

BURSA TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ❖ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**ELEKTROKARDİYOGRAF İŞARETLERİNİN DERİN SİNİR AĞLARINA
DAYALI SIKIŞTIRILMASI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Tahir BEKİRYAZICI

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Eylül 2020

BURSA TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ❖ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**ELEKTROKARDİYOGRAM İŞARETLERİNİN DERİN SİNİR AĞLARINA
DAYALI SIKIŞTIRILMASI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**Tahir BEKİRYAZICI
(181278034014)
ORCID: 0000-0002-0664-649X**

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

**Tez Danışmanı: Prof. Dr. Hakan GÜRKAN
ORCID: 0000-0002-7008-4778**

Eylül 2020

BTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü'nün 181278034014 numaralı Yüksek Lisans Öğrencisi Tahir BEKİRYAZICI, ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı "ELEKTROKARDİYOGRAM İŞARETLERİNİN DERİN SİNİR AĞLARINA DAYALI SIKIŞTIRILMASI" başlıklı tezini aşağıda imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

Tez Danışmanı : **Prof. Dr. Hakan GÜRKAN**
Bursa Teknik Üniversitesi

Jüri Üyeleri : **Prof. Dr. Adı SOYADI**
Bursa Teknik Üniversitesi

Prof. Dr. Adı SOYADI
Bursa Teknik Üniversitesi

Teslim Tarihi :
Savunma Tarihi :



20.04.2016 tarihli Resmi Gazete’de yayımlanan Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliğinin 9/2 ve 22/2 maddeleri gereğince; Bu Lisansüstü teze, Bursa Teknik Üniversitesi’nin abonesi olduğu intihal yazılım programı kullanılarak Fen Bilimleri Enstitüsü’nün belirlemiş olduğu ölçütlere göre uygun rapor alınmıştır.

Bu tez, Bursa Teknik Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi 190Y003 numaralı projesi ile desteklenmiştir.

İNTİHAL BEYANI

Bu tezde görsel, işitsel ve yazılı biçimde sunulan tüm bilgi ve sonuçların akademik ve etik kurallara uyularak tarafımdan elde edildiğini, tez içinde yer alan ancak bu çalışmaya özgü olmayan tüm sonuç ve bilgileri tezde kaynak göstererek belgelediğimi, aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiğimi beyan ederim.

Öğrencinin Adı Soyadı: Tahir BEKİRYAZICI

İmzası :

X X X X



Eşime ve aileme,

ÖNSÖZ

Yüksek lisans eğitim hayatım boyunca sorularımı sabırla yanıtlayan, tecrübelerini benimle paylaşarak yolumu aydınlatan değerli hocam Prof. Dr. Hakan GÜRKAN'a ve yeri geldiğinde değerli bilgilerini benimle paylaşan çalışma arkadaşlarıma teşekkürlerimi sunarım.

Maddi manevi desteğini hiçbir zaman benden esirgemeyen, sevgilerini her zaman yanımda hissettiğim, bu günlere gelmemde en büyük pay sahibi olan anneme, babama, kardeşime ve hayatının her alanında olduğu gibi tez sürecinde beni yalnız bırakmayan sevgili eşim Şule BEKİRYAZICI'ya teşekkür ederim.

Tez çalışmamı Bilimsel Araştırma Projeleri kapsamında destekleyen Bursa Teknik Üniversitesine de teşekkürü borç bilirim.

