve düşük NIQE skorlu görüntü örneği 28

Şekil 3.2. Görüntülere ait NIQE skorlarının histogram grafiği 28

Şekil 3.3. Orijinal görüntü ve beneksel gürültü eklenmiş görüntü 29

Şekil 3.4. Orijinal görüntü ve tuz ve karabiber gürültüsü eklenmiş görüntü 30

Şekil 3.5. Orijinal görüntü ve Gauss gürültüsü eklenmiş görüntü 30

Şekil 3.6. Düşük kaliteli 512x512 piksel çözünürlüğünde örnek görüntü 31

Şekil 3.7. Düşük kaliteli 4x4 piksel çözünürlüğünde örnek parça görüntüsü 32

Şekil 3.8. Küçük modelin eğitiminde her bir epoch esnasında elde edilen eğitim ve doğrulama kayıp değerleri 34

Şekil 3.9. Büyük modelin eğitiminde her bir epoch esnasında elde edilen eğitim ve doğrulama kayıp değerleri 35

Şekil 3.10. Küçük ve Büyük Ağ modellerine ait IP blok 42

Şekil 3.11. FPGA donanımında simüle edilen çıktının görüntüye dönüştürülmüş hali .. 44

Şekil 4.1. Küçük ağ modeline ait çıktıların ve düşük kaliteli veri kümesinin yüksek kaliteli veri kümesine göre ortalama kare hatası grafiği 45

Şekil 4.2. Küçük ağ modeline ait çıktıların ve düşük kaliteli veri kümesinin yüksek kaliteli veri kümesine göre ortalama mutlak hatası grafiği 46

Şekil 4.3. Küçük ağ modeline ait çıktıların ve düşük kaliteli veri kümesinin yüksek kaliteli veri kümesine göre tepe sinyal gürültü oranı grafiği 46

Şekil 4.4. Küçük ağ modeline ait çıktıların ve düşük kaliteli veri kümesinin yüksek kaliteli veri kümesine göre yapısal benzerlik indeksi grafiği 47

Şekil 4.5. Büyük ağ modeline ait çıktıların ve düşük kaliteli veri kümesinin yüksek kaliteli veri kümesine göre ortalama kare hatası grafiği 48

Şekil 4.6. Büyük ağ modeline ait çıktıların ve düşük kaliteli veri kümesinin yüksek kaliteli veri kümesine göre ortalama mutlak hatası grafiği 48

Şekil 4.7. Büyük ağ modeline ait çıktıların ve düşük kaliteli veri kümesinin yüksek kaliteli veri kümesine göre tepe sinyal gürültü oranı grafiği 49

Şekil **Sayfa**

Şekil 4.8. Büyük ağ modeline ait çıktıların ve düşük kaliteli veri kümesinin yüksek kaliteli veri kümesine göre yapısal benzerlik indeksi grafiği 49

SİMGELER VE KISALTMALAR

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

Simgeler	**Açıklamalar**
ms	Milisaniye
db	Desibel
hz	Hertz
kHz	KiloHertz
MHz	MegaHertz

Kısaltmalar	**Açıklamalar**
FPGA	Field Programmable Gate Array
CNN	Convolutional Neural Network
Conv	Evrişimsel (Convolutional)
GPU	Graphics Processing Unit
MRI	Magnetic Resonance Imaging
SNR	Signal to Noise Ratio
DNCNN	Denoising Convolutional Neural Network
SRCNN	Super Resolution Convolutional Neural Network
GAN	Generati Adversarial Networks
MSE	Mean Squared Error
RMSE	Root Mean Squared Error
MAE	Mean Absolute Error
PSNR	Peak Signal to Noise Ratio
SSIM	Structural Similarity Index
NIQE	Natural Image Quality Evaluator
HLS4ML	High Level Synthesis for Machine Learning
ReLU	Rectified Linear Unit
Adam	Adaptive Moment Estimation

Kısaltmalar	Açıklamalar
HLS	High Level Synthesis
LUT	Look up Table
FF	Flip-Flop
DSP	Digital Signal Processor
BRAM	Block Read Access Memory
HDL	Hardware Discription Language
IP	Intellectual Property

1. GİRİŞ

Günümüzde tıbbi görüntüleme sistemleri, tanı koyma ve tedavi süreçlerinde önemli yer kaplamaktadır [1]. Bu sistemler arasında ultrason görüntüleme, iyonlaştırıcı radyasyon içermemesi, gerçek zamanlı çalışabilme özelliği ve düşük maliyeti sebebiyle tanı koymada ve operasyonlarda sıkça kullanılmaktadır [2]. Fakat, ultrason görüntülerinde düşük çözünürlük, düşük kontrast ve gürültü problemleri yapısal detayların kaybolmasına sebep olmakta ve tanı koymayı olumsuz etkilemektedir [3, 4]. Ultrason görüntüleme sistemlerinin çalışma yapısından ötürü gölgeleme gürültüsü ve beneksel gürültü ile sıkça karşılaşılmaktadır [5].

Görüntü kalitesini etkileyen bu bozulmaların giderilmesi ultrason görüntüleme sistemlerinin verimliliğini arttıracak ve tanı koymayı kolaylaştıracaktır. Literatürde ultrason görüntülerinin yüksek çözünürlüklü hale getirilmesi ve gürültü azaltımı uygulanması ile ilgili farklı yöntemler geliştirilmiştir. Gürültünün giderilmesi amacıyla görüntü işleme tabanlı filtreleme teknikleri ve çözünürlüğün arttırılması amacıyla çeşitli interpolasyon teknikleri mevcuttur. Bu teknikler düşük işlem yükü sayesinde gerçek zamanlı çalışabilmekte ve günümüzde pek çok görüntüleme sisteminde kullanılmaktadır [6, 7]. Ancak bu yöntemler genel olarak belirli bir gürültü türünde etkili olmaları ve gürültü oranının değişkenlik gösterdiği farklı bölgelerde yeterince adaptif filtreleme gerçekleştirememeleri sebebiyle değişken şartlarda tutarlı performans ortaya koyamamaktadır [8, 9].

Son yıllarda derin öğrenme tabanlı yöntemlerin önemli bir gelişim göstermesi ile, gürültü giderme ve süper çözünürlük alanlarında da derin öğrenme ağ modelleri geliştirilmiştir [10], [11]. Özellikle evrişimsel sinir ağları (CNN) görüntülerdeki yapısal ilişkileri doğrudan öğrenebilmektedir [12]. Bu sayede görüntülerdeki gürültülerin azaltılması ve yapısal detayların korunarak iyileştirilmesinde oldukça başarılı performans sergilemektedir [13]. Bu metotlarda derin öğrenme ağının eğitim sürecinde, düşük çözünürlüklü ve gürültülü görüntülerin girdi olarak verilip, yüksek çözünürlüklü ve düşük gürültülü hedeflenen çıktı elde edilmeye çalışılır [14].

Derin öğrenme ağ tabanlı modellerinin geleneksel filtreleme yöntemlerine kıyasla işlem yükünün fazla olması sebebiyle daha fazla donanım kaynağına ihtiyacı vardır. Genellikle gerçek zamanlılık gereksiniminin karşılanması amacıyla yüksek donanım kapasiteli grafik işlemci birimleri (GPU) kullanılır. Ancak GPU'lar yüksek güç tüketmekte bu da soğutma ihtiyacı, fazla elektrik tüketimi gibi maliyetler oluşturmaktadır [15]. Bu sebeple literatürde FPGA ve gömülü sistemler gibi donanımlar kullanılarak; ağ modeline özel tasarımlar gerçekleştirilip gerçek zamanlılığın sağlanmasına ve maliyetin azaltılmasına yönelik çalışmalar gerçekleştirilmektedir [16].

Bu çalışmada düşük çözünürlüklü, düşük kontrasta sahip ve gürültü içeren görüntülerden derin öğrenme ağı kullanılarak iyileştirilmiş görüntü elde edilmesi amaçlanmıştır. Bu kapsamda CNN tabanlı geliştirilen ağ modeli, ultrason görüntülerinde yaygın olarak karşımıza çıkan gürültü çeşidi olan beneksel gürültü içeren ve düşük çözünürlüklü görüntülerin gürültü miktarını azaltmakta ve çözünürlüğünü arttırmaktadır. Farklı veri kümelerine ait değişken yapılara ait görüntülerin kullanılması ile ağ modelinin değişken koşullarda verimli ve stabil bir şekilde çalışması hedeflenmiştir.

Elde edilen sonuçlar incelendiğinde ağ modelinin kararlı bir şekilde performans sergilediği ve yapısal ayrıntıları orijinal yüksek çözünürlüklü görüntüye kıyasla koruduğu doğrulanmıştır. Ağ modelinin geliştirilip doğrulanmasının ardından FPGA donanımı üzerinde derlenmiştir. Ağın FPGA donanımı üzerinde çalışabilir olması gerçek zamanlı çalışabilme, paralel işlem yapma yeteneği ve düşük güç tüketimi gibi özelliklerinden ötürü tercih edilmiştir. Ağın donanım üzerinde çalışabilir olması gerçek hayata uygulanabilirliği açısından katkıda bulunmuş, klinik uygulamalarda tanı koymada kullanılabileceğini göstermektedir. Çalışma kapsamında yalnızca simülasyon ortamında bir model oluşturulmamış, donanım üzerinde de uygulanabilirliği gösterilmiştir. Bu çalışma, literatürde derin öğrenme tabanlı ultrason görüntü iyileştirme yöntemlerinin FPGA donanımı üzerinde uygulandığı az sayıdaki çalışmadan biridir. Bu yönüyle hem mühendislik hem de klinik uygulamalara önemli katkılar sağlamaktadır.

Araştırmanın amacı

Yapılan araştırma ultrason görüntülerinde düşük çözünürlük, düşük kontrast ve gürültü

problemlerinin giderilerek görüntünün yapısal detaylarını kaybetmeden iyileştirilmesini amaçlar. Bu doğrultuda belirlenen alt amaçlar aşağıda verilmiştir:

1. Derin öğrenme tabanlı ağ modelinin oluşturulması: Ultrason görüntülerindeki gürültünün azaltılması amacıyla derin öğrenme tabanlı ağ modelinin kurulması.
2. Derin öğrenme tabanlı ağ modelinin eğitilmesi: Kaliteli ve kalitesiz görüntülerden oluşan veri kümesinin oluşturulması ve bu veri kümesi ile ağın eğitilmesi.
3. Performans ölçümlerinin gerçekleştirilmesi: Ağın iyileştirilmiş çıktı görüntülerine ait performans ölçümlerinin yapılması. Bu çıktıların geleneksel yöntemleri kullanarak iyileştirilen görüntülere ait performans metrikleri ile karşılaştırılması.
4. Donanımda çalışabilir hale getirilmesi ve optimizasyon: Performans metriklerinin karşılaştırılması sonrasında verimli çalıştığı kabul edilen ağ modelinin FPGA donanımı üzerinde çalışabilir hale getirilmesi ve kaynak kullanımının optimize edilmesi.
5. Doğrulama: Ağ modelinin FPGA donanımı üzerinde verimlilik kaybı olmadan çalıştığının doğrulanması.

Bu amaçlar sonucunda görüntülerin iyileştirilme sürecinin gerçek zamanlı olması düşük güç tüketimi sağlaması amaçlanmıştır. Bu sayede ultrason görüntüleme sistemlerine verimlilik kazandırılarak tıbbi tanı koyma doğruluğu artacak ve kolaylaşacaktır.

Araştırmanın önemi

Ultrason görüntüleme sistemlerinin tıbbi tanı koymada önemli bir yeri vardır. Elde edilen görüntülerin yapısal ayrıntılarının netliği, düşük gürültü içermeleri ve yüksek çözünürlüklü olması klinik uygulamalarda doğru tanı koyma imkânı ve kolaylık sağlamaktadır. Bu nedenle ultrason görüntülerinin çözünürlüklerinin arttırılması ve gürültülerinin azaltılması üzerine literatürde birçok çalışma bulunmaktadır. Günümüzde kullanılan klasik görüntü işleme tabanlı yöntemler ultrason görüntülerindeki gürültü ve düşük çözünürlük problemlerini aşmakta kısıtlı kalmaktadır. Derin öğrenme ağlarının ultrason görüntülerine yüksek çözünürlük kazandırması ve gürültü azaltımı uygulanmasında klasik filtreleme metotlarına kıyasla daha başarılı sonuçlar vermektedir.

Araştırmada geliştirilen derin öğrenme ağının FPGA donanımı üzerinde çalışır olması gerçek zamanlı görüntü iyileştirme performansı sağlamakta ve GPU'ya kıyasla düşük

maliyet sağlamaktadır. Bu çalışma, literatürde derin öğrenme tabanlı ultrason görüntü iyileştirme yöntemlerinin FPGA donanımı üzerinde uygulandığı az sayıdaki çalışmadan biridir. Bu yönüyle hem mühendislik hem de klinik uygulamalara önemli katkılar sağlamaktadır.

Sınırlılıklar

Derin öğrenme yöntemlerinin performansları oluşturulan ağın derinliği ve eğitim veri kümesinin hedeflenen girdi-çıktı ilişkisini oluşturabilmesi ile doğrudan orantılıdır. Bu sebeple istenilen performansın sağlanması yüksek donanım kaynağı ihtiyacı oluşturmaktadır. Özellikle gürültü giderme yöntemlerinde kullanılan ağ modellerinin çok katmanlı ve derin ağ yapıları olması, öte yandan FPGA donanımlarının sınırlı kaynak barındırması bu sınırlılığı arttırmaktadır. Bu sebeple oluşturulan ağ modellerinin donanım kaynağını minimum seviyede kullanacak şekilde optimize edilmesi gereklidir.

Eğitim veri kümelerinde yüksek çözünürlüklü ve gürültü miktarı az olan ultrason görüntülerinin açık kaynak bulunmamaktadır. Bu sebeple normal çözünürlük ve gürültü seviyelerinde bulunan ultrason görüntülerine çözünürlük azaltımı uygulanıp farklı gürültü çeşitleri eklenerek bu sınırlılık ortadan kaldırılmaya çalışılmıştır.

Derin öğrenme ağ modelinin FPGA donanımına uygun hale getirilmesi esnasında kullanılan kütüphanelerin ağ modellerinde bulunan yukarı örnekleme (upsampling) gibi bazı katmanları desteklememesi sebebiyle ağ modeli oluşturulurken kullanılan kütüphanelerin desteklediği katmanlar seçilmiştir.

Tezin genel yapısı ve bölümleri hakkında bilgi aşağıda sunulmuştur.

Birinci bölümde ultrason görüntülerinde yüksek çözünürlük ve gürültü azaltımının önemi, bu tez çalışmasındaki sınırlılıklar ve bu tezin amacı hakkında bilgiler verilmiştir.

İkinci bölümde ultrason sistemlerinin çalışma yapısı, tıbbi görüntüleme sistemleri arasındaki önemi, avantajları ve dezavantajları hakkında bilgiler verilmiştir. Bu dezavantajlardan gürültü ve düşük çözünürlük problemleri ile ilgili ultrason görüntülerinde sıkça karşımıza çıkan gürültü tipleri ve bunların giderilmesi amacıyla literatürdeki geleneksel ve derin

öğrenme tabanlı metotlar hakkında bilgi verilmiştir. Ardından literatürdeki gürültü giderme ve çözünürlük arttırımı uygulanan görüntülerde kullanılan ölçüm metriklerinden bahsedilmiştir.

Üçüncü bölümde ultrason görüntülerinde çözünürlük arttırma ve gürültü azaltımı amacıyla geliştirilen ağ modelinin oluşturulmasından ve bu ağ modelinin eğitiminde kullanılacak veri kümesinin yapısından bahsedilmiştir. Ardından oluşturulan ağ modelinin FPGA donanımında çalışabilir hale getirilmesi ve optimizasyonunun gerçekleştirilmesinde kullanılan metotlardan bahsedilmiştir. FPGA donanımına uygun hale getirilen ağ modeli için simülasyon yapısı kurulmuştur.

Dördüncü bölümde oluşturulan ağ modelinin simülasyon çıktılarının performans metriklerine ölçüm ve analizleri gerçekleştirilmiştir.

Beşinci bölümde yapılan araştırmanın sonuçları ve gelecekte yapılabilecek çalışmalar ve öneriler hakkında bilgiler verilmiştir.

2. ULTRASON GÖRÜNTÜLERİNİN İYİLEŞTİRİLMESİ

Ultrason görüntüleme tıbbi görüntüleme ve tanı koymada kullanılan, ses dalgalarının doku yüzeylerinden yansıması prensibiyle çalışan bir görüntüleme tekniğidir. Ultrason görüntüleme mekanik titreşimler sonucu üretilen yüksek frekanslı ses dalgaları ile çalışmaktadır; üretilen dalgalar genellikle 1-20 MHz aralığındadır. Yansıyan dalgaların elektrik sinyallerine dönüştürülüp analiz edilmesiyle görüntü oluşturulur. Dokulara gönderilen dalgaların dokuların yoğunluğu ve akustik empedansına göre yansıması farklı olmaktadır. Bu özellik sayesinde yansıyan elektrik sinyaline dönüştürülüp, bu sinyallerin zaman gecikmesi, şiddeti, frekans değişimleri analiz edilerek dokuların yapısı hakkında bilgi edinilir. Oluşturulan görüntünün her bir pikseline ait parlaklık yansıma miktarının şiddetine bağlıdır [17, 18].

2.1. Ultrasonun Çalışma Modları

Ultrason görüntüleme değişken klinik uygulamalara göre farklı modlarda çalışabilmektedir. Bunlar alt başlıklar halinde verilmiştir.

2.1.1. A – Mod (Amplitude Mode)

Tek boyutlu bir ultrason görüntüsüdür. Dalganın zamana göre yansımasını gösterir ve bu yansımanın genliği belirtilir. Ölçüm ve mesafe belirleme amacıyla kullanılmaktadır.

2.1.2. B – Mod (Brightness Mode)

Bu modda iki boyutlu ultrason görüntüsü üretilmektedir. Yansıyan dalgaların şiddetine göre görüntüdeki ilgili pikselin parlaklığı değişmektedir. Dokusal ayrıntıların incelenmesinde kullanılmaktadır.

2.1.3. M – Mod (Motion Mode)

Dokuların zaman ekseni boyunca hareketlerini izlemek amacıyla kullanılmaktadır. Genellikle kalp ve damar hareketlerinin gözlemlenmesinde kullanılır.

2.1.4. Doppler modu

Kan akışını ve hızını ölçmek için kullanılmaktadır. Dalgaların hareketli cisimler ile etkileşimde girdiğinde frekansı ve faz açısı değişmektedir. Bu değişime Doppler etkisi denmektedir. Bu modda Doppler etkisi analiz edilmektedir [19].

2.2. Ultrason Görüntülemenin Avantajları ve Dezavantajları

Ultrason görüntüleme sistemleri X-Ray, CT ve MRI gibi görüntüleme sistemleri ile karşılaştırıldığında taşınabilir ve düşük maliyetlidir. İyonlaştırıcı radyasyon içermemektedir, bu sayede özellikle hamile hastalarda ve uzun süreli operasyonlarda tanı konulmasında ve tıbbi uygulamalarda diğer görüntüleme tekniklerine kıyasla daha güvenlidir. Ayrıca gerçek zamanlı görüntüleme sağlama özelliği sayesinde ameliyat ve acil müdahale gibi durumlarda kullanımı daha avantajlıdır [20].

Ultrason görüntülemede kemik ve gazlı dokuların geçirgenlik özelliğinin çok düşük olması sebebiyle bu dokuların bulunduğu bölgelerde boşluklu görüntüler oluşur. Ayrıca derin bölgelerdeki dokuların görüntülenmesi düşük kontrast ve sınırlı penetrasyon derinliği sebebiyle zordur. Başta beneksel gürültü olmak üzere oluşturulan görüntülerde gürültü miktarı fazla olmakta ve tanı koymayı zorlaştırmaktadır [21].

2.3. Ultrason Görüntüleme Başlıca Gürültü Tipleri

Ultrason görüntülerinde gürültü, görüntünün kalitesini doğrudan etkileyen en temel problemdir. Gürültü, elektrik sinyallerinin taşınması ve anlamlandırılması esnasında ve ortamda meydana gelen yansıma ve saçılma etkilerinden kaynaklanmaktadır. Gürültü sebebiyle görüntünün kalitesi düşer ve yapılarda bozulmalar oluşur, tanı koyma ve klinik yorumlama zorlaşır [22]. Ultrason görüntülemede başlıca karşımıza çıkan gürültü tipleri beneksel, yankı, yansıma, gölgeleme, elektronik gürültüdür.

2.3.1. Beneksel gürültü

Beneksel gürültü, ultrason görüntülerinde en yaygın görülen gürültü çeşididir. Farklı dokulardan saçılım yapan ses dalgalarının birbirleri ile girişim yapması sonucunda oluşmaktadır. Bu girişim sonucunda dalga genliği rastgele değişmekte ve görüntüde benekli bir yapı oluşmaktadır. Klasik doğrusal filtreleme yöntemleri ile giderilmesi oldukça zor bir gürültü çeşididir. Beneksel gürültünün dağılımı istatistiksel olarak genellikle Rayleigh, Gamma veya Nakagami dağılımı ile modellenmektedir. Doku geçişlerinin olduğu bölgelerde sık görülür ve bu bölgelerde bulanıklık oluşturur, kontrastı azaltır ve küçük detayların kaybolmasına sebep olur [23]. Eş. 2.1'de gösterildiği üzere beneksel gürültü matematiksel ifade edildiğinde genellikle çarpımsal bir gürültü modeli ile ifade edilir.

$$I_{gürültülü}(x,y)=I(x,y)\cdot N(x,y) \tag{2.1}$$

Burada, "$I(x,y)$" gerçek (gürültüsüz) görüntü, "$N(x,y)$" beneksel gürültü bileşeni, (genel olarak Rayleigh, Gamma veya Nakagami dağılımlarıyla modellenir) ve "$I_{\text{gürültülü}}(x,y)$" gözlenen gürültülü görüntüdür.

Beneksel gürültü genellikle doku geçişlerinde bulanık, benekli yapılar oluşturarak kenar tespitini zorlaştırır. Geleneksel filtreleme metotları bu gürültü türünde efektif bir başarı sağlamamaktadır. Bunun temelinde beneksel gürültünün görüntünün içeriğine bağlı değişkenlik göstermesidir.

2.3.2. Yankı gürültüsü (Acoustic Clutter)

Yankı gürültüsü, ultrason probuna yakın dokulardan gelen veya probun kendi özelliğinden kaynaklanan yankı sinyallerinin derin dokulardan gelen zayıf sinyalleri örtmesiyle oluşmaktadır. Özellikle karaciğer ve damar görüntülerinde sık sık görülmektedir. Ultrason görüntüsünün derin dokulardaki ve yüksek kontrastlı bölgelerdeki ayrıntılarının kaybolmasına sebep olur [24, 25].

2.3.3. Yansıma gürültüsü

Yansıma gürültüsü, iki güçlü yansıtıcı yüzey arasında ses dalgalarının tekrar tekrar gidip gelmesiyle oluşmaktadır. Hava, kemik, implant gibi yansıtma özelliği yüksek olan bölgelerde gerçek dokuya ait olmayan tekrarlı çizgiler oluşur [22].

2.3.4. Gölgeleme gürültüsü

Gölgeleme, yüksek yansıtıcı bölgelerin (örneğin kemik, safra taşı, hava içeren dokular vb.) arkasında oluşmaktadır. Bu bölgeler ses dalgalarını neredeyse tamamen yansıtması sebebiyle, arkasındaki bölgelerdeki yapılara dalgalar ulaşmaz ve bu bölgeler hakkında bilgi elde edilemez ve karanlık gölgeler şeklinde görülür. Bu durum tıbbi tanı koymada hem problem yaratabilir hem de tanısal bilgi taşıyabilir. Örneğin, safra taşının tanısında gölgelenmiş bölgeler ayırt edici olarak kabul edilir [26].

2.3.5. Elektronik gürültü (Sistem gürültüsü)

Elektronik gürültü, ultrason sisteminin almaç, yükselteç ve örnekleme birimlerinde oluşan gürültü çeşididir. Genellikle görüntünün üzerine eklenen bir beyaz gürültü karakteristiğindedir. Eş. 2.2'de gösterildiği üzere beyaz gürültü matematiksel olarak ekleyici bir modelle ifade edilir. Burada, "$n(x,y)$" beyaz gürültü bileşenidir, genellikle ortalaması 0 olan Gauss dağılımlıdır.

$$I_{gürültülü}(x,y) = I(x,y) + n(x,y) \tag{2.2}$$

Elektronik gürültü diğer gürültü tiplerine göre düşük seviyededir, fakat yüksek kazanç ayarlarının gerektirdiği düşük Sinyal Gürültü Oranı (SNR) bulunan ortamlarda etkisi artmaktadır [27].

2.3.6. Tuz ve Karabiber gürültüsü

Tuz ve karabiber gürültüsü, hemen her görüntüde sıklıkla karşımıza çıkan impulsif bir gürültü çeşididir. Bazı piksellerin rastgele bir şekilde minimum siyah veya maksimum beyaz değerlerine gelmesiyle görülür. Ultrason görüntülerinde doğrudan görülmese de sensörün

satüre olması, veri iletim hatlarının düşük kalitede olması gibi sebeplerden ötürü tuz ve karabiber gürültüsü oluşabilir. Özellikle düşük çözünürlüklü ultrason görüntülerinde ve dijital örnekleme devrelerinde kaynaklanabilecek hatalarda bu gürültü ile karşılaşılmaktadır. Kenar bilgileri ve küçük yapıların kaybolmasına sebep olarak tanı koymayı zorlaştırır. Geleneksel ortalama filtreler ile giderilmesi oldukça güçtür. Bu sebeple adaptif filtreler veya derin öğrenme tabanlı teknikler bu tip gürültüler için sıklıkla tercih edilmektedir [28].

2.4. Ultrason Görüntülerinin İyileştirilmesinde Kullanılan Metotlar

Ultrason görüntüleme sistemlerinde gürültü ve düşük çözünürlük görüntü kalitesini önemli ölçüde düşürmekte ve tanı koymayı zorlaştırmaktadır. Görüntülerde oluşan gürültülerin giderilmesi ve yüksek çözünürlüklü iyileştirilmiş görüntüler elde edilmesi amacıyla klasik görüntü işleme tabanlı ve modern yapay zekâ tabanlı pek çok yöntem literatürde mevcuttur.

2.4.1. Klasik görüntü işleme tabanlı görüntü iyileştirilme metotları

Klasik görüntü iyileştirme metotları görüntü işleme tabanlı uygulamalar ile ultrason görüntülerindeki gürültüleri gidermeyi amaçlar. Genellikle düşük işlem hacmi içermesi ve gerçek zamanlı uygulanabilirliği sayesinde sıklıkla tercih edilmektedir. Gürültü karakteristiğine bağlı olarak çalışırlar, görüntünün içeriğini ve yapısal özelliklerini dikkate almazlar. Değişken gürültü ve ortam koşullarının olduğu örneğin, beneksel gürültü gibi çarpımsal ve yapıya bağlı gürültü çeşitlerinde verimlilik sınırlı kalmakta, filtreleme esnasında detayların ve yapıların bozulmasına neden olabilmektedir. Özellikle tıbbi görüntüleme ve tanı koymada önemli olan doku geçişleri, damar yapıları gibi küçük ayrıntılar bu filtreleme teknikleri ile bulanıklaşabilir veya kaybolabilir [29]. Ek olarak, klasik filtreleme metotları adaptif çalışma konusunda geri kalmaktadır. Günlük hayatta sıkça kullanılan görüntü işleme tabanlı gürültü azaltımı metotları: medyan, Gauss ve Lee filtreleridir.

<u>Medyan filtresi</u>

Medyan filtresi, beyaz gürültü, tuz ve karabiber gürültüsü gibi impulsif gürültülerin giderilmesinde verimli çalışmaktadır. Her piksel çevresindeki komşuluk bölgelerine göre sıralanır ve medyan değer alınarak piksel güncellenir. Bu filtreleme metodu ile gürültü

sebebiyle piksellerde oluşan ani değer sapmaları ortadan kaldırılmış olur. Kenarlara ait detaylar kaybolmaz, fakat beneksel gürültü gibi çarpımsal gürültülerin giderilmesinde sınırlı bir çözüm oluşturmaktadır [30]. Matematiksel olarak Eş. 2.3'te gösterildiği üzere ifade edilir. Burada, "$I(x,y)$" giriş görüntüdeki (x,y) koordinatlarındaki pikselin değeri, "$I'(x,y)$" çıkış görüntüdeki (x,y) koordinatlarındaki pikselin güncellenmiş değeri, "$N(x,y)$" (x,y) koordinatlarındaki pikselin komşuluk kümesi, "$(i,j) \in N(x,y)$" komşuluk bölgesindeki tüm piksellerin koordinatlarını içeren küme, "$I(i,j)$" komşuluk bölgesindeki her bir pikselin değeri olarak ifade edilir.

$$I'(x,y) = median\{I(i,j) \mid (i,j) \in N(x,y)\} \tag{2.3}$$

Gauss filtresi

Piksel değerlerinin komşu pikseller ile ağırlıklı ortalamasının alınarak güncellenmesi ile uygulanır. Ağırlık değeri 2 boyutlu Gauss dağılımı ile belirlenir. Gürültünün azaltılmasında etkilidir, fakat kenar detaylarının kaybolmasına ve bulanıklaşmasına sebep olur [30].
Matematiksel olarak Eş. 2.4'te ifade edildiği gibidir. Burada, "$G(i,j)$" standart sapması σ olan Gauss çekirdeğidir.

$$I'(x,y) = \sum_{i,j} G(i,j) \cdot I(x-i, y-j) \tag{2.4}$$

Lee filtresi

Beneksel gürültü gibi çarpımsal gürültülerin giderilmesine özel olarak geliştirilmiş adaptif bir filtreleme tekniğidir. Ortalama ve varyans değerlerine dayalı çalışır. Gürültü yoğunluğunun düşük olduğu bölgelerde daha az filtreleme yaparak detayların korunmasını hedefler [31]. Matematiksel olarak Eş. 2.5 ve 2.6'da ifade edildiği gibidir. Burada, "$\bar{I}$" lokal ortalama, "σ^2" lokal varyans, "σ_n^2" gürültü varyansı, "W" ağırlık katsayısı olarak ifade edilir.

$$I'(x,y) = \bar{I} + W \cdot (I(x,y) - \bar{I}) \tag{2.5}$$

$$W = \frac{\sigma^2 - \sigma_n^2}{\sigma^2} \tag{2.6}$$

Kuan filtresi

Kuan Filtresi, Lee filtresine benzer geliştirilen bir filtreleme metodudur. Bu filtre modelinde varyans değerinin yüksek olduğu yerlerde filtreleme etkisi azaltılarak detayların korunması hedeflenmiştir [32]. Matematiksel olarak Eş. 2.7 ve 2.8'de ifade edildiği gibidir.

$$I'(x,y) = W \cdot I(x,y) + (1 - W) \cdot \bar{I} \tag{2.7}$$

$$W = \frac{1}{1 + \frac{\sigma_n^2}{\sigma^2}} \tag{2.8}$$

Frost filtresi

Frost Filtresi, gürültü azaltımında üstel ağırlıklı ortalama değerlerini kullanır. Filtre katsayıları, komşu piksellerin mesafesi ve lokal varyansına göre belirlenir. Beneksel gürültü gibi çarpımsal gürültülerde verimli çalışmaktadır [33]. Eş. 2.9 ve 2.10'da gösterildiği üzere "k" parametresi sönümleme faktörü, "α" deneysel sabit katsayısıdır. (Genellikle 1-3 arasında tercih edilir.)

$$I'(x,y) = \frac{\sum_{i,j} I(i,j) \cdot e^{-k|I(i,j)-\bar{I}|}}{\sum_{i,j} e^{-k|I(i,j)-\bar{I}|}} \tag{2.9}$$

$$k = \alpha \cdot \frac{\sigma^2}{\bar{I}^2} \tag{2.10}$$

2.4.2. Derin öğrenme tabanlı görüntü iyileştirme metotları

Son yıllarda yapay zekanın hayatımıza birçok konuda girmesiyle ultrason görüntülerinin çözünürlük iyileştirme ve gürültü azaltımı konusunda da Evrişimsel Sinir Ağları (CNN) başta olmak üzere birçok derin öğrenme metodu kullanılmıştır [34, 35]. Ultrason gibi düşük

kontrastlı ve gürültüye duyarlı görüntülerin işlendiği alanlarda bu yöntemler ile görüntülerdeki karmaşık yapılar öğrenilebilir ve geleneksel filtrelere kıyasla çok daha iyi performans elde edilebilir. Özellikle beneksel gürültü gibi yapısal gürültülerin giderilmesinde geleneksel yöntemlere kıyasla çok daha adaptif çalışan bu modeller istatistiksel ilişkileri otomatik olarak öğrenebilmekte ve lineer olmayan haritalandırmalar üzerinden gürültü kısmını ayırabilmektedir [36, 37].

CNN tabanlı yaklaşımlarda modeller gürültülü ve düşük çözünürlüklü girdi verisini alır ve çıktı olarak iyileştirilmiş görüntü üretirler. Bu ağlarda U-Net, DnCNN, GAN, SRCNN gibi ağ modelleri sık kullanılmaktadır [38]. Ağ eğitimi sırasında kendisine verilen görüntüye ait yapısal bilgileri ve gürültüyü öğrenir, ardından gürültülü bileşeni girdi verisinden çıkarır. Her bir katmanda giriş görüntülerindeki bileşenler işlenir ve katman sayısı arttıkça daha net çıkarımlar oluşur [39]. Eğitim verisinin sınırlı olduğu durumlarda denetimsiz (unsupervised) yöntemler de geliştirilmiştir. Bu yöntemlerde amaç eğitim verisine ihtiyaç duymadan modelin gürültü istatistiklerini öğrenmesini sağlamaktır [40]. CNN tabanlı derin öğrenme ağlarının genel matematiksel ifadesi Eş. 2.11'de verilmiştir. Burada, "x_j" giriş görüntüsündeki piksel, "w_{ij}" evrişimsel filtre, "b_i" bias terimi, "f" aktivasyon fonksiyonu olarak temsil edilmektedir [41].

$$y_i = f\left(\sum_{i=1}^{n} w_{ij}x_j + b_i\right) \tag{2.11}$$

CNN tabanlı derin öğrenme ağları özellikle beyaz gürültü gibi gürültü çeşitlerinde efektif sonuçlar vermektedir ve görüntü kalitesini önemli miktarda iyileştirerek klinik tanı koymada büyük kolaylık oluşturmaktadır.

Bu bölümde literatürde yaygın olarak kullanılan ve çalışmaya yön vermiş olan bazı derin öğrenme tabanlı görüntü iyileştirme yöntemleri ele alınmaktadır.

U-Net ve Autoencoder tabanlı derin öğrenme ağları ile görüntü iyileştirme

Ultrason gibi gürültü oranının yüksek ve kontrastın düşük olduğu görüntüleme yöntemlerinde görüntülerin iyileştirilmesinde Autoencoder mimarileri sıklıkla

kullanılmaktadır. Bu kapsamda en yaygın kullanılan derin öğrenme modellerinden biri U-Net tabanlı ağlardır.

Autoencoder mimarileri temel olarak girdi görüntüsünü daha küçük alt parçalara indirgeyen enkoder ve bu alt parçalardan orijinal görüntüyü yeniden oluşturan dekoder olmak üzere iki ana yapıdan oluşur. Enkoder katmanları genel olarak birbiri ardına evrişim ve havuzlama (pooling) işlemleri ile giriş görüntüsündeki bilgilerden alt uzaylar oluşturur. Bu işlemler sırasında ağ, görüntüdeki kenar, doku ve yapısal bilgileri öğrenirken gürültü bileşenlerini azaltma özelliği gösterir. Dekoder katmanında iyileştirilen alt uzaylar ters evrişim veya yukarı örnekleme katmanları yardımı ile yeniden yapılandırılır. Gürültü azaltımı ve çözünürlük arttırımı uygulamalarında hedef, dekoder çıktısının gürültüden arındırılmış referans görüntüye mümkün olduğunca yakın olmasıdır.

Klasik Autoencoder ağ mimarilerinde enkoder aşamasında uygulanan havuzlama işlemleri, özellikle küçük yapısal detayların ve ince doku geçişlerinin kısmen kaybolmasına neden olabilmektedir. Bu durum, ultrason görüntülerinde klinik açıdan önemli olan mikro yapıların yeterince korunamamasına yol açabilir. Bu problemi gidermek amacıyla geliştirilen U-Net mimarisi, Autoencoder yapısını temel almakla birlikte, enkoder ve dekoder katmanları arasında atlamalı bağlantılar (skip connections) bulundurmaktadır.

U-Net mimarisinde, her bir enkoder katmanında elde edilen özellik haritaları, aynı çözünürlük seviyesindeki dekoder katmanına iletilmektedir. Bu atlamalı bağlantılar sayesinde, enkoder katmanlarında öğrenilen yüksek çözünürlüklü yapısal bilgiler, dekoder aşamasında yeniden yapılandırma sürecine doğrudan katkı sağlamaktadır. Böylece, hem derin katmanlarda öğrenilen bağlamsal bilgiler hem de sığ katmanlarda yer alan ince yapısal detaylar birlikte kullanılabilmektedir. Bu özellik, U-Net mimarisini özellikle kenar koruma, doku sürekliliği ve anatomik yapı bütünlüğü gerektiren tıbbi görüntüleme uygulamalarında oldukça avantajlı hale getirmektedir.

Ultrason görüntülerinde yaygın olarak karşılaşılan beneksel gürültü, genellikle yüksek frekanslı ve düzensiz bir yapıya sahiptir. U-Net ve Autoencoder tabanlı ağlar, eğitim sürecinde kayıp fonksiyonunu minimize ederken, bu gürültü bileşenlerini bastırmayı ve dokuya ait yapısal bilgileri korumayı hedeflemektedir. Literatürde yapılan çalışmalar, bu mimarilerin düşük çözünürlüklü ve gürültülü ultrason görüntülerinde sinyal-gürültü oranını

artırdığını, kontrastı iyileştirdiğini ve doku sınırlarını daha belirgin hale getirdiğini göstermektedir [42, 43].