Temmuz 2020

Tahir BEKİRYAZICI

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖNSÖZ	vi
İÇİNDEKİLER	vii
KISALTMALAR	ix
SEMBOLLER	x
ÇİZELGE LİSTESİ	xi
ŞEKİL LİSTESİ	xii
ÖZET	xiv
SUMMARY	xv
1. GİRİŞ	1
1.1 Giriş ve Tezin Amacı	1
2. EKG İŞARETLERİNİ MEYDANA GETİREN SİSTEMLER	3
2.1 Kalbin Genel Yapısı	3
2.2 Aksiyon Potansiyeli	5
2.3 Kalbin Elektriksel Özelliği	6
2.4 Elektrokardiyogram İşareti	7
2.5 Elektrokardiyogram İşaretinin Ölçülmesi	8
3. İŞARET SIKIŞTIRMA YÖNTEMLERİ VE BAŞARI KRİTERLERİ	10
3.1 Giriş	10
3.2 Sıkıştırma Performansı Değerlendirme Ölçütleri	11
3.2.1 Sıkıştırma oranı	11
3.2.2 Yeniden oluşturulma hatası	12
3.3 Sıkıştırma Yöntemleri için Literatür Araştırması	13
4. DERİN ÖĞRENME	24
4.1 Yapay Sinir Ağları ve Matematiksel Modellemesi	25
4.1.1 Tek katmanlı yapay sinir ağları	26
4.1.2 Derin sinir ağları (deep neural network)	27
4.2 Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme İşlemi ve Geri Yayılım Algoritması	27
4.2.1 Aktivasyon fonksiyonları	30
4.3 Sinir Ağlarında Optimizasyon ve Düzenileştirme İşlemleri	32
4.3.1 Veri arttırımı	32
4.3.2 Küçük küme ve düğüm seyreltme yöntemleri	33
4.3.3 Küme boyutu ve eğitim döngü sayısı	34
4.4 Evrişimsel Sinir Ağları (Convolutional Neural Network)	35
4.4.1 Evrişim katmanı	35
4.4.2 Ortaklama katmanı	38
4.4.3 Dolgulama yöntemi ve adım sayısı	38
4.4.4 Paket normalizasyonu	40
4.4.5 Bir boyutlu evrişimsel sinir ağları	40
4.5 Evrişimsel Otokodlayıcılar (Convolutional Autoencoder)	41
4.5.1 Bir boyutlu evrişimsel otokodlayıcılar	43

4.5.1.1 Boyut genişletme katmanı.....	44
5. MATERİYAL VE METOT	45
5.1 EKG Veri Tabanı	45
5.1.1 Veri ön işleme ve veri artırma	45
5.2 Ayrık Dalgacık Dönüşümü.....	46
5.3 Önerilen Yöntem-1 (Evrşimsel Otokodlayıcı ve ADD dayalı sıkıştırma modeli)	47
5.4 Önerilen Yöntem-2.....	51
6. DENEYSEL SONUÇLAR.....	57
6.1 Kullanılan Donanım	57
6.2 Başarım Sonuçlarının Değerlendirilmesi	57
6.2.1 Önerilen yöntem-1 için başarım sonuçları	57
6.2.2 Önerilen yöntem-2 için başarım sonuçları	66
6.2.2.1 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-1 sonuçları	66
6.2.2.2 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-2 sonuçları	75
6.2.2.3 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-3 sonuçları	84
6.2.2.4 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-4 sonuçları	93
7. TARTIŞMA VE ÖNERİLER	103
KAYNAKLAR	105
ÖZGEÇMİŞ.....	110

KISALTMALAR

ADD	: Ayrık Dalgacık Dönüşümü
AZTEC	: Amplitude Zone Time Epoch Coding
CAE	: Convolutional Autoencoder
CDR	: Compression Data Ratio
CR	: Compression Ratio
CNN	: Convolutional Neural Network
CORTES	: Coordinate Reduction Time Encoding System
DCT	: Discrete Cosine Transform
DNN	: Deep Neural Network
EKG	: ElektroKardiyoGram
EOK	: Evrişimsel Otokodlayıcılar
ESA	: Evrişimsel Sinir Ağları
GPU	: Graphics Processing Unit
MPRD	: Mean-independent Percent Root Mean Square
PRD	: Percent Root Mean Square Difference
RELU	: Rectified Linear Unit
TP	: Turning Point

SEMBOLLER

t	: Zaman
w	: Ağırlık Katsayısı
α	: Öğrenme Hızı



ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa

Çizelge 3.1 : Bazı EKG sıkıştırma yöntemlerinin özeti.	23
Çizelge 4.1 : Aktivasyon fonksiyonları ve çıktı grafikleri.	31
Çizelge 5.1 : Önerilen yöntem-1 için geliştirilen 1B-EOK mimarisinin detayları. ...	50
Çizelge 5.2 : 1B-EOK sıkıştırma modeli-1 katman detayları.....	52
Çizelge 5.3 : 1B-EOK sıkıştırma modeli-2 katman detayları.....	53
Çizelge 5.4 : 1B-EOK sıkıştırma modeli-3 katman detayları.....	54
Çizelge 5.5 : 1B-EOK sıkıştırma modeli-4 katman detayları.....	55
Çizelge 6.1 : Önerilen yöntem-1'in her bir EKG kaydına göre ortalama başarımların sonuçları.	58
Çizelge 6.2 : Önerilen yöntem-1'in ortalama MPRD ve CR değerlerine göre sıkıştırma başarımları	60
Çizelge 6.3 : Önerilen yöntem-2'de model-1'e ait ortalama MPRD ve CR değerlerine göre sıkıştırma başarımları	67
Çizelge 6.4 : 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-1'e ait ortalama MPRD ve CR değerlerine göre sıkıştırma başarımları.....	69
Çizelge 6.5 : Önerilen yöntem-2'de model-2'ye ait ortalama MPRD ve CR değerlerine göre sıkıştırma başarımları.	76
Çizelge 6.6 : 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-2'ye ait ortalama MPRD ve CR değerlerine göre sıkıştırma başarımları.....	78
Çizelge 6.7 : Önerilen yöntem-2'de model-3'e ait ortalama MPRD ve CR değerlerine göre sıkıştırma başarımları.	85
Çizelge 6.8: 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-3'e ait ortalama MPRD ve CR değerlerine göre sıkıştırma başarımları.....	86
Çizelge 6.9 : Önerilen yöntem-2'de model-4'e ait ortalama MPRD ve CR değerlerine göre sıkıştırma başarımları.	94
Çizelge 6.10 : 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-4'e ait ortalama MPRD ve CR değerlerine göre sıkıştırma başarımları.....	96
Çizelge 6.11 : Geliştirilen yöntemlerin özeti.	102