Sonuç olarak, U-Net ağ mimarisi atlamalı bağlantıları sayesinde daha yüksek verimlilik sağlamaktadır. Bu sebeple, donanım kaynaklarının kısıtlı olduğu sistemlerde Autoencoder tabanlı çözümler tercih edilirken, daha yüksek görüntü kalitesi gerektiren performans odaklı uygulamalarda U-Net tabanlı yaklaşımlar ön plana çıkmaktadır.

Denoising Convolutional Neural Network (DNCNN) ile görüntü iyileştirme

DNCNN (Denoising Convolutional Neural Network), evrişimsel sinir ağı (CNN) tabanlı bir modeldir. Klasik filtreleme tabanlı yaklaşımların (Gaussian, median vb.) aksine, DNCNN gürültü istatistiğini sabit varsayımlar üzerinden değil, veriye dayalı öğrenme yaklaşımıyla modellemektedir. Bu sayede farklı gürültü seviyelerine ve türlerine karşı daha adaptif çalışmakta ve efektif bir çözüm sunmaktadır.

DNCNN mimarisinin temel özelliği, gürültüsüz görüntüyü doğrudan tahmin etmek yerine, gürültü bileşenini öğrenmeye odaklanmasıdır. Ağ, gürültülü giriş görüntüsünü alarak, bu görüntüye eklenmiş olan gürültüyü haritalamayı amaçlar. Daha sonra, giriş görüntüsünden tahmin edilen gürültü bileşeni çıkarılarak iyileştirilmiş çıktı elde edilir.

DNCNN yapısı, ardışık olarak yerleştirilmiş çok sayıda evrişim katmanından oluşur. Her bir katmanda görüntüdeki farklı gürültü modellerini öğrenmek amaçlanır. İlk katmanlar yüksek frekanslı gürültü bileşenlerini öğrenirken, derin katmanlar karmaşık gürültü yapılarının modellenmesini sağlamaktadır. Genel olarak her bir evrişim katmanından sonra Batch Normalization ve ReLU aktivasyon fonksiyonları kullanılarak, eğitim sürecinin kararlılığı artırılmaktadır.

DNCNN beyaz gürültü gibi gürültü türlerinde oldukça başarılı sonuçlar vermektedir. Gürültünün uzamsal olarak düzensiz ve yüksek frekanslı yapısını öğrenirken, görüntüye ait kenar, doku ve anatomik yapıların korunmasını sağlamaktadır. Bu yönüyle, tıbbi görüntüleme uygulamalarında tanısal açıdan kritik olan yapısal detayların kaybolmasını engelleyerek yüksek verimlilik sunmaktadır [10].

DNCNN ağ mimarilerinin eğitiminde kayıp fonksiyonu, genellikle hataların ortalamasının karekökü (Mean Squared Error – MSE) kullanılmaktadır. DNCNN matematiksel ifadesi Eş. 2.12'de verilmiştir. Burada, "$\dot{y}_i$" ağ modelinin tahmin ettiği görüntü, "y_i" giriş görüntüsü "N" örnek sayısı olarak ifade edilmektedir.

$$L_{DNCNN} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} || \dot{y}_i - y_i ||^2 \tag{2.12}$$

Generative Adversarial Networks (GAN) ile görüntü iyileştirme

GAN ağ modeli ayrıştırıcı ve üretici olmak üzere karşıt yapıya sahip iki yapıdan oluşmaktadır. Gürültünün görüntülerden temizlenmesinde üretici katmanlar görev alırken, ayrıştırıcı katman ise iyileştirilen görüntülerin yapısal özelliklerinin korunduğunu kontrol eden bir görev üstlenmektedir. Bu sayede iyileştirici katmanın orijinalliği korunmuş ve daha kaliteli görüntüler ortaya çıkarılması sağlanmaktadır. GAN ağ modeli diğer ağ modellerine kıyasla yapısal detayları koruma özelliği ile görüntülerdeki gürültünün azaltılmasında sıklıkla tercih edilmektedir [44]. GAN ağ modelinin matematiksel ifadesi Eş. 2.13'te verilmiştir. Burada, "D" ayrıştırıcı modelini, "G" üretici modelini, "$E_{x\sim pdata}$" gerçek görüntülerin dağılımı, "$E_{z\sim pz}$" Gürültüden türetilen verilerin dağılımını ifade etmektedir.

$$L_{GAN} = E_{x\sim pdata}[logD(x)] + E_{z\sim pz}[log(1 - D(G(z)))] \tag{2.13}$$

Süper Çözünürlüklü Evrişimsel Sinir Ağı (SRCNN) ile görüntü iyileştirme

Görüntülerin iyileştirilmesinde çözünürlük arttırımı problemi, bir düşük çözünürlüklü görüntüden yüksek çözünürlüklü görüntü elde etme görevini ifade eder. Yüksek çözünürlüklü görüntülerin üretilmesinde geleneksel interpolasyon yöntemleri genellikle görüntüye ait detayları düzgün öğrenemez ve gürültü içeren performansı düşer.

SRCNN (Super-Resolution Convolutional Neural Network) ağ mimarisi, derin öğrenme tabanlı geliştirilmiş ilk etkin tek-görüntü SR ağı olarak geliştirilmiştir. SRCNN, düşük çözünürlüklü ve yüksek çözünürlüklü görüntüler arasındaki ilişkileri eğitim verileri ile

öğrenir, klasik interpolasyon tekniklerine kıyasla adaptif çalışarak daha başarılı sonuçlar elde eder.

SRCNN temel olarak düşük çözünürlüklü girdi görüntüsünü alarak buna karşılık gelen yüksek çözünürlüklü çıkış görüntüsünü mümkün olan en doğru şekilde tahmin etmeyi amaçlar. Ardışık evrişim katmanlarından oluşan ağ mimarisinde herhangi bir havuzlama, bağlı katman yapıları veya yukarı örnekleme (upsampling) gibi karmaşık işlem yükü gerektiren yapılar içermez. Bu sayede sade bir mimari ile donanım yükü açısından hafif bir ağ modelidir. SRCNN üç ana aşamada incelebilmektedir. Bunlar; özellik çıkarımı, doğrusal olmayan eşleme (Non-linear mapping) ve yeniden yapılandırmadır.

İlk evrişim katmanlarında düşük çözünürlüklü girdi verisine ait parçalardan temel özellikler çıkarılır. Bu katmanlarda, kenar gibi küçük yapısal bilgilerden özellik haritaları üretilir.

İkinci katmanlarda elde edilen düşük çözünürlüklü özellik haritaları, yüksek çözünürlüklü referans özellik haritaları ile eşleştirilir. Yüksek ve düşük çözünürlüklü görüntüler arasındaki ilişkilerin doğrusal olmaması sebebiyle bu katmanlarda gerçekleştirilen işlemler en kritik adımlardan biridir. Doğrusal olmayan işlemler gerçekleştirilmesi ile klasik interpolasyon yöntemlerinin yakalayamadığı ince detay ve doku bilgileri burada modellenir.

Üçüncü katmanlarda yüksek çözünürlüklü özellik haritaları birleştirilerek çıktı yüksek çözünürlüklü görüntü üretilir. Bu aşamada amaç mümkün olan en düşük hata miktarı ile yüksek çözünürlüklü görüntüye ulaşmaktır. Eğitim süresince kayıp fonksiyonu olarak MSE kayıp fonksiyonu kullanılır [11].

2.5. Çözünürlüğü Arttırılmış ve Gürültü Azaltımı Uygulanmış Görüntülerde Kullanılan Performans Ölçüm Metrikleri

Ultrason görüntülerinde gürültü giderme ve çözünürlük arttırma algoritmalarının başarısının ölçümünde yalnızca görsel kalitenin artıp artmadığının kontrolü ile değil sayısal ölçütler ile de değerlendirilmesi gerekmektedir. Bu ölçütler referans tabanlı (ground-truth) ve referanssız olmak üzere ikiye ayrılmaktadır [45, 46]. Literatürde yaygın olarak kullanılan sayısal ölçüm metrikleri bu başlık altında incelenecektir.

2.5.1. Ortalama kare hatası (Mean Squared Error – MSE)

Ortalama Kare Hatası (MSE) orijinal görüntü ile iyileştirilmiş görüntü arasındaki piksel değerlerinde oluşan farkların karelerinin ortalamasının ölçümüdür. Matematiksel olarak Eş. 2.14'te verildiği gibi ifade edilir. Burada, "$I(i,j)$" iyileştirilmiş görüntü, "$K(i,j)$" orijinal görüntüyü ifade eder.

$$MSE = \frac{1}{MN}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}[I(i,j) - K(i,j)]^2 \tag{2.14}$$

MSE değerinin küçük olması iki görüntü arasındaki farkın az olduğunu, referans görüntüye kıyasla detayların korunduğunu göstermektedir [47].

2.5.2. Ortalama kare hatasının karekökü (Root Mean Squared Error – RMSE)

Ortalama Kare Hatasının Karekökü (RMSE), Ortalama Kare Hatası'nın karekökü alınarak elde edilir. Bu sayede elde edilen sonuç piksel değeri ile aynı ölçekle olur ve yorumlamayı kolaylaştırır. Matematiksel olarak Eş. 2.15'te verildiği gibi ifade edilir [47].

$$RMSE = \sqrt{MSE} \tag{2.15}$$

2.5.3. Ortalama mutlak hata (Mean Absolute Error – MAE)

Ortalama Mutlak Hata (MAE) her bir pikselin referans görüntüye olan farkının mutlak değeri alınarak ortalaması hesaplanır. Eş 2.16'da verildiği gibi ifade edilir.

$$MAE = \frac{1}{MN}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}[I(i,j) - K(i,j)] \tag{2.16}$$

Ortalama Mutlak Hata, Ortalama Kare Hatasına kıyasla tepe değerlerden daha az etkilenerek daha tutarlı bir sonuç sağlamaktadır [48].

2.5.4. Tepe sinyal-gürültü oranı (Peak Signal-to-Noise Ratio – PSNR)

Tepe Sinyal-Gürültü Oranı MSE'e bağlı olarak maksimum piksel değerinin gürültü değerine (MSE) oranını dB cinsinden ifade etmektedir. PSNR gürültü azaltma ve süper çözünürlük uygulamalarında en sık kullanılan metriktir [49]. Matematiksel olarak Eş. 2.17'de verildiği gibi ifade edilir. Burada, "MAX_I" Görüntüdeki pikselin alabileceği maksimum değerdir.

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10}\left(\frac{MAX_I^2}{MSE}\right) \tag{2.17}$$

2.5.5. Yapısal benzerlik indeksi (Structural Similarity Index – SSIM)

Yapısal Benzerlik İndeksi iki görüntü arasındaki parlaklık, kontrast ve yapısal özellikleri gibi değişkenleri dikkate alarak referans görüntüye olan benzerliğini ölçer. Bu metrik MSE, PSNR gibi ölçüm metriklerine kıyasla insan görsel kontrolüne en yakın ölçüm metriğidir [45]. Matematiksel olarak Eş. 2.18'de verildiği gibi ifade edilir. Burada, "μ_x" ve "μ_y" ortalama değerleri, "σ_x^2, σ_y^2" varyansları ve "σ_{xy}" kovaryansı temsil eder. SSIM değeri 1'e yaklaştıkça görüntünün referans görüntüye olan benzerliğinin yüksek olduğunu ifade eder.

$$SSIM(x,y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C1)(2\sigma_{xy} + C2)}{(\mu x^2 + \mu y^2 + C1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C2)} \tag{2.18}$$

2.5.6. Doğal görüntü kalitesi değerlendiricisi (Natural Image Quality Evaluator – NIQE)

NIQE doğal sahne istatistiklerine dayalı olarak eğitilmiş bir model kullanır ve değerlendirilmek istenen görüntünün doğal sahne istatistiklerinin çıkararak bu model ile karşılaştırır. Bu sayede referans görsele ihtiyaç duymadan görüntünün doğallığı hakkında bir kalite skoru üretir. Skor değerinin düşük olması görüntü kalitesinin yüksek olduğu anlamına gelmektedir [50]. NIQE metriği özellikle süper çözünürlük, gürültü giderme ve sıkıştırma sonrası görüntünün kalitesinin değerlendirilmesi gibi çalışmalarda kullanılabilmektedir. Görsel kaliteyi insan algısına yakın şekilde temsil etmektedir [51].

2.6. HLS4ML Kütüphaneleri ile Derin Öğrenme Modellerinin Donanım Üzerinde Çalıştırılması

HLS4ML (High Level Synthesis for Machine Learning) kütüphaneleri derin öğrenme ağ modellerini FPGA donanımında çalıştırılabilir hale getirmek amacıyla geliştirilen açık kaynaklı bir araçtır. Özellikle düşük gecikme gerektiren uygulamalarda derin öğrenme ağ modellerinin hızlı ve verimli bir şekilde çalıştırılmasını sağlar. HLS4ML derin öğrenme modellerinin yüksek seviyeli sentez (High Level Synthesis – HLS) kullanılarak FPGA donanımına dönüştürülmesini sağlayan bir kütüphanedir. Bu kütüphane ilk olarak CERN araştırmacıları tarafından parçacık hızlandırıcılarda derin öğrenme ağlarının kullanılabilmesi amacıyla geliştirilmiştir.

HLS4ML yaygın olarak kullanılan TensorFlow, Keras ve PyTorch gibi platformlarda eğitilmiş derin öğrenme modellerini C++ tabanlı HLS yapısına dönüştürmektedir. Ardından bu HLS yapısı Vitis HLS kullanılarak VHDL, Verilog gibi donanım tanımlama dillerine (HDL) dönüştürülür. Bu sayede yazılım ortamında gerçekleştirilen eğitilmiş modeller düşük gecikmeli FPGA ortamında çalıştırılabilmektedir.

HLS4ML kütüphanelerinin en önemli özelliklerinden biri de donanım kaynaklarını etkin kullanabilmek amacıyla çeşitli optimizasyon yöntemlerini sunmasıdır. Bu optimizasyonlar arasında derin öğrenme ağ modelinde bulunan elemanların sabit nokta (fixed-point) gösterimlere dönüştürülmesi, çarpıcı elemanların paralellik seviyelerinin yeniden kullanım faktörü ile belirlenerek sayılarının indirgenebilmesi vardır. Bu teknikler sayesinde modelin doğruluğu korunurken FPGA üzerinde kullanılan kaynakların verimliliği sağlanmaktadır.

HLS4ML oluşturulan donanım tasarımının simülasyon ve doğrulama aşamalarını da desteklemektedir. Elde edilen HLS modelinin orijinal modele kıyasla doğruluğu ve kaynak kullanımı gibi parametreleri çıktı olarak üretir ve bu sayede doğrulama yapılabilmekte ve model FPGA üzerinde çalıştırılmadan önce davranışı kontrol edilebilmektedir. Bu özellikler sayesinde gerçek zamanlı görüntü işleme uygulamalarında güvenilir bir donanım uygulanabilirliği elde edilmesine yardımcı olmaktadır [55].

3. TEZ ÇALIŞMASINDA UYGULANAN METOTLAR

Bu bölümde derin öğrenme tabanlı ağ modelinin oluşturulma süreci, ağın eğitiminde kullanılacak veri kümesinin hazırlanması, ağın eğitim sonuçları açıklanmaktadır. Ardından oluşturulan ağ modelinin FPGA donanımında çalışabilir hale getirilmesi, oluşturulan ağın nicemleme teknikleri kullanılarak kaynak kullanımının optimize edilmesinde gerçekleştirilen yöntemlerden bahsedilecektir.

Öncelikle 3 farklı veri kümesine ait görüntüler üzerinde yapılan ön değerlendirmeler sonucunda NIQE (Natural Image Quality Evaluator) skorları hesaplanmıştır. NIQE skorları dikkate alınarak düşük NIQE skorlarını temsil eden alt veri kümesi oluşturulmuştur. Düşük NIQE skoruna sahip görüntüler yüksek kaliteli olarak kabul edilmiştir. Ardından, bu yüksek kaliteli görüntülere kontrollü bir şekilde beneksel gürültü eklenerek düşük kaliteli veri kümesi oluşturulmuştur. Yüksek kaliteli veri kümesindeki görüntüler 512x512 çözünürlüğünde, düşük kaliteli veri kümesine ait görüntüler 256x256 çözünürlüğünde oluşturulmuştur. Böylece modelin öğrenmesi için hem temiz hem de yapay olarak gürültü eklenmiş iki alt veri kümesi hazırlanmıştır.

Geliştirilen ağ modeli yüksek kaliteli, yüksek çözünürlüklü ve yapay gürültü eklenmiş düşük kaliteli, düşük çözünürlüklü görüntülerden oluşan iki alt veri kümesi kullanılarak eğitilmiştir. Eğitimde kullanılan düşük çözünürlüklü görüntülerin çözünürlükleri bikübik interpolasyon ile 512x512 çözünürlüğe yükseltilerek ağa girdi olarak verilmiştir. Böylece ağın gürültü içeren ve düşük çözünürlüklü görüntüleri iyileştirirken yapısal detayları koruması ve gürültüyü azaltması sağlanmıştır.

Eğitilen derin öğrenme tabanlı ağ modeli HLS4ML açık kaynak kütüphaneleri kullanılarak FPGA donanımında çalışabilir hale getirilmiş ve optimize edilmiştir. Xilinx Zedboard FPGA kaynaklarının sınırlarında kalan küçük ağ modeli ve simülasyon amaçlı daha çok katman içeren büyük ağ modeli olmak üzere iki model geliştirilmiştir.

Ağ modelinin FPGA donanımında çalışabilir hale gelmesinin ardından simülasyon oluşturularak ağ modeli simüle edilmiştir. Bu bölümde uygulanan metotlardan başlıklar altında detaylı bir şekilde bahsedilecektir.

3.1. Derin Öğrenme Tabanlı Ağ Modelinin Oluşturulması

Bu çalışmada ultrason görüntülerinin çözünürlüğünü arttırmak ve gürültüyü azaltmak amacıyla evrişimsel sinir ağı (CNN) tabanlı biri yüksek kaynak kullanımlı 7 evrişim katmanından oluşan ağ modeli ile diğeri düşük kaynak kullanımlı 4 evrişim katmanından oluşan ağ modeli olmak üzere 2 adet derin öğrenme tabanlı ağ modeli geliştirilmiştir.

Geliştirilen modeller, Xilinx ZedBoard FPGA donanımının kaynak kapasitelerini aşmamak amacıyla 4x4 piksel boyutunda girdi görüntülerini alacak şekilde tasarlanmıştır. Ağın giriş katmanında kullanılacak görüntüler parçalanarak 4x4 piksel boyutunda parçalar haline getirilmiştir. Ardında 4x4 büyüklüğündeki çıktı görüntü parçaları tekrar birleştirilerek tam görüntü oluşturulmaktadır.

Geliştirilen ağ modeli veri kümesinden alınan düşük ve yüksek kaliteli görüntüler ile eğitilmesi planlanmıştır. Düşük çözünürlüklü ve gürültü içeren düşük kaliteli olarak kabul edilen 256x256 çözünürlüğündeki görüntüler bikübik interpolasyon ile 512x512 çözünürlüğüne getirilir ve ardından ağa girdi olarak verilir. Ağın bu girdi görüntüsüne gürültü azaltımı uygularken yapısal detayları koruması, görüntülerdeki bulanık kısımları netleştirmesi ve beneksel gürültüden gelen benekli yapıları ortadan kaldırması hedeflenmiştir.

3.1.1. Düşük kaynak kullanımlı gerçek hayata uygulanabilir küçük modelin mimarisi

SRCNN (Super Resolution Convolutional Neural Network) ağ mimarisine benzer kurgulanan ağ modeli sıralı (sequential) yapıda ve dört adet 2 boyutlu evrişim katmanından oluşmaktadır. İlk katmanda düşük seviyeli kenar ve doku bilgilerini öğrenmek amacıyla 4 filtreli 1x1 boyutunda evrişim bloğu mevcuttur. Ardından 6 filtreli iki adet 2x2 filtre boyutunda evrişim blokları ile modelin karmaşık bilgileri öğrenmesi hedeflenmiştir. Çıkış katmanında 1 filtreli 1x1 filtre boyutlu evrişim katmanı ile ağın çıktı boyutunu tek kanala indirmek ve görüntüdeki iyileştirmeleri tamamlamak amaçlanmıştır.

Bütün evrişim katmanlarında ReLU (Rectified Linear Unit) aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. ReLU aktivasyon fonksiyonu ile ağın negatif çıktılarının sıfır değerine

eşitlenmesi sağlanarak daha modelin eğitim sürecinin hızlanması ve sonuçların tutarlı olması amaçlanmıştır. Modelin yapısı Çizelge 3.1'de tanımlanmıştır:

Çizelge 3.1. Oluşturulan küçük ağ modelinin mimarisi

Katman	Filtre Sayısı	Filtre Boyutu	Aktivasyon	Çıkış Boyutu
Girdi	-	-	-	4×4×1
Conv2D-1	4	1×1	ReLU	4×4×4
Conv2D-2	6	2×2	ReLU	4×4×6
Conv2D-3	6	2×2	ReLU	4×4×6
Conv2D-4	1	1×1	ReLU	4×4×1

1. Girdi Katmanı:
   Model 4x4 boyutunda gri ölçekli görüntü parçalarını girdi olarak bu katmanda almaktadır. Bu katman girdi verisini ilk evrişim katmanına doğrudan aktarmaktadır.
2. İlk evrişim katmanı:
   Modelin temel özellik çıkarımı yapması sağlanır. 1x1 boyutunda 4 filtre kullanılmıştır.
3. İkinci evrişim katmanı:
   Bu katmanda 2x2 boyutunda 6 filtre kullanılmıştır. Modelin kenar detayları gibi özellikleri bu katmanda öğrenmesi hedeflenmiştir.
4. Üçüncü evrişim katmanı:
   Bu katmanda ikinci evrişim katmanında olduğu gibi 2x2 boyutunda 6 filtre kullanılmıştır. Filtre sayısı bir önceki evrişim katmanına göre benzer tutularak modelin detaylı özellikleri çıkarması hedeflenmiştir.
5. Dördüncü ve çıkış evrişim katmanı:
   1x1 boyutunda 1 filtre kullanılmıştır. Modelin iyileştirmelerini tamamlayıp çıktı ürettiği katmandır.

Her katmanın çıkışında ReLU aktivasyon fonksiyonu kullanılarak negatif çıktılar 0 değerine getirilmiştir. Bu sayede ağın öğrenme süreci esnasındaki kararlılığının yüksek tutulması hedeflenmiştir ve ağırlık güncellemeleri sırasında oluşabilecek dağılmaların önüne geçilmiştir. Modelin mimarisi oluşturulurken küçük 4x4 piksel boyutunda girdiler ile çalışılmıştır. Filtre sayılarının miktarı düşürülerek işlem yükü azaltılmıştır. Bu sınırlamalar modelin FPGA donanımının kapasitelerini aşmaması amacıyla gerçekleştirilmiştir.

3.1.2. Yüksek kaynak kullanımlı büyük modelin mimarisi

Düşük kaynak kullanımlı ağ yapısı ile benzer yapıda kurgulanan yüksek kaynak kullanımlı ağ modeli 7 adet evrişim katmanı içermektedir. Her bir katmanda filtre sayıları ve boyutları düşük kaynak kullanımlı modele göre daha fazla tutularak ağın girdi görüntülerinde daha çok iyileştirme ve gürültü azaltımı uygulaması hedeflenmiştir.

Oluşturulan ağ modeli sıralı 7 adet evrişim katmanı bulundurmaktadır. Birinci evrişim katmanında 3x3 boyutunda 8 filtre kullanılarak ağın girdi görüntülerine ait detayları öğrenmesi hedeflenmiştir. Ardından 3x3 boyutunda 16 filtreli 5 adet ara evrişim katmanı bulunmaktadır. Ara evrişim katmanlarında ağın yapısal detayları küçük ağ modeline kıyasla daha detaylı öğrenmesi planlanmıştır. Her bir ara katmanda yapısal detayların giderek daha derin özelliklerinin çıkarılması beklenmektedir. Çıkış katmanında 3x3 boyutunda 1 filtreli evrişim katmanı bulunmaktadır. Bu katmanda ağın son iyileştirmeleri yapması ve çıktı görüntüsünü oluşturması planlanmıştır.

Bütün evrişim katmanlarında küçük ağ modelinde olduğu gibi ReLU aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. Modelin yapısı Çizelge 3.2'de tanımlanmıştır:

Çizelge 3.2. Oluşturulan büyük ağ modelinin mimarisi

Katman	Filtre Sayısı	Filtre Boyutu	Aktivasyon	Çıkış Boyutu
Girdi	-	-	-	4×4×1
Conv2D-1	8	3×3	ReLU	4×4×8
Conv2D-2	16	3×3	ReLU	4×4×16
…				
Conv2D-6	16	3×3	ReLU	4×4×16
Conv2D-7	1	3×3	ReLU	4×4×16

1. Girdi Katmanı:

   Model 4x4 boyutunda gri ölçekli görüntü parçalarını girdi olarak bu katmanda almaktadır. Bu katman girdi verisini ilk evrişim katmanına doğrudan aktarmaktadır.
2. İlk evrişim katmanı:

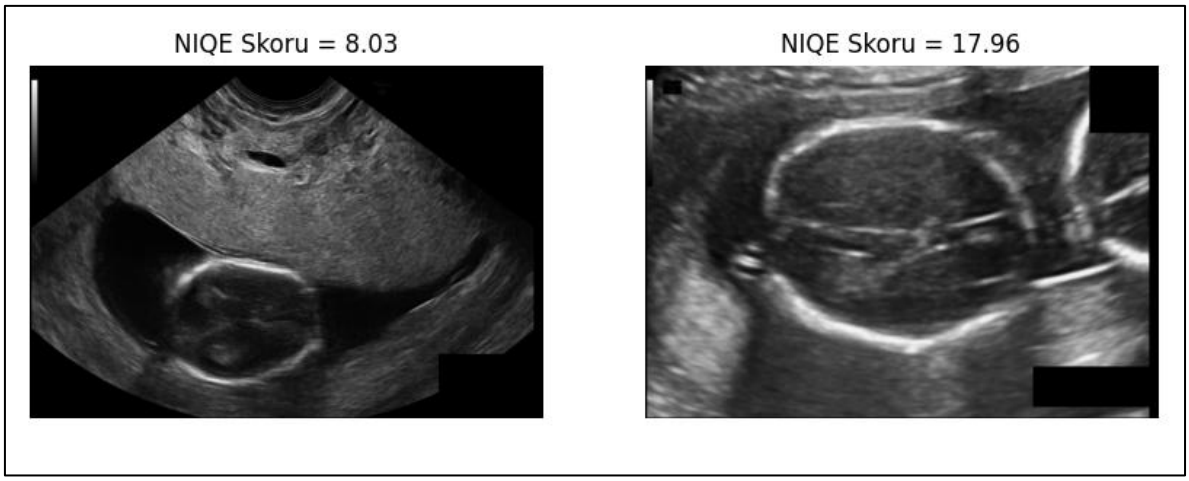
Modelin temel özellik çıkarımı yapması sağlanır. 3x3 boyutunda 8 filtre kullanılmıştır.

3. İkinci ila altıncı ara evrişim katmanları:
   Bu katmanlarda 3x3 boyutunda 16 filtre kullanılmıştır. Modelin kenar detayları gibi özellikleri bu katmanda öğrenmesi hedeflenmiştir. Her bir ara katmanda daha küçük yapısal detayları öğrenmesi ve görüntülerde iyileştirme ve gürültü azaltımı miktarının katmanlar ilerledikçe artması hedeflenmiştir.
4. Yedinci ve çıkış evrişim katmanı:
   3x3 boyutunda 1 filtre kullanılmıştır. Modelin iyileştirmelerini tamamlayıp çıktı ürettiği katmandır.

3.2. Eğitim Veri Kümesinin Oluşturulması

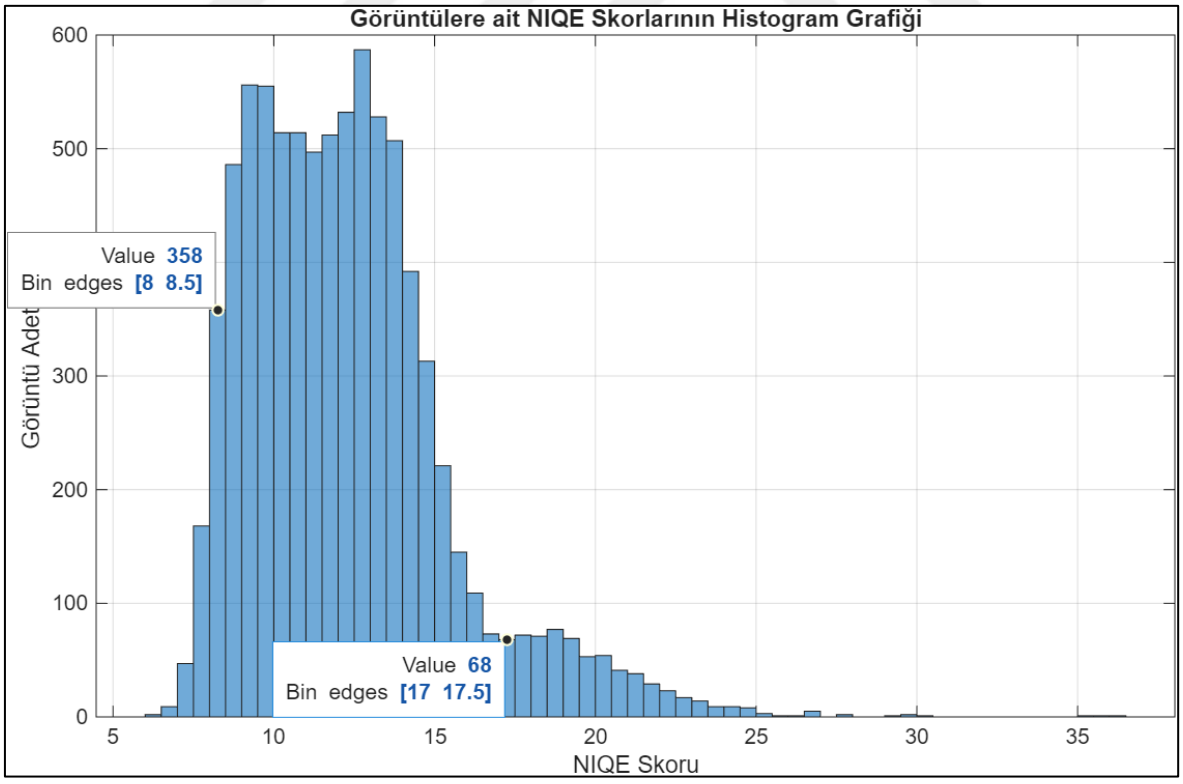
Eğitim veri kümesi oluşturulurken 3 farklı açık kaynak veri kümesi kullanılmıştır. Birinci veri kümesi "Breast Ultrasound Images Dataset" isimli, 780 adet, ortalama 500x500 piksel çözünürlüğünde, ".png" formatlı iyi ve kötü huylu göğüs kanserlerine ait ultrason görüntülerini içermektedir [52]. İkinci veri kümesi "Large-Scale Annotation Dataset for Fetal Head Biometry in Ultrasound Images" isimlidir. 959x661 piksel çözünürlüğüne sahip 3.832 görüntüden oluşmaktadır. Bu veri kümesi iyileştirilmiş görüntüler ile toplamda 7.260 adet farklı bölgelere ait ultrason görüntüleri içermektedir [53]. Üçüncü veri kümesi "A Curated Benchmark Dataset for Ultrasound Based Breast Lesion Analysis" isimli veri kümesidir. 256 hastaya ait 266 adet iyi ve kötü huylu göğüs ultrason görüntülerini içermektedir. Görüntülerin piksel değerleri değişkenlik göstermekte, ortalama 500x500 piksel çözünürlüğünde görüntülerden oluşmaktadır [54].

Birleştirilen bu üç veri kümesinde bulunan yaklaşık 8.300 adet görüntülerden yüksek kaliteli kabul edilecek görüntülerin alınabilmesi amacıyla her birinin NIQE skoru hesaplanmıştır. NIQE skorları düşük olan görüntüler yüksek skorlu görüntülere kıyasla yüksek kaliteli olarak kabul edilmiştir. Şekil 3.1'de veri kümesinden alınan yüksek NIQE skorlu ve düşük NIQE skorlu iki adet görüntü verilmiştir. NIQE skoru 8,03 olan görüntüye ait detaylar rahat bir şekilde anlaşılabilmektedir; dolayısıyla bu görüntü kaliteli olarak kabul edilebilir. NIQE skoru 17,96 olan görüntüde ise insan gözü ile fark edilir seviyede bulanıklıkların olduğu, detayların anlaşılmakta güçlük çekildiği, beneksel gürültünden ötürü oluşmuş benekli yapılara çok sık rastlandığı görülmektedir.



Şekil 3.1. Yüksek NIQE skorlu ve düşük NIQE skorlu görüntü örneği

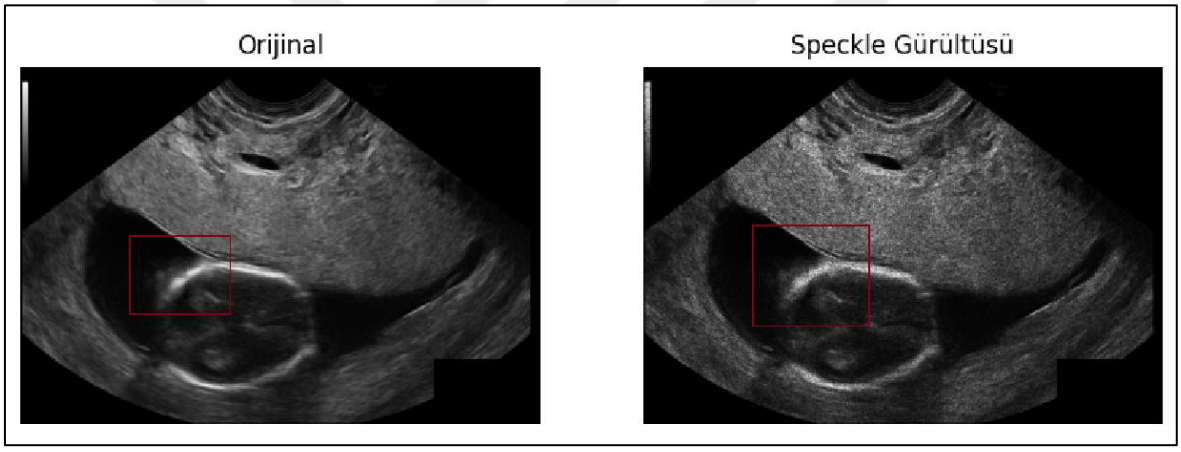
Veri kümesinde bulunan yaklaşık 8.300 görüntüden hesaplanan NIQE skorlarına ait histogram grafiği Şekil 3.2'de verilmiştir. Alt veri kümesinde NIQE skorları 8,5 değerinden düşük görüntüler alınarak 621 adet kaliteli kabul edilen görüntü içeren alt veri kümesi oluşturulmuştur.



Şekil 3.2. Görüntülere ait NIQE skorlarının histogram grafiği

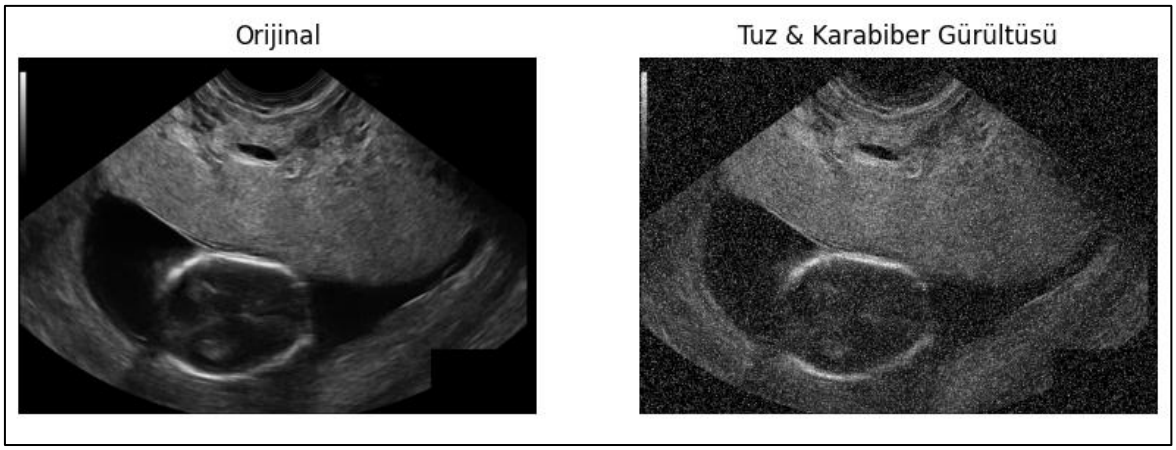
Kontrollü olarak ultrason görüntülerinde gürültü oluşturmanın zor olması sebebiyle görüntülerde yapay gürültüler oluşturulmuştur. Yüksek kaliteli veri kümesinin oluşturulmasının ardından düşük kaliteli veri kümesini oluşturmak amacıyla görüntülere beneksel gürültü eklenmiştir.

Orijinal görüntü ve bu görüntüye beneksel gürültü eklenmiş hali Şekil 3.3'te verilmiştir. Resimde beneksel gürültü sebebiyle oluşan benekli yapılar ayırt edilebilmektedir. Kırmızı kare içerisinde belirtilen bölgede görüldüğü üzere, beneksel gürültü kenar detaylarının kaybolmasına yol açmıştır. İnce damarlar küçük doku yapılarının kaybolduğu bu gürültü çeşidi, ultrason görüntüleme sistemlerinde tanı koymayı en olumsuz etkileyen gürültü çeşitlerinden birisidir.