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 2.1 : Kalbin genel yapısı [4].	4
Şekil 2.2 : Bir nörona ait aksiyon potansiyeli.	5
Şekil 2.3 : Hücrenin repolarizasyon, depolarizasyon ve polarizasyon durumu.	6
Şekil 2.4 : Kalbin elektriksel iletim sistemi [6].	6
Şekil 2.5 : P, Q, R, S, T dalgasını içeren EKG işareti [7].	7
Şekil 2.6 : Kalbin uyarılma aşamaları [9].	8
Şekil 2.7 : (a) 12 Kanallı EKG ölçümü, (b) Holter cihazı ile EKG ölçümü, (c) Pratik yöntemler kullanılarak EKG ölçümü [10].	9
Şekil 3.1 : Genel işaret sıkıştırma modeli.	10
Şekil 3.2 : İki boyutlu EKG işareti örneği	20
Şekil 4.1 : Yapay zeka ve derin öğrenme arasındaki ilişkiyi gösteren venn şeması.	24
Şekil 4.2 : Canlı sinir hücresi [2].	25
Şekil 4.3 : Bir sinir hücresinin matematiksel olarak modellenmesi.	26
Şekil 4.4 : Çok katmanlı yapay sinir ağı modeli.	27
Şekil 4.5 : İleri ve geri yönde yayılımın basit ifadesi.	27
Şekil 4.6 : İki katmanlı yapay sinir ağı modeli.	28
Şekil 4.7 : (a) Normal sinir ağı modeli, (b) Seyreltme uygulandıktan sonraki hali...	33
Şekil 4.8 : Bir yapay sinir ağının eğitilmesi sonucunda oluşan doğruluk eğrisi.	34
Şekil 4.9 : Genel ESA yapısı için örnek model.	35
Şekil 4.10 : İki boyutlu girdiye sahip evrişim örneği.	36
Şekil 4.11 : Evrişim işlemi sonucunda oluşan öznitelik haritası.	37
Şekil 4.12 : (a) Maksimum ortaklama katmanı, (b) Ortalama ortaklama katmanı.	38
Şekil 4.13 : Girdiye dolgulama işlemi uygulanmadan önceki hali.	39
Şekil 4.14 : Girdiye dolgulama işlemi uygulandıktan sonraki hali.	39
Şekil 4.15 : Örnek bir 1B-ESA modeli.	41
Şekil 4.16 : Genel otokodlayıcı modeli.	42
Şekil 4.17 : Bir boyutlu evrişimsel otokodlayıcı modeli.	43
Şekil 4.18 : Boyut artırma işlemi örneği.	44
Şekil 5.1 : Ön işleme ve veri artırma işleminden geçmiş örnek işaret.	46
Şekil 5.2 : Önerilen yöntem-1'e ait blok diyagramı.	47
Şekil 5.3 : Önerilen Yöntem-1 mimarisi.	49
Şekil 5.4 : Önerilen yöntem-2'ye ait blok diyagramı.	51
Şekil 6.1 : Önerilen yöntem-1'e ait kayıp eğrisi (Kat 4).	58
Şekil 6.2 : Mit122 kaydına ait EKG işareti (Kat-3, MPRD = %9.11, CR = 30.56).	61
Şekil 6.3 : Mit122 kaydına ait sıkıştırılmış işaret (Kat-3).	62
Şekil 6.4 : Mit234 kaydına ait EKG işareti (Kat-7, MPRD = %18.23, CR = 30.06).	63
Şekil 6.5 : Mit234 kaydına ait sıkıştırılmış işaret (Kat-7).	64
Şekil 6.6 : Mit104 kaydına ait EKG işareti (Kat-9, MPRD = %81.21, CR = 27.36).	65
Şekil 6.7 : 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-1 'e ait kayıp eğrisi (Kat 1).	67
Şekil 6.8 : Mit205 kaydına ait EKG işareti (Kat-4, MPRD = %6.15, CR = 9.40).	70