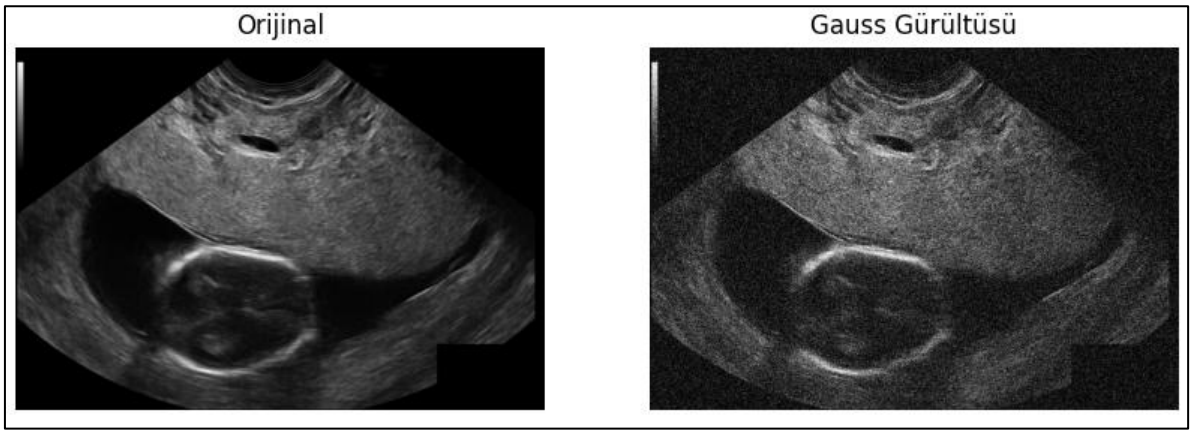
Şekil 3.3. Orijinal görüntü ve beneksel gürültü eklenmiş görüntü

Düşük çözünürlük ve düşük kaliteli görüntülerde tuz ve karabiber gürültüsü sıkça karşımıza çıkmaktadır. Bu gürültü görüntüdeki piksel değerlerinin satürasyon sonucu minimum ve maksimum değerlere erişmesi ile oluşmaktadır. Tuz ve karabiber gürültüsü küçük detayların kaybolmasına veya bozulmasına yol açmaktadır, ultrason görüntülerinde küçük detayların önemli bilgiler içerebilmesi sebebiyle tanı koymayı olumsuz etkilemektedir. Orijinal görüntü ve bu görüntüye ait tuz ve karabiber gürültüsü eklenmiş hali Şekil 3.4'te verilmiştir. Görüntüde beyaz-tuz siyah-karabiber gürültüsüne ait fark belirgin bir şekilde görülmektedir.



Şekil 3.4. Orijinal görüntü ve tuz ve karabiber gürültüsü eklenmiş görüntü

Gauss gürültüsü, her bir pikselin normal (Gauss) dağılımına sahip rastgele bir değer eklenmesi ile bozulmasıdır. Bu gürültü düşük ultrason sinyallerinin sayısallaştırılması esnasında sıkça karşımıza çıkmaktadır. Görüntüde genel bir bulanıklık ve kontrast kaybı oluşturmaktadır. Orijinal görüntü ve bu görüntüye ait gauss gürültüsü eklenmiş hali Şekil 3.5'te verilmiştir. Görüntüde keskin bölgelerin yumuşamış olması kontrastın düşmesi ile Gauss gürültüsünden oluşan farklılık belirgin bir şekilde görülmektedir.



Şekil 3.5. Orijinal görüntü ve Gauss gürültüsü eklenmiş görüntü

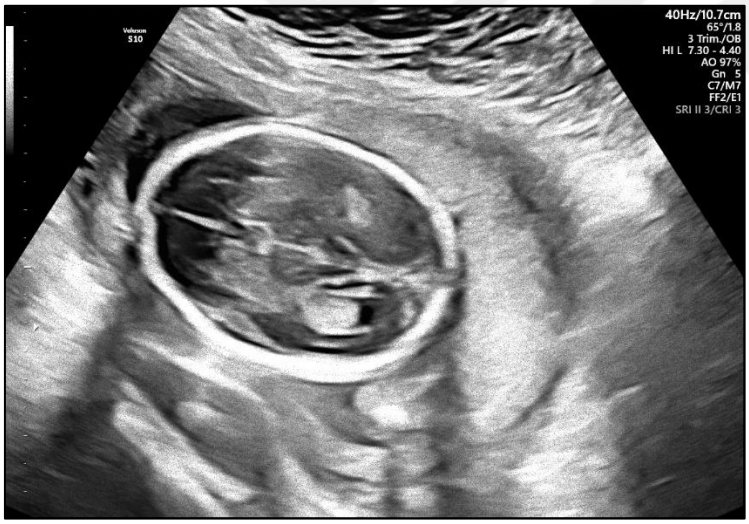
Yüksek kaliteli veri kümesinde bulunan görüntülere 0,3 standart sapma değerli ortalama değeri 0 olan beneksel gürültüyü temsil etmek amacıyla çarpımsal yapay gürültü eklenmiş ve düşük kaliteli veri kümesi olarak ayrılmıştır.

Oluşturulan her biri 621 adet görsel içeren düşük kaliteli 256x256 piksel değerinde çözünürlüğe sahip ve yüksek kaliteli 512x512 piksel değerinde çözünürlüğe sahip toplamda

1.242 görüntüden oluşan veri kümesi derin öğrenme tabanlı ağ modelinin eğitiminde kullanılmıştır. Derin öğrenme tabanlı ağ modelinin yüksek kaliteli ile düşük kaliteli görüntüler arasındaki farkları öğrenmesi ve düşük kaliteli görüntülerden bu farklılıkları düzelterek yüksek kaliteli görüntü elde etmesi hedeflenmiştir.

3.3. Derin Öğrenme Tabanlı Ağ Modelinin Eğitilmesi

Ağ modelinin eğitiminde girdi olarak 4x4 piksel boyutunda düşük ve yüksek kaliteli görseller kullanılmıştır. Düşük kaliteli görseller 256x256 piksel çözünürlüğündedir. Bu görseller öncelikle bikübik interpolasyon ile 512x512 piksel çözünürlüğüne getirilerek çözünürlük arttırımı uygulanmıştır. Şekil 3.6'da bikübik interpolasyon sonrası 512x512 piksel çözünürlüğe sahip örnek bir düşük kaliteli görüntü verilmiştir. Beneksel gürültü insan gözü ile kolayca ayırt edilebilmektedir.



Şekil 3.6. Düşük kaliteli 512x512 piksel çözünürlüğünde örnek görüntü

Ardından yüksek kaliteli ve düşük kaliteli her bir görüntü 4x4 piksel çözünürlüğe sahip parçalara indirgenerek ağın eğitiminde kullanılmıştır. Şekil 3.7'de örnek bir 4x4 piksel çözünürlüğe sahip örnek parça görüntüsü verilmiştir. Veri kümesi %66 eğitim, %33 test olarak ayrılmıştır.



Şekil 3.7. Düşük kaliteli 4x4 piksel çözünürlüğünde örnek parça görüntüsü

Küçük boyuttaki yamalar ile çalışılması sebebiyle eğitimde harcanılan bellek yükünü optimize etmek ve ağırlık güncellemelerinin sık gerçekleştirilmesi amacıyla modelin eğitiminde kullanılan batch uzunluğu 16 olarak belirlenmiştir. Ağın eğitiminde her ağırlık güncellemesinin 16 parça alınarak gerçekleşmesi sağlanmıştır.

Modelin yeterli sayıda iterasyon ile öğrenebilmesi amacıyla epoch sayısı 25 olarak belirlenmiştir. Ancak ağda doğrulama kaybının belirli bir eşikten sonra iyileşmediği durumlarda ve eğitim oranının düşürülmesi (Reduce Learning Rate) ve belirli bir eğitim oranının altına da inilmemesi amacıyla eğitimin otomatik bir şekilde sonlanması için erken durdurma (Early Stopping) metodu kullanılmıştır. Eğitim oranının düşürülmesi ve erken durdurma fonksiyonları ağın aşırı uyumunu engellemek için kullanılmaktadır. Doğrulama kaybının 3 ardışık epoch boyunca iyileşmediği durumlarda ağın eğitim oranı yarıya indirilir. Eğitim oranının 0,000001 değerine ulaştığında ise eğitiminin sonlandırılması kurgulanmıştır.

Optimizasyon algoritması Adam (Adaptive Moment Estimation) optimizasyonu seçilmiştir. Adam optimizasyon algoritması adaptif öğrenme oranı güncelleme mekanizmasına sahiptir. Bu mekanizma sayesinde eğitim sırasında hem kararlılık hem de doğru değerlere hızlı yakınsama sağlanmaktadır.

Ortalama kare hatası (MSE) kayıp fonksiyonu olarak kullanılmıştır. MSE ile tahmin edilen ve hedeflenen piksel değerleri arasındaki farkın karelerinin ortalaması hesaplanır. Modelin piksel bazlı farklılıklarını minimize etmekte oldukça başarılıdır.

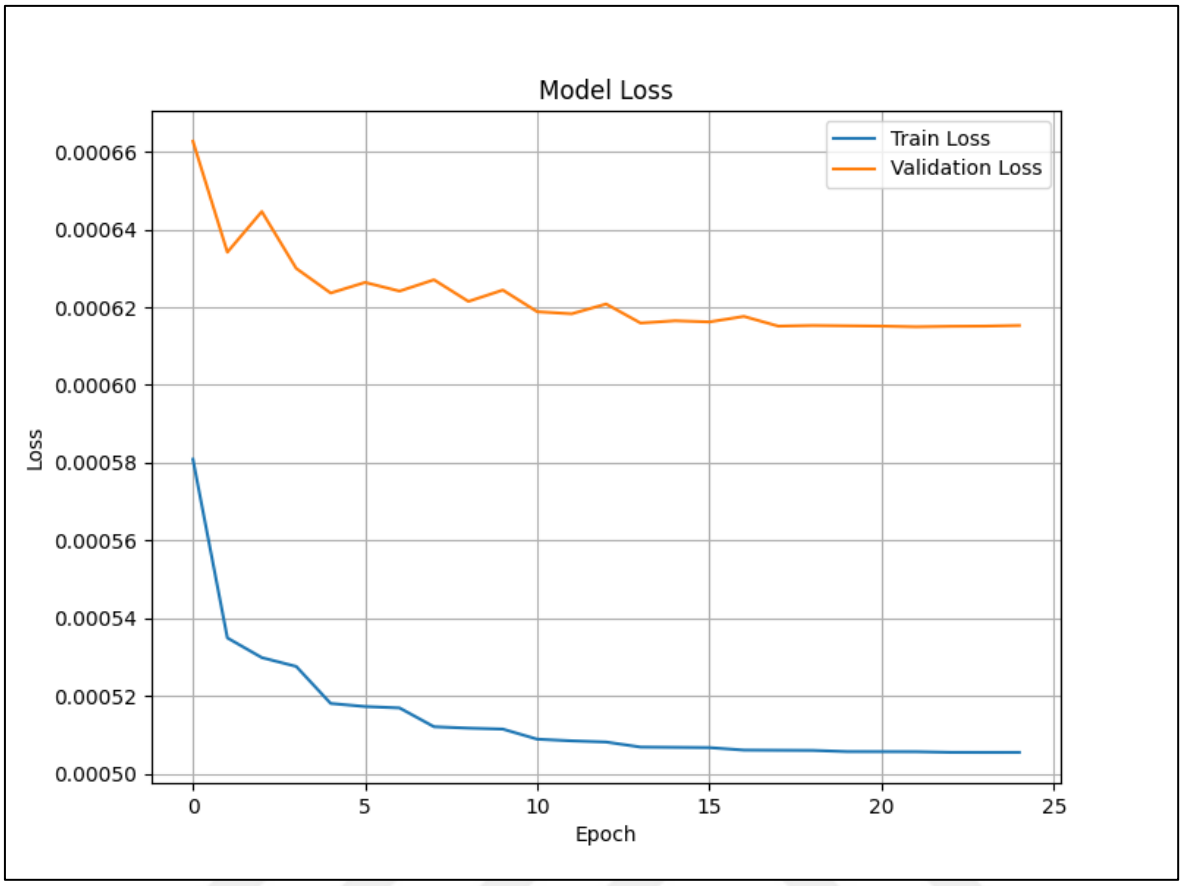
Eğitim süresince eğitim kaybı (training loss) ve doğrulama kaybı (validation loss) değerleri kayıt altına alınmıştır. Eğitim kaybı, modelin eğitim verisi ile yapılan tahminlerin ne kadar hatalı olduğunu göstermektedir. Her epoch sonucunda modelin güncel ağırlıkları ile eğitim kümesi üzerinde hesaplanmaktadır. Eğitim kaybının azalan bir grafik izlemesi modelin her bir epoch sonucunda eğitim verilerini daha doğru bir şekilde öğrendiğini gösterir.

Doğrulama kaybı modelin eğitim sırasında kullanmadığı doğrulama verisi ile gerçekleştirilen performans ölçümüdür. Bu sayede modelin eğitim verisi dışındaki yeni veriler ile gerçekleştirdiği çalışma performansı ölçülmüş olur.

Eğitim süresince eğitim ve doğrulama kaybı değerlerinin birbirine yakın şekilde azalması modelin hem öğrenme hem de genelleme açısından dengeli eğitildiğini gösterir. Fakat eğitim kaybı azalırken doğrulama kaybının sabit kaldığı durumlarda modelin aşırı uyum (overfitting) göstermeye başladığı diğer bir deyişle eğitim verisini ezberlemeye başladığı söylenebilir.

3.3.1. Düşük kaynak kullanımlı gerçek hayata uygulanabilir küçük modelin eğitilmesi

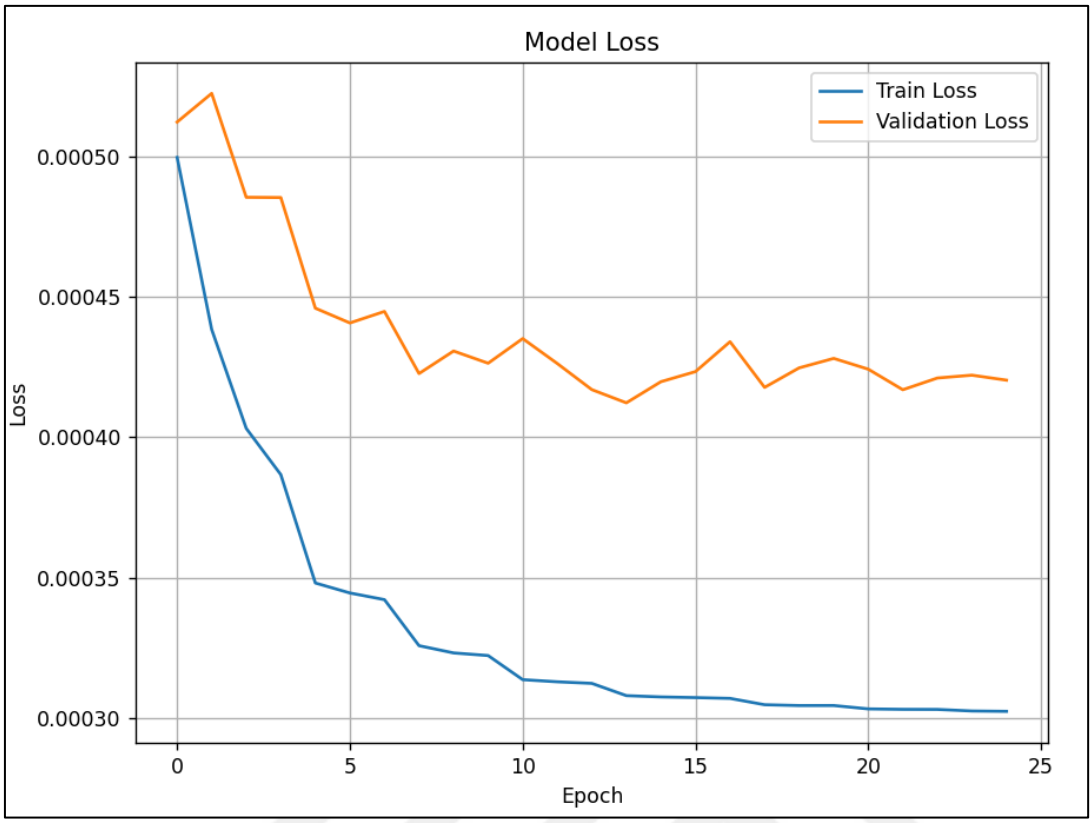
Küçük modele ait eğitim sonucunda her bir epoch sonucunda ölçülen eğitim ve doğrulama kaybı değerleri Şekil 3.8’de verilmiştir. Modelin eğitim ve doğrulama kayıp değerlerinin birbiri ile uyumlu düşüş sergilediği görülmüştür. Modelin doğrulama kaybının kararlı bir şekilde yakınsadığı ve 25. epoch esnasında erken durdurma koşulunun doğru çalıştığı görülmüştür. Böylece modelin eğitim verisine aşırı uyum sağlaması engellenmiştir.



Şekil 3.8. Küçük modelin eğitiminde her bir epoch esnasında elde edilen eğitim ve doğrulama kayıp değerleri

3.3.2. Yüksek kaynak kullanımlı büyük modelin eğitilmesi

Yüksek kaynak kullanımlı büyük modele ait eğitim sonucunda her bir epoch sonucunda ölçülen eğitim ve doğrulama kaybı değerleri Şekil 3.9'da verilmiştir. Küçük ağ modeline benzer bir şekilde büyük modelin de eğitim ve doğrulama kayıp değerlerinin birbiri ile uyumlu düşüş sergilediği görülmüştür. Erken durdurma koşulunun küçük ağ modeli ile aynı 25. epoch esnasında çalıştığı görülmüştür.



Şekil 3.9. Büyük modelin eğitiminde her bir epoch esnasında elde edilen eğitim ve doğrulama kayıp değerleri

Küçük modele ve büyük modele ait 25. epoch sonucunda elde edilen doğrulama ve eğitim kaybı değerleri Çizelge 3.3'te verildiği gibidir. Burada büyük modelin daha çok katman içermesi sebebiyle daha düşük eğitim ve doğrulama kaybı değerlerine ulaştığı görülmektedir. Derin öğrenme tabanlı modellerin katman ve filtre sayıları arttıkça detayları ve yapıları daha iyi öğrenmesi ve beklenen iyileştirme miktarlarının artması beklenen bir sonuçtur.

Çizelge 3.3. Küçük ve büyük modele ait 25. epoch sonucunda elde edilen doğrulama ve eğitim kayıp değerleri

Model	Eğitim Kaybı	Doğrulama Kaybı
Küçük model	0,00051	0,00062
Büyük model	0,00030	0,00043

3.4. Ağın FPGA Donanımında Çalışabilir Hale Getirilmesi ve Optimizasyonu

Ağ modelinin oluşturulması tamamlandıktan sonra FPGA donanımı üzerinde çalışabilmesi için açık kaynak kütüphanesi olan HLS4ML kullanılmıştır. HLS4ML kütüphanesi derin öğrenme modelleri Python, gibi yüksek seviye dillerden, FPGA donanımları için uygulanabilir hale getiren kütüphanedir.

Modelin FPGA koduna dönüştürülmesinde gerçekleşen adımlar aşağıda verilmiştir:

1. Modelin her bir katmanında bulunan parametrelere ait sabit noktalı gösterimin bit değerleri belirlenmiştir.
2. Katmanlarda bulunan parametrelerin tekrar kullanımı amacıyla Reuse Factor değerleri belirlenmiştir.
3. Modele ait Python dilinde oluşturulmuş derin öğrenme ağ modeli, High Level Synthesis (HLS) aracılığı ile C++ diline dönüştürülür.
4. C++ diline dönüştürülen ağ modeli ile orijinal ağa ait doğruluk ve eğitim değerleri karşılaştırılarak oluşturulan HLS modelin gerçek model ile uyumluluğu doğrulanır.
5. Doğrulanan ağ modeli Vitis HLS aracılığı ile sentezi gerçekleştirilir ve IP oluşturulur.
6. Oluşturulan IP Vivado aracılığı ile oluşturulan testbench ile simüle edilmiştir.

Modelin FPGA donanımında çalışabilir hale getirilmesine ait gerçekleştirilen işlemler alt başlıklar halinde detaylı bir şekilde verilmiştir.

3.4.1. Eğitilen ağ modelinin linux işletim sistemine aktarılması

Windows işletim sisteminde eğitilen ağ modeli HLS4ML kütüphanelerinin Linux işletim sistemi tarafından desteklenmesi sebebiyle, Linux işletim sisteminde oluşturulan ortama aktarılmıştır. Eğitilen ağa ait ağırlık ve bias değerleri kaydedilerek Linux işletim sistemine aktarılmıştır. Burada ağ modelinin Windows işletim sisteminde eğitilmesinin asıl motivasyonu derin öğrenme ağ modelinin eğitilmesinde kullanılan Tensorflow kütüphanesinin en güncel versiyonu ile gerçekleştirilmesidir. HL4ML Tensorflow versiyon 2.16'ya kadar desteklerken, ağ daha üst versiyon olan 2.20'de eğitilmiştir. Bu sayede Tensorflow kütüphanesinin güncel versiyonundan faydalanılarak versiyon farkından dolayı oluşabilecek performans ve kaynak kullanımı kaybı minimize edilmiştir.

3.4.2. Kaynak kullanımının optimizasyonu

Eğitilen ağ modelinin FPGA donanımı üzerinde çalışabilir hale getirilmesi sürecinde donanım kaynaklarının sınırlı olması nedeniyle kaynak kullanımının optimize edilmesi kritik öneme sahiptir. Kaynakların minimuma indirgenmesi ile daha derin ve karmaşık ağ modelleri donanım üzerinde uygulanabilir olacaktır. Ayrıca güç tüketimi, ısınma gibi problemler de kullanılan kaynak miktarı ile doğru orantılıdır. Kaynak kullanımının optimize edilmesi amacıyla uygulanabilecek farklı metotlar mevcuttur.

FPGA üzerinde bir ağ çalıştırılırken her bir işlem için ayrı ayrı donanım oluşturmak kaynak kullanımı açısından istenilen bir durum değildir. Ağ mimarisinde bulunan donanımsal kaynakların tekrarlı bir şekilde kullanılabilmesi mümkündür. Bu yaklaşım paralelliği azaltır ve gecikmeyi arttırmaktadır, fakat kaynak kullanımını etkili bir şekilde düşürmektedir. Yeniden kullanım faktörü (reuse factor) olarak adlandırılan bu metot ile bir katmandaki hesaplamaların yapılmasında aynı işlemi yapan donanımsal elemanlardan kaç adet kullanılacağı belirlenebilir.

Kaynak kullanımını azaltmanın bir diğer yöntemi ise ağdaki elemanların bit genişliklerini optimize etmektir. Her bir katmana ait elemanların bit genişlikleri kullanılan veri kümesine göre optimize edilerek kaynak kullanımı düşebilir, bu optimizasyona sabit nokta optimizasyonu (fixed point optimization) denmektedir. Ağırlıklar, biaslar ve bunların ara hesaplamaları olan toplama ve çarpma işlemlerinin kullandığı bit genişlikleri sabit nokta optimizasyonu ile belirlenmiştir. Bu sayede ağın daha hızlı çalışması, düşük güç tüketmesi ve daha az bellek kullanması sağlanır. Ancak bit genişliğinin fazla azaltılması doğruluk kaybına yol açacağından donanım kullanımı ile hassasiyet arasında optimum bit genişliği seçimi yapılmıştır.

Derin öğrenme ağlarında evrişim katmanlarının her biri aşağıda verilen elemanları içermektedir:

1. Giriş: Evrişim işlemi öncesinde veriyi tutan bellek alanıdır.
2. Ağırlık (Weight): Her bir çıktı için eğitim sonrasında belirlenen filtre katsayılarıdır.
3. Kaydırma (Bias): Her bir çıkış kanalına eklenen değerlerdir.
4. Çarpıcı (Multiplicator): Ağırlık ve giriş çarpımlarını gerçekleştiren donanım birimidir.
5. Toplayıcı (Accumulator): Çarpım sonuçlarının toplandığı donanım birimidir.

6. Çıkış: Her bir katmanın çıktı verisini tutan bellek alanıdır.

Donanım üzerinde belirli miktarda kaynak kullanan bu elemanların her birinin sabit nokta optimizasyonu ile bit genişlikleri belirlenmiştir. Çarpıcı elemanların yeniden kullanma faktörü belirlenerek tekrarlı kullanımı sağlanmıştır.

Yeniden kullanım faktörünün belirlenmesi

Donanım üzerince çarpıcı elemanlar için ayrılan bellek alanlarının yeniden kullanılmasına yönelik yapılan işlemler bu başlık altında anlatılacaktır. Her bir evrişim katmanında giriş, ağırlık, bias, çarpıcı, toplayıcı ve çıkış elemanları bulunmaktadır. Çarpıcı elemanlar yalnızca bellek alanından oluşmakta ağın girdisi ile ağırlık çarpımını bu bellek alanlarında saklamaktadır. Bu alanlar her bir giriş ve filtre için tekrar kullanılabilir olmaktadır. Çizelge 3.4'te küçük ağ modelinde her bir katmana ait yeniden kullanma faktörü sayıları verilmiştir. Çizelge 3.5'te büyük ağ modelinde her bir katmana ait yeniden kullanma faktörü sayıları verilmiştir. Yeniden kullanım faktörü belirlenirken en yüksek değer atanıp kaynak tasarrufu maksimumda tutulabilir, fakat yeniden kullanma faktörünün en yüksek değerde kullanılması da nicemleme hatalarını biriktirmekte, toplayıcı elemanlarda satürasyon oluşturabilmektedir. Bu sebeple her bir katmanın orijinal ağa kıyasla aynı çıktıları üretecek değerlerde yeniden kullanım faktörü belirlenmelidir.

Çizelge 3.4 Küçük ağ modeline ait yeniden kullanım faktörleri

Katman Adı	Yeniden Kullanım Faktörleri
Conv2D-1	1,2,4
Conv2D-2	1,2,4,8,16,32,48,96
Conv2D-3	1,2,3,4,6,8,12,24,48,72,144
Conv2D-4	1,2,3,6

Yeniden kullanım faktörlerinin her biri sırayla belirlenip her atama esnasında ağ çıktılarının orijinal ağ çıktılarına göre ortalama kare hatasına bakılmıştır. Ortalama kare hatasının %0,01 değerinin altında çıktılar üretildiği doğrulanıp yeniden kullanım faktörü seçilmiştir. Çizelge 3.6 ve Çizelge 3.7'de küçük ve büyük ağ modellerine ait seçilen yeniden kullanım faktörüne göre çıktıların orijinal ağ çıktılarına kıyasla ortalama kare hatası verilmiştir.

Çizelge 3.5 Büyük ağ modeline ait yeniden kullanım faktörleri

Katman Adı	Yeniden Kullanım Faktörleri
Conv2D-1	1,3,9,18,36,72
Conv2D-2	1,2,3,4,6,8,9,12,16,18,24,36,48,72,144,288,576,1152,2304
…	
Conv2D-6	1,2,3,4,6,8,9,12,16,18,24,36,48,72,144,288,576,1152,2304
Conv2D-7	1,2,3,4,6,8,9,12,16,18,24,36,48,72,144

Çizelge 3.6. Küçük ağ modeline ait seçilen yeniden kullanım faktörleri ve ortalama kare hatası

Katman Adı	Seçilen Yeniden Kullanım Faktörü	Ortalama Kare Hatası
Conv2D-1	4	0,0024
Conv2D-2	16	0,0024
Conv2D-3	24	0,0024
Conv2D-4	6	0,0024

Çizelge 3.7. Büyük ağ modeline ait seçilen yeniden kullanım faktörleri ve ortalama kare hatası

Katman Adı	Seçilen Yeniden Kullanım Faktörü	Ortalama Kare Hatası
Conv2D-1	9	0,0
Conv2D-2	72	0,0
Conv2D-3	144	0,0
Conv2D-4	144	0,0
Conv2D-5	144	0,0
Conv2D-6	144	0,0
Conv2D-7	144	0,0

Belirlenen yeniden kullanım faktörleri incelendiğinde küçük ağ modelinde;

1. Birinci evrişim katmanında bulunan 4 çarpıcı eleman yerine 1 elemanın tekrarlı kullanılması seçilmiştir.
2. İkinci evrişim katmanında 96 çarpıcı eleman yerine 6 toplayıcı ve çarpıcı eleman kullanılmıştır.
3. Üçüncü evrişim katmanında 144 çarpıcı eleman yerine 6 toplayıcı ve çarpıcı eleman kullanılmıştır.

4. Dördüncü evrişim katmanında 6 çarpıcı eleman yerine 1 toplayıcı ve çarpıcı eleman kullanılmıştır.

Yeniden kullanım faktörü sayesinde orijinal ağ modeline kıyasla 0,0024 ortalama kare hatası değeri elde edilmiş, 236 çarpıcı elemanlara ait bellek alanlarından tasarruf edilmiştir.

Katmanlara ait elemanların sabit nokta (fixed-point) optimizasyonunun gerçekleştirilmesi

FPGA donanım kaynaklarının verimli kullanımı açısından sabit nokta optimizasyonu kritik bir öneme sahiptir. Sabit nokta gösterimi hem karmaşıklıkların azaltılmasını hem de FPGA üzerinde bulunan LUT, DSP ve BRAM gibi sınırlı kaynakların daha etkin kullanılmasını sağlamaktadır.

Her bir evrişim katmanında bulunan giriş, ağırlık, bias, çarpıcı, toplayıcı ve çıkış elemanlarının ayrı ayrı bit genişliği hesaplanmıştır. Bu elemanların varsayılan bit genişliği 4 bit tam kısım 12 bit de ondalık kısım olmak üzere 16 bitten oluşacak şekilde belirlenmiştir. Bit genişliklerinin en optimum seviyede ayarlanması amacıyla her bir elemana ait bit genişliği denenmiştir. Bit genişliklerinin belirlenmesinde tam kısımlar için Eş. 3.1'de gösterildiği üzere her bir katmanın her bir elemanına ait minimum ve maksimum değerlere bakılmıştır ve sayısal taşmanın (overflow) oluşmayacağı bit genişliği belirlenmiştir.

$$bits_{int} \geq \log_2(\max(|value|)) \tag{3.1}$$

Tam kısımların bit genişliklerinin belirlenmesinin ardından ondalık kısımların bit genişliklerinin nicemleme hatasının belirli bir eşik değerinin altında tutulacak şekilde belirlenmesi gerçekleştirilmiştir. Bit genişliğinin düşürülmesi nicemleme hatasını arttırmakta ve modelin çıktısında detayların kaybolmasına neden olabilmektedir. En optimum ondalık kısım bit genişliklerinin belirlenmesi amacıyla her bir ağ elemanı için bit genişlikleri denenmiş, ağ çıktıları orijinal ağ ile kıyaslanarak ortalama kare hatasının değişimi gözlemlenmiştir.

Nicemleme işlemi esnasında ağ çıktılarının orijinal ağ çıktılarına kıyasla 0,012 ortalama kare hatasını geçmemesi hedeflenmiştir. Başlangıç olarak 0,006 ile başlayan ortalama kare hatası hedefi her bir katmanın nicemleme işlemi gerçekleştirilmesinden sonra adaptif bir şekilde

0,001 arttırılmıştır. Bu sayede biriken nicemleme hatalarının tolere edilmesi ve her katmanda nicemleme işlem yoğunluğunun benzer tutulması hedeflenmiştir.

3.4.3. Optimize edilmiş ağ modelinin donanımda çalışabilir hale getirilmesi

Tam ve ondalık kısım bit genişliklerinin belirlenmesinin ardından ağ modeli HLS4ML kütüphaneleri kullanılarak C++ tabanlı yüksek seviyeli sentez (High-Level Synthesis - HLS) yapısına dönüştürülmüştür. Oluşturulan HLS yapısı Vitis aracı kullanılarak Donanım Tanımlama Dili (HDL) seviyesine dönüştürülmüştür ve sentezlenmiştir. Sentez sonucunda küçük ve büyük ağ modelinin optimizasyon öncesinde ve sonrasında Zedboard FPGA üzerinde kullandığı kaynak miktarları Çizelge 3.8'de verilmiştir.

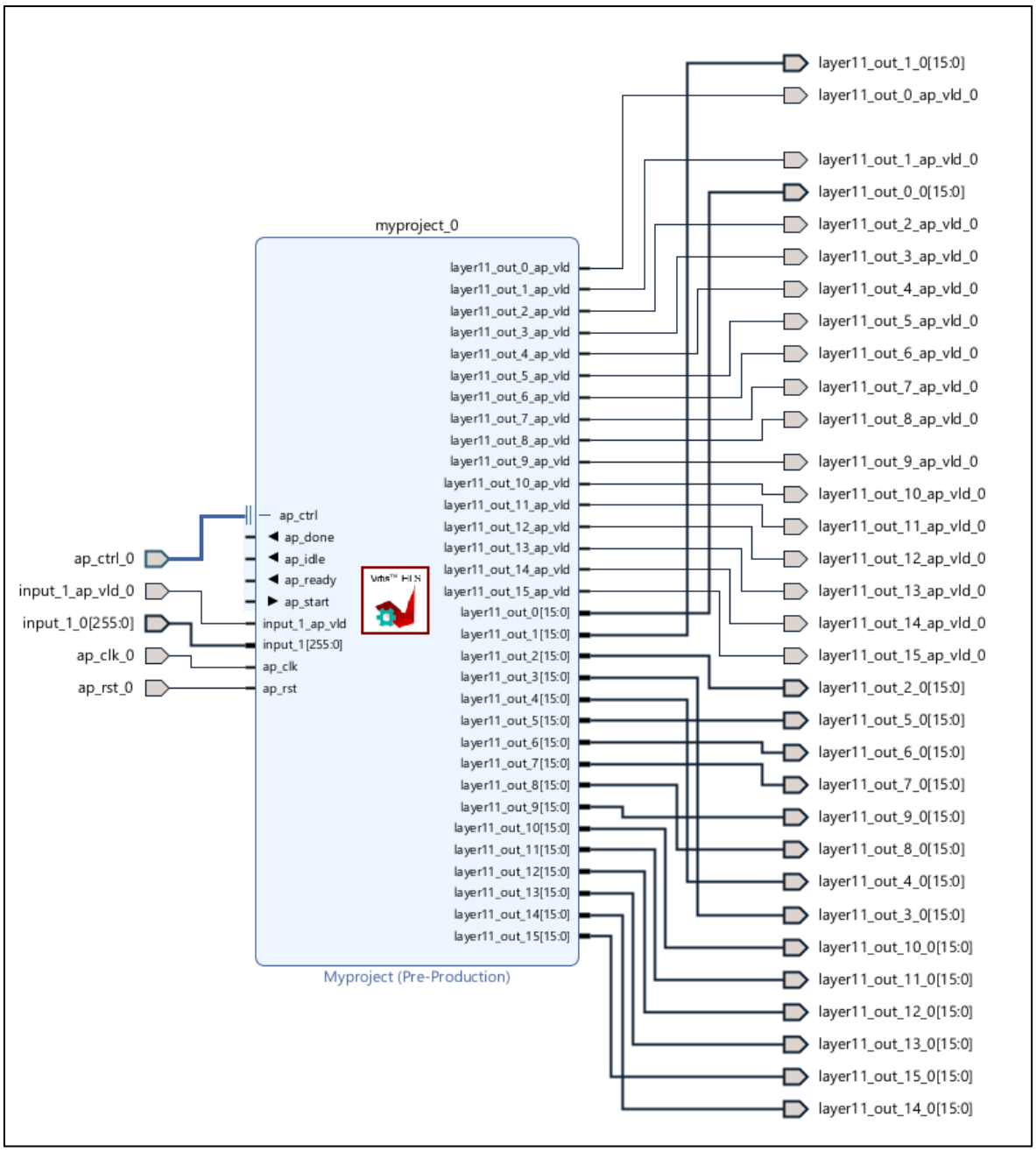
Çizelge 3.8. Küçük ve büyük ağ modellerinin optimizasyon öncesi ve sonrasında kullandığı kaynak miktarları

		BRAM	DSP	FF	LUT
Optimizasyon Öncesi	*Küçük Ağ modeli*	0	233	96 414	60 875
		%0	%105	%90	%114
	Büyük Ağ modeli	0	10 532	2 269 427	688 507
		%0	%4787	%2132	%1294
Optimizasyon Sonrası	*Küçük Ağ modeli*	3	14	61 928	47 404
		%1	%6	%58	%89
	Büyük Ağ modeli	113	89	439 024	345 612
		%40	%40	%412	%649
ZedBoard FPGA Üzerinde Bulunan Kaynak Miktarları		280	220	106 400	53 200

Sonuç olarak, küçük ağ modelinin yeniden kullanım faktörü ve sabit nokta optimizasyonu ile kullanılan kaynak miktarının Flip-Flop kullanımında %90 sınır değerinden %58, LUT kullanımında %114, FPGA üzerinde uygulanabilir olmayan seviyelerden %89 sınır değerlerine, DSP kullanımının ise %105 olan uygulanabilir olmayan değerlerden %6 seviyesine indirildiği açığa çıkmıştır. Bu sayede kaynak kullanımı optimize edilmiş olup FPGA donanımında gerçek hayatta çalışabilir bir model ortaya çıkmıştır.

Büyük ağ modelinin Flip-Flop kaynak kullanımı yaklaşık beşte bir azalmış, LUT kullanımı yarıya inmiş, DSP kullanımı ise yirmi kat azaltılmıştır, fakat halen gerçek hayata uygulanabilir değerlere inememiş, ZedBoard FPGA kaynaklarının çok üzerinde bir kalmıştır.

HDL seviyesine dönüştürülen küçük ve büyük ağ modelleri Vitis aracı ile IP blok oluşturularak Vivado ortamına aktarılmıştır. Şekil 3.10'da oluşturulan IP ve bu bloğa ait bağlantılar görülmektedir. IP bloğa ait sinyal bağlantıları yapılarak testbench oluşturulmuş ve simülasyonu gerçekleştirilmiştir.



Şekil 3.10. Küçük ve Büyük Ağ modellerine ait IP blok

FPGA tabanlı derin öğrenme IP bloğunun çalışmasını test etmek, orijinal ağ çıktıları ile aynı çıktıların elde edildiğini doğrulamak amacıyla Verilog tabanlı testbench geliştirilmiştir.

Öncelikle saat (clock) frekansı ve başla ve reset sinyalleri tanımlanmıştır. Saat frekansı olarak 100 MHz çalışma frekansı seçilmiştir.
Blok 256 bit genişliğinde girdi görüntü yamasını alıp bu girdiyi 16 bitlik 16 paralel çıktı üretmektedir. Ayrıca her bir girdi ve çıktı için geçerlilik (valid) sinyalleri bulunmaktadır. Burada 256 bitlik girdinin her 16 biti 1 pikseli ifade etmektedir. Toplamda 4x4 16 bit girdiyi ağ modeline gönderip 1x1 16 bit 16 adet paralel çıktı olarak çıktı üretilmektedir. Girdiler ve çıktılar ".dat" dosya formatında ifade edilmiştir. Bu dosya formatında her bir pikseli onaltılık (hexadecimal) tabanda 1 sayı ifade etmektedir.

Her bir 4x4 16 bitlik yama için sırasıyla aşağıdaki işlem adımları uygulanmıştır:

1. Giriş verisi "input.dat" isimli dosyadan okunarak IP blok girişine atanmıştır.
2. Reset sinyali kısa süreli olarak 0 değerine getirilmiş ardından Start ve Valid sinyalleri aktif edilmiştir.
3. Çıkış verilerinin geçerli hale gelmesi ve Done sinyalinin aktif olması beklenmiştir.
4. Çıkış verileri "output.dat" dosyasına yazılmıştır.
5. Bir sonraki yamaya geçilip işlemler tekrarlanmıştır.

Bu test yapısı sayesinde FPGA donanımında ağ modellerinin fonksiyonel doğrulaması gerçekleştirilmiştir. Şekil 3.11'de ağ çıktısı "output.dat" isimli dosya görüntüye dönüştürülerek verilmiştir. Küçük ağ modeline ait simülasyon süresi 18,34 ms sürmüştür. Buradan hareketle, FPGA donanımında ağ modelinin saniyede yaklaşık 54 kare görüntü iyileştirme yeteneği olduğu söylenebilir.



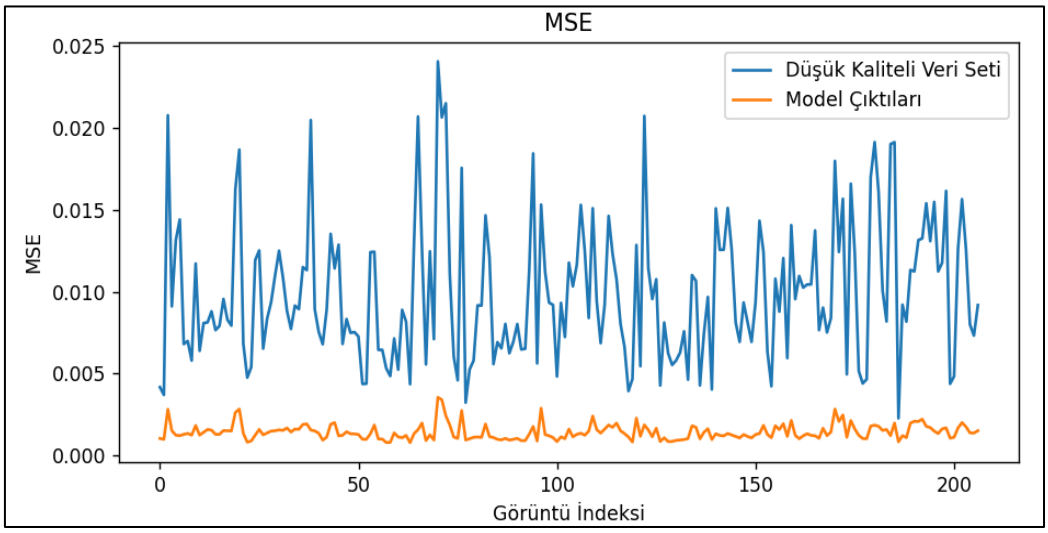
Şekil 3.11. FPGA donanımında simüle edilen çıktının görüntüye dönüştürülmüş hali

4. DENEYSEL SONUÇLAR VE ANALİZ

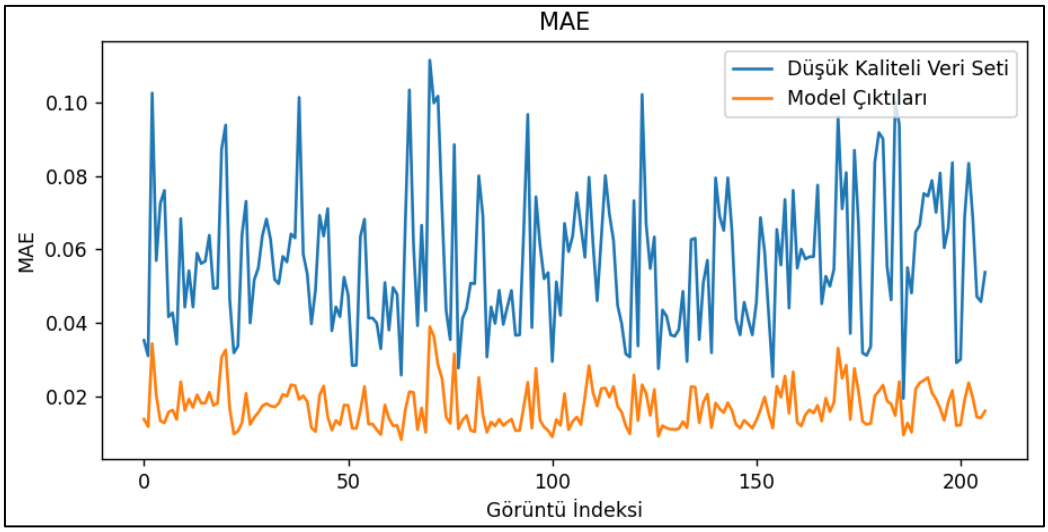
Ağ çıktılarının performans ölçümlerinde ortalama kare hatası, ortalama mutlak hata, tepe sinyal-gürültü oranı ve yapısal benzerlik endeksi ölçütlerinden faydalanılmıştır. Simülasyon doğrulama aşamasında tasarlanan testbench yapısı kullanılarak giriş verileri dosya üzerinden FPGA modeline uygulanmış ve ağ çıktıları kaydedilmiştir. Elde edilen çıktılar referans çıktılar ile ve giriş görüntüleri ile karşılaştırılmıştır. Bu bölümde FPGA donanımında çalışan ağ çıktılarının yüksek kaliteli orijinal görüntülere kıyasla performans ölçümleri ve karşılaştırmaları yapılacaktır.

4.1. Küçük Ağ Modelinin Çıktılarının Performans Ölçümleri ve Analizleri

Küçük ağ modelinin çıktılarının ve düşük kaliteli veri kümesinin yüksek kaliteli görüntülere kıyasla ortalama kare hatası ve ortalama mutlak hatası grafikleri Şekil 4.1 ve Şekil 4.2'de verilmiştir. Ağ modelinin girdi görüntülerinin ortalama kare hatalarını ve ortalama mutlak hatalarını düşürerek çıktılar ürettiği buradan anlaşılmaktadır. Düşük kaliteli veri kümesinin ortalama kare hatasının, ortalama değeri 0,01 değerinden 0,001 değerine ve standart sapma değeri 0.004 değerinden 0,0004 değerine ulaşarak iyileşme göstermiştir. Ortalama mutlak hatasının, ortalama değeri 0,056 değerinden 0,016 değerine ve standart sapma değeri 0.018 değerinden 0,005 değerine ulaşarak iyileşme göstermiştir.

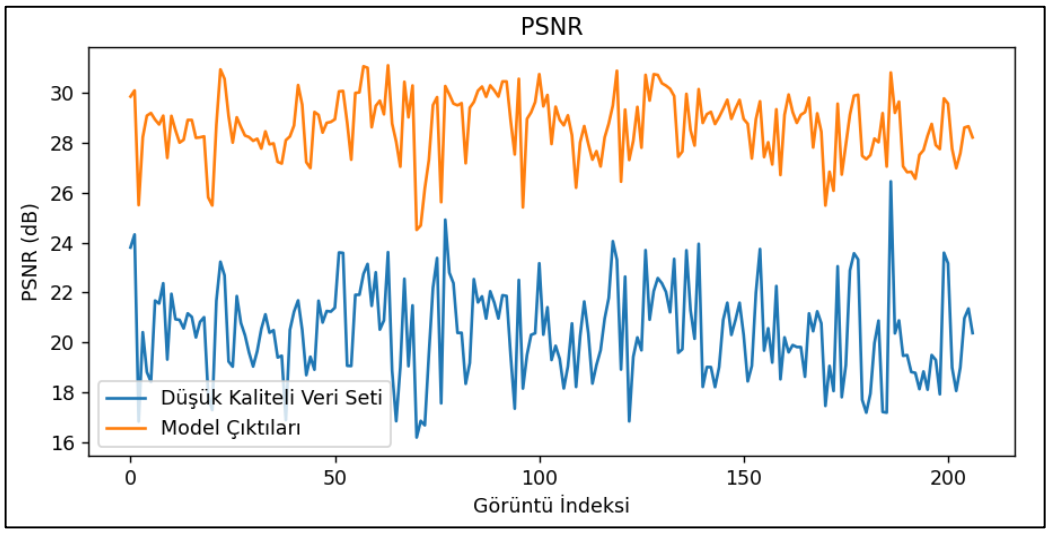


Şekil 4.1. Küçük ağ modeline ait çıktıların ve düşük kaliteli veri kümesinin yüksek kaliteli veri kümesine göre ortalama kare hatası grafiği



Şekil 4.2. Küçük ağ modeline ait çıktıların ve düşük kaliteli veri kümesinin yüksek kaliteli veri kümesine göre ortalama mutlak hatası grafiği

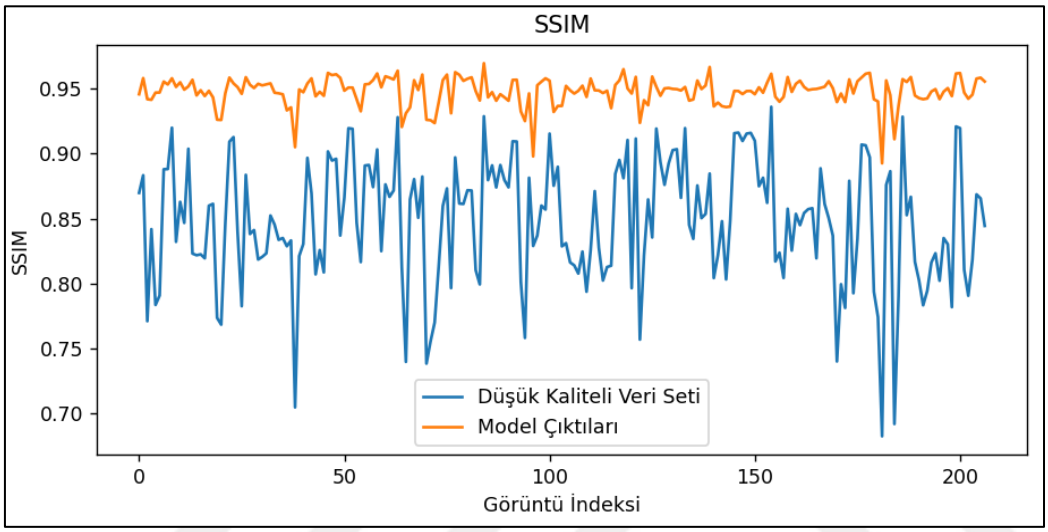
Şekil 4.3'te küçük ağ modeli çıktılarının ve düşük kaliteli veri kümesinin yüksek kaliteli görüntülere kıyasla PSNR çıktılarının grafiği verilmiştir. Düşük kaliteli veri kümesinin PSNR değerinin, ortalama değeri 20,43 dB değerinden 28,66 dB değerine ulaşarak yaklaşık 8dB iyileşme göstermiştir. Standart sapma değeri 1.88 dB değerinden 1.33 dB değerine ulaşarak iyileşme göstermiştir. Bu grafikten görüntülerde bulunan gürültülerin ağ tarafından başarıyla temizlendiği anlaşılmaktadır.



Şekil 4.3. Küçük ağ modeline ait çıktıların ve düşük kaliteli veri kümesinin yüksek kaliteli veri kümesine göre tepe sinyal gürültü oranı grafiği

Şekil 4.4'te küçük ağ modeli çıktılarının ve düşük kaliteli veri kümesinin yüksek kaliteli görüntülere kıyasla SSIM çıktılarının grafiği verilmiştir. Oluşturulan küçük ağ modeli

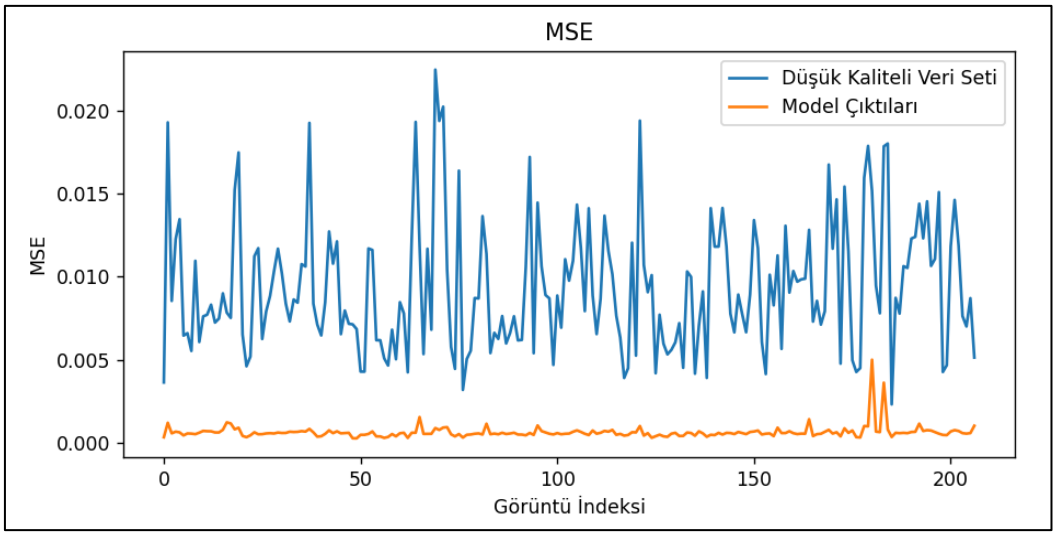
ortalama kare hatası ve ortalama mutlak hata kıyaslamalarında başarılı olmuştur; bu da yapısal olarak görüntünün yüksek kaliteli görüntülere yakınlaştığı anlamına gelmektedir. Ayrıca SSIM çıktılarının yükselmesi ile girdi görüntülerinin orijinal görüntülere kıyasla kaybolan yapısal detayları geri kazandığı görülmektedir. Düşük kaliteli veri kümesinin SSIM değerinin, ortalama değeri 0,84 değerinden 0,94 değerine ve standart sapma değeri 0.04 değerinden 0,01 değerine ulaşarak iyileşme göstermiştir.



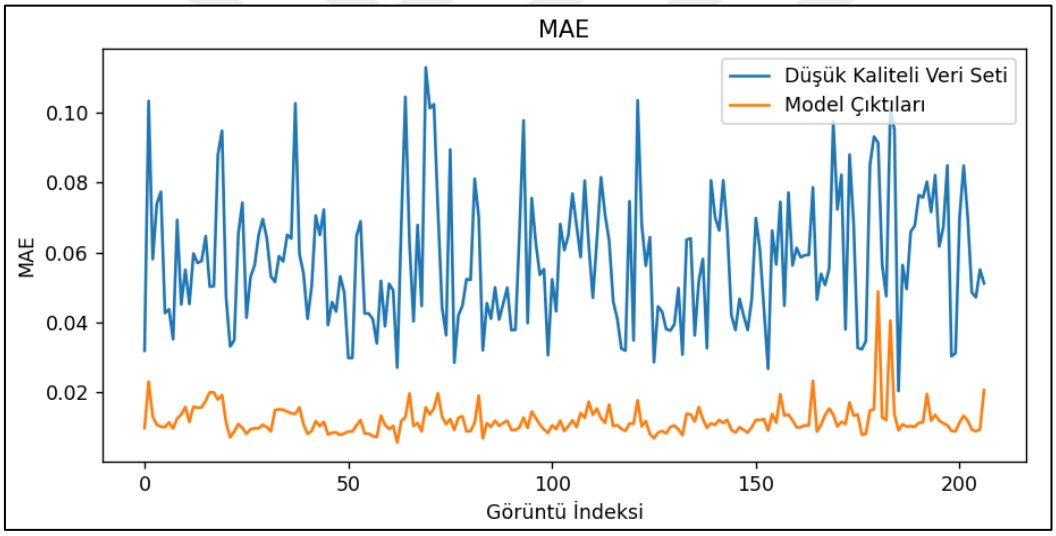
Şekil 4.4. Küçük ağ modeline ait çıktıların ve düşük kaliteli veri kümesinin yüksek kaliteli veri kümesine göre yapısal benzerlik indeksi grafiği

4.2. Büyük Ağ Modelinin Çıktılarının Performans Ölçümleri ve Analizleri

Büyük ağ modelinin çıktılarının ve düşük kaliteli veri kümesinin yüksek kaliteli görüntülere kıyasla ortalama kare hatası ve ortalama mutlak hatası grafikleri Şekil 4.5 ve Şekil 4.6'da verilmiştir. Ağ modelinin girdi görüntülerinin ortalama kare hatalarını ve ortalama mutlak hatalarını düşürerek çıktılar ürettiği buradan anlaşılmaktadır. Düşük kaliteli veri kümesinin ortalama kare hatasının, ortalama değeri 0,01 değerinden 0,001 değerine ve standart sapma değeri 0.004 değerinden 0,0004 değerine ulaşarak iyileşme göstermiştir. Ortalama mutlak hatasının, ortalama değeri 0,056 değerinden 0,012 değerine ve standart sapma değeri 0.018 değerinden 0,0044 değerine ulaşarak iyileşme göstermiştir.

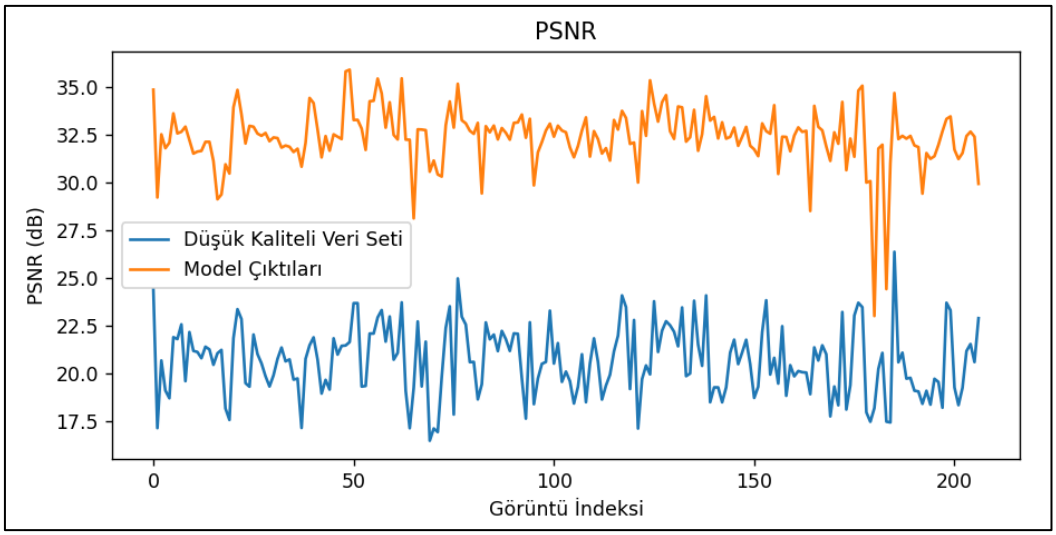


Şekil 4.5. Büyük ağ modeline ait çıktıların ve düşük kaliteli veri kümesinin yüksek kaliteli veri kümesine göre ortalama kare hatası grafiği



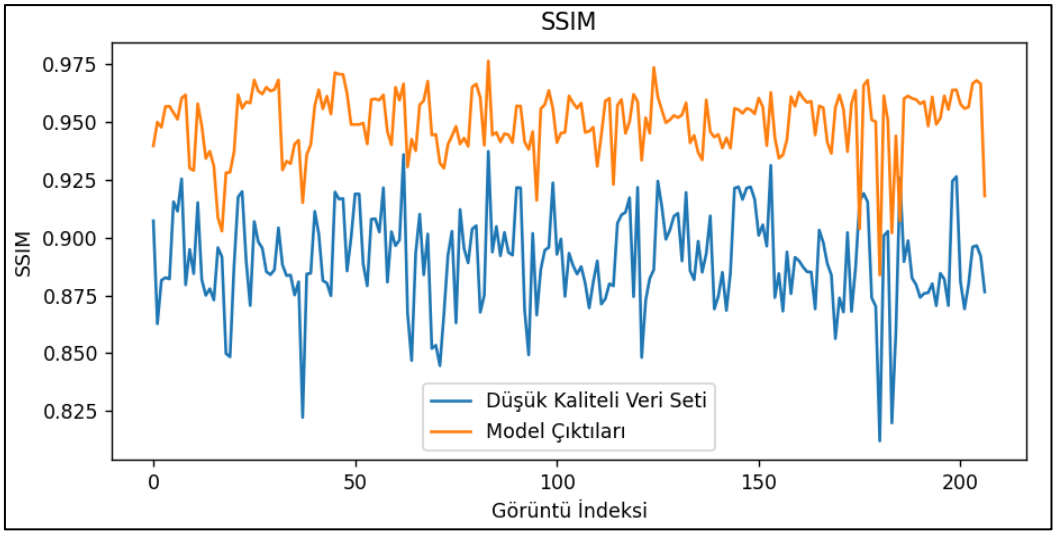
Şekil 4.6. Büyük ağ modeline ait çıktıların ve düşük kaliteli veri kümesinin yüksek kaliteli veri kümesine göre ortalama mutlak hatası grafiği

Şekil 4.7'de büyük ağ modeli çıktılarının ve düşük kaliteli veri kümesinin yüksek kaliteli görüntülere kıyasla PSNR çıktılarının grafiği verilmiştir. Düşük kaliteli veri kümesinin PSNR değerinin, ortalama değeri 20,43 dB değerinden 31,17 dB değerine ulaşarak yaklaşık 11 dB gibi büyük bir iyileşme göstermiştir. Standart sapma değeri 1.88 dB değerinden 1.45 dB değerine ulaşarak iyileşme göstermiştir.



Şekil 4.7. Büyük ağ modeline ait çıktıların ve düşük kaliteli veri kümesinin yüksek kaliteli veri kümesine göre tepe sinyal gürültü oranı grafiği

Şekil 4.8'de büyük ağ modeli çıktılarının ve düşük kaliteli veri kümesinin yüksek kaliteli görüntülere kıyasla SSIM çıktılarının grafiği verilmiştir. Düşük kaliteli veri kümesinin SSIM değerinin, ortalama değeri 0,84 değerinden 0,94 değerine ve standart sapma değeri 0.04 değerinden 0,01 değerine ulaşarak iyileşme göstermiştir Ağ modelinin çıktıları üretirken yapısal detayları koruduğu, hatta gürültü sebebiyle kaybolan yapısal detayları da iyileştirerek ortaya çıkardığı görülmektedir.



Şekil 4.8. Büyük ağ modeline ait çıktıların ve düşük kaliteli veri kümesinin yüksek kaliteli veri kümesine göre yapısal benzerlik indeksi grafiği

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada ultrason görüntülerindeki beneksel gürültüyü azaltmak ve çözünürlüğü arttırmak amacıyla FPGA üzerinde çalışabilecek, kaynak açısından verimli, derin öğrenme tabanlı bir süper çözünürlük ve gürültü giderme mimarisi tasarlanmış ve gerçekleştirilmiştir. Geliştirilen küçük ve büyük derin ağ modelleri, giriş boyutları (4×4 patch tabanlı yapı) kullanılarak düşük donanım maliyetiyle yüksek çözünürlüklü çıktı üretmeyi hedeflemiştir.

Çalışma kapsamında öncelikle yazılım ortamında eğitilen derin öğrenme modelleri, daha sonra sabit nokta gösterimi, yeniden kullanım faktörü ve nicemleme yaklaşımları kullanılarak optimize edilmiştir. Nicemleme işlemi sırasında ağırlıklar, bias değerleri ve ara katman aktivasyonları düşük bit genişliklerinde temsil edilmiş, böylece derin ağ modeli FPGA donanımı için uygun hale getirilmiştir.

Derin ağ modellerinin donanım tarafında gerçekleştirilmesi için HLS4ML aracı kullanılmış ve oluşturulan HLS modeli Vitis yazılımı aracılığıyla HDL yapısına ve ardından IP bloğa dönüştürülmüştür. Üretilen IP bloğu Vivado ortamına aktarılmıştır. IP bloğu, Zynq-7000 (xc7z020) tabanlı Zedboard FPGA üzerinde simülasyon ortamında test edilmiştir.

Elde edilen simülasyon sonuçları incelendiğinde, küçük ağ modelinin görüntülerdeki gürültülerin azaltımında ve çözünürlüklerinin arttırılmasında başarılı olduğu, fakat ağ derinliğinin yeterli olmaması sebebiyle bozulmaya uğrayan küçük yapısal detayları iyileştiremediği sonucuna varılmaktadır.

Büyük ağ modeli ise tüm performans ölçütlerinde iyileştirme göstermiştir. Özellikle PSNR değerlerinde ortalama yaklaşık 12 dB'lik bir artış sağlanması, gürültünün etkin bir şekilde bastırıldığını ve sinyal kalitesinin önemli ölçüde iyileştirildiğini göstermektedir. SSIM sonuçları da büyük ağ modelinin yalnızca gürültüyü azaltmakla kalmadığını, aynı zamanda gürültü nedeniyle kaybolmuş yapısal detayları da başarılı bir şekilde geri kazandığını ortaya koymaktadır. Bu durum, büyük ağ modelinin tıbbi görüntüleme gibi yapısal bilginin kritik olduğu uygulamalar için daha uygun olduğunu göstermektedir.

Bu çalışmada elde edilen sonuçlar doğrultusunda, ultrason görüntü işleme uygulamalarında derin öğrenme tabanlı yöntemlerin etkin bir şekilde kullanılabildiği görülmektedir. Geliştirilen ağ modelinin FPGA üzerinde gerçek zamanlı çalışabilmesi sayesinde ultrason görüntüleme sistemlerinin çalışmasını etkilemeden verimlilik kazandırması gerçek hayata uygulanabilirliği açısından önemlidir.

Bu tez kapsamında gerçekleştirilen çalışmalar ileride ultrason görüntülerinde derin öğrenme ağ modeli ile gürültü azaltımı ve çözünürlük arttırımı uygulamalarının FPGA donanımı üzerinde gerçekleştirilmesine yönelik araştırmalara zemin hazırlamakta ve katkıda bulunmaktadır. Gelecek çalışmalarda beneksel gürültüye ek olarak, beyaz gürültü, rastgele gürültü gibi farklı gürültü türlerini içeren ultrason veri kümeleri ile derin ağ modelleri eğitilerek modellerin her koşulda verimliliği incelenebilir. Bunun yanı sıra farklı ağ mimarileri ve kayıp fonksiyonları kullanılarak gürültü azaltımı ve çözünürlük arttırımı performansı iyileştirilebilir.

Donanım tarafında ise, FPGA tasarımı üzerinde farklı nicemleme teknikleri ile optimize edilmesi, kaynak kullanımının en aza indirgenerek aynı donanım üzerinde daha çok verim alınması mümkündür. Optimizasyon teknikleri ile uygun ağ modelleri oluşturulabilir.

KAYNAKLAR

1. Bushberg, J. T., Seiberg, J. A., Leidholdt Jr, E. M., and Boone, J. M. (2020). *The essential physics of medical imaging* (4th ed.). Lippincott Williams and Wilkins.

2. Kremkau, F. W. (1994). *Diagnostic ultrasound: principles and instruments* (5th ed.). Ultrasound Quarterly *12*(1), 65.

3. Achim, A., Bezerianos, A., and Tsakalides, P. (2001). Novel bayesian multiscale method for speckle removal in medical ultrasound images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, *20*(8), 772-783.

4. Noble, J. A., and Boukerroui, D. (2006). Ultrasound image segmentation: A survey. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, *25*(8), 987-1010.

5. Goodman, J. W. (2007). *Speckle phenomena in optics: theory and applications* (1st ed.), Roberts and Company Publishers.

6. Zhang, X., and Wu, X. (2008). Image interpolation by adaptive 2-D autoregressive modeling and soft-decision estimation. *IEEE Transactions on Image Processing*, *17*(6), 887-896.

7. Tomasi, C., and Manduchi, R. (1998, January). *Bilateral filtering for gray and color images*. In Sixth International Conference on Computer Vision, 839-846.

8. Idrees, M., Faheela, H., and Wali, F. A. (2023). Application of adaptive algorithms on ultrasound imaging. *Engineering Proceedings*, *32*(1), 25.

9. Choi, H., and Jeong, J. (2020). Despeckling algorithm for removing speckle noise from ultrasound images. *Symmetry*, *12*(6), 938.

10. Zhang, K., Zuo, W., Chen, Y., Meng, D., and Zhang, L. (2017). Beyond a gaussian denoiser: Residual learning of deep CNN for image denoising. *IEEE Transactions on Image Processing*, *26*(7), 3142-3155.

11. Dong, C., Loy, C. C., He, K., and Tang, X. (2015). Image super-resolution using deep convolutional networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *38*(2), 295-307.

12. LeCun, Y., Bengio, Y., and Hinton, G. (2015). Deep learning. N*ature*, *521*(7553), 436-444.

13. Zhang, K., Zuo, W., and Zhang, L. (2018). FFDNet: Toward a fast and flexible solution for CNN-based image denoising. *IEEE Transactions on Image Processing*, *27*(9), 4608-4622.

14. Lim, B., Son, S., Kim, H., Nah, S., and Mu Lee, K. (2017). *Enhanced deep residual networks for single image super-resolution*. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 136-144.

15. 15.Y. Chen, T. Li, W. Li, and L. Xu. (2020) A survey of FPGA-based deep learning accelerators: Challenges and opportunities. *ACM Comput Surv*, 53(3), 1–40.

16. Wang, T., Wang, C., Zhou, X., & Chen, H. (2019). *An overview of FPGA based deep learning accelerators: Challenges and opportunities*. 2019 IEEE 21st International Conference on High Performance Computing and Communications; IEEE 17th International Conference on Smart City; IEEE 5th International Conference on Data Science and Systems, 1674-1681.

17. Venieris, S. I., Kouris, A. and Bouganis, C. S. (2018). Toolflows for mapping convolutional neural networks on FPGA's: A survey and future directions. *ACM Computing Surveys*, *51*(3), 1-39.

18. Hoskins, P., Martin K. and Thrush, A. (2019). *Diagnostic ultrasound: physics and equipment* (3rd ed.). CRC Press.

19. Szabo, T. L. (2013). *Diagnostic ultrasound imaging: inside out* (2nd ed.). Academic Press.

20. Brown, B. H., Smallwood, R. H., Barber, D. C., Lawford, P. V., and Hose, D. R. (2017). *Medical physics and biomedical engineering* (4th ed.). CRC Press.

21. Benzarti, F., and Amiri, H. (2013). Speckle noise reduction in medical ultrasound images, *arXiv preprint arXiv:1305.1344*.

22. Prabhu, S. J., Kanal, K., Bhargava, P., Vaidya, S. and Dighe, M. K. (2014). Ultrasound artifacts: Classification, applied physics with illustrations, and imaging appearances. *Ultrasound Quarterly*, *30*(2), 145-157.

23. Moinuddin, M., Khan, S., Alsaggaf, A. U., Abdulaal, M. J., Al-Saggaf, U. M. and Ye, J. C. (2022). Medical ultrasound image speckle reduction and resolution enhancement using texture compensated multi-resolution convolution neural network. *Frontiers in Physiology*, *13*, 961571.

24. Baad, M., Lu, Z. F., Reiser, I. and Paushter, D. (2017). Clinical significance of US artifacts. *Radiographics*, *37*(5), 1408-1423.

25. Zhang, N., Ashikuzzaman, M. and Rivaz, H. (2020). Clutter suppression in ultrasound: performance evaluation and review of low-rank and sparse matrix decomposition methods. *Biomedical Engineering Online*, *19*(1), 37.

26. Wu, W. T., Chang, K. V., Hsu, Y. C., Hsu, P. C., Ricci, V. and Özçakar, L. (2020). Artifacts in musculoskeletal ultrasonography: from physics to clinics. *Diagnostics*, *10*(9), 645.

27. Kirberger, R. M. (1995). Imaging artifacts in diagnostic ultrasound a review. *Veterinary Radiology and Ultrasound*, *36*(4), 297-306.

28. Wu, S., Guo, C., and Wang, X. (2024). Salt and pepper noise reduction for medical images based on image fusion. *Current Medical Imaging*, *20*(1), e250523217313.

29. Göbl, R., Hennersperger, C. and Navab, N. (2022). Speckle2Speckle: Unsupervised learning of ultrasound speckle filtering without clean data. *arXiv preprint arXiv:2208.00402*.

30. Gonzalez, R. C. (2009). *Digital image processing* (3rd ed.). Pearson Education India.

31. Lee, J. S. (1981). Refined filtering of image noise using local statistics. *Computer Graphics and Image Processing*, *15*(4), 380-389.

32. Kuan, D. T., Sawchuk, A. A., Strand, T. C. and Chavel, P. (1985). Adaptive noise smoothing filter for images with signal-dependent noise. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, (2), 165-177.

33. Frost, V. S., Stiles, J. A., Shanmugan, K. S., and Holtzman, J. C. (1982). A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, (2), 157-166.

34. Bu, Z., Zhou, G. Q. and Chen, Y. (2024). *A complementary global and local knowledge network for ultrasound denoising with fine-grained refinement*. 7th International Symposium on Autonomous Systems, 1-5.

35. Shi, L., Di, W. and Liu, J. (2024). Ultrasound image denoising autoencoder model based on lightweight attention mechanism. *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*, *14*(5), 3557-3571.

36. Asgariandehkordi, H., Goudarzi, S., Basarab, A. and Rivaz, H. (2023*). Deep ultrasound denoising using diffusion probabilistic models*. IEEE International Ultrasonics Symposium, 1-4.

37. Cammarasana, S., Nicolardi, P. and Patanè, G. (2022). Real-time denoising of ultrasound images based on deep learning. *Medical and Biological Engineering and Computing*, *60*(8), 2229-2244.

38. Khan, A., Sohail, A., Zahoora, U. and Qureshi, A. S. (2020). A survey of the recent architectures of deep convolutional neural networks. *Artificial Intelligence Review*, *53*(8), 5455-5516.

39. Usui, K., Ogawa, K., Goto, M., Sakano, Y., Kyougoku, S. and Daida, H. (2021). Quantitative evaluation of deep convolutional neural network-based image denoising for low-dose computed tomography. *Visual Computing for Industry, Biomedicine, and Art*, *4*(1), 21.

40. Jung, D., Kang, M., Park, S. H., Guezzi, N. and Yu, J. (2024). Unsupervised speckle noise reduction technique for clinical ultrasound imaging. *Ultrasonography*, *43*(5), 327-344.

41. Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. and Bengio, Y. (2016). *Deep learning* (1st ed.). Cambridge: MIT press, 1-800.

42. Ronneberger, O., Fischer, P., and Brox, T. (2015). *U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation.* International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 234-241.

43. Vincent, P., Larochelle, H., Bengio, Y., and Manzagol, P. A. (2008). *Extracting and composing robust features with denoising autoencoders.* In Proceedings of the 25th International Conference on Machine Learning, 1096-1103.

44. Goodfellow, I. J., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A. and Bengio, Y. (2014). Generative adversarial nets. *Advances in Neural Information Processing Systems*, *27*.

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

46. Mittal, A., Moorthy, A. K., and Bovik, A. C. (2012). No-reference image quality assessment in the spatial domain. *IEEE Transactions on Image Processing*, *21*(12), 4695-4708.

47. Kang, H., Park, C., and Yang, H. (2024). Evaluation of denoising performance of Resnet deep learning model for ultrasound images corresponding to two frequency parameters. *Bioengineering*, *11*(7), 723.

48. Wang, Z., and Bovik, A. C. (2009). Mean squared error: love it or leave it? A new look at signal fidelity measures. *IEEE Signal Processing Magazine*, *26*(1), 98-117.

49. Hore, A., and Ziou, D. (2010). *Image quality metrics: PSNR vs. SSIM.* 20th International Conference on Pattern Recognition, 2366-2369.

50. Mittal, A., Soundararajan, R., and Bovik, A. C. (2012). Making a “completely blind” image quality analyzer. *IEEE Signal Processing Letters*, *20*(3), 209-212.

51. Liu, Y., Gu, K., Zhang, Y., Li, X., Zhai, G., Zhao, D., and Gao, W. (2019). Unsupervised blind image quality evaluation via statistical measurements of structure, naturalness, and perception. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, *30*(4), 929-943.

52. Al-Dhabyani, W., Gomaa, M., Khaled, H., and Fahmy, A. (2020). Dataset of breast ultrasound images. *Data in Brief*, *28*, 104863.

53. Alzubaidi, M., Agus, M., Makhlouf, M., Anver, F., Alyafei, K. and Househ, M. (2023). Large-scale annotation dataset for fetal head biometry in ultrasound images. *Data in Brief*, *51*, 109708.

54. Pawłowska, A., Ćwierz-Pieńkowska, A., Domalik, A., Jaguś, D., Kasprzak, P., Matkowski, R. and Żołek, N. (2024). Curated benchmark dataset for ultrasound-based breast lesion analysis. *Scientific Data*, *11*(1), 148.

55. Aarrestad, T., Loncar, V., Ghielmetti, N., Pierini, M., Summers, S., Ngadiuba, J. and Hoang, D. (2021). Fast convolutional neural networks on FPGS’s with HLS4ML. *Machine Learning: Science and Technology*, *2*(4), 045015.



Gazili olmak ayrıcalıktır