Şekil 6.9 : Mit205 kaydına ait sıkıştırılmış işaret (Kat-4).	71
Şekil 6.10 : Mit219 kaydına ait EKG işareti (Kat-2, MPRD = %12.28, CR = 17.80).	72
Şekil 6.11 : Mit219 kaydına ait sıkıştırılmış işaret (Kat-2).	73
Şekil 6.12 : Mit104 kaydına ait EKG işareti (Kat-1, MPRD = %50.72, CR = 7.97).	74
Şekil 6.13 : 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-2'ye ait kayıp eğrisi (Kat 8).	75
Şekil 6.14 : Mit223 kaydına ait EKG işareti (Kat-2, MPRD = %7.43, CR = 21.32).	79
Şekil 6.15 : Mit223 kaydına ait sıkıştırılmış işaret (Kat-10).	80
Şekil 6.16 : Mit111 kaydına ait EKG işareti (Kat-5, MPRD = %14.75, CR = 19.09).	81
Şekil 6.17 : Mit111 kaydına ait sıkıştırılmış işaret (Kat-2).	82
Şekil 6.18 : Mit228 kaydına ait EKG işareti (Kat-2, MPRD = %64.63, CR = 14.78).	83
Şekil 6.19 : 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-3'ye ait kayıp eğrisi (Kat 9).	84
Şekil 6.20 : Mit121 kaydına ait EKG işareti (Kat-7, MPRD = %9.32, CR = 32.16).	88
Şekil 6.21 : Mit121 kaydına ait sıkıştırılmış işaret (Kat-7).	89
Şekil 6.22 : Mit101 kaydına ait EKG işareti (Kat-1, MPRD = %18.99, CR = 33.33).	90
Şekil 6.23 : Mit101 kaydına ait sıkıştırılmış işaret (Kat-1).	91
Şekil 6.24 : Mit203 kaydına ait EKG işareti (Kat-2, MPRD = %71.03, CR = 26.57).	92
Şekil 6.25 : 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-4'ye ait kayıp eğrisi (Kat 6).	93
Şekil 6.26 : Mit105 kaydına ait EKG işareti (Kat-3, MPRD = %12.59, CR = 47.01).	97
Şekil 6.27 : Mit105 kaydına ait sıkıştırılmış işaret (Kat-3).	98
Şekil 6.28 : Mit213 kaydına ait EKG işareti (Kat-7, MPRD = %28.22, CR = 44.71).	99
Şekil 6.29 : Mit213 kaydına ait sıkıştırılmış işaret (Kat-7).	100

ELEKTROKARDİYOGRAM İŞARETLERİNİN DERİN SİNİR AĞLARINA DAYALI SIKIŞTIRILMASI

ÖZET

Elektrokardiyogram (EKG) işaretleri, insan vücudunun önemli organlarından biri olan kalbin elektriksel aktivitesini gösteren işaretlerdir. 0,05-150 Hz aralığında bant genişliğine sahip olan bu işaretler, kalp kaslarının gevşeyip kasılması sonucunda üretilmektedir. EKG işaretleri herhangi bir hastalık durumunda uygun tanı ve tedavinin belirlenmesi, uygulanan tedavinin takip edilmesi, değerlendirilmesi ve ortaya çıkabilecek olumsuzlukların tespiti aşamalarında sıklıkla kullanılmaktadır. Bu nedenle modern tıbbi uygulamalarda EKG işaretlerinin uzun süreli ve etkili bir şekilde kaydedilmesi, işlenmesi ve gerçek zamanlı olarak iletilmesi gerekmektedir. Uzun süre boyunca kaydedilen EKG verilerinin kapladığı alan çok büyük boyutlarda olabilmektedir. Bu durum, EKG işaretlerinin işlenmesi, depolanması ve iletilmesi noktasında hız ve hafıza problemlerini beraberinde getirmektedir. Bu problemler EKG işaretlerinin verimli bir şekilde sıkıştırılması ile çözülebilmektedir.

Bu tez çalışmasında elektrokardiyogram işaretlerinin evrişimsel otokodlayıcılar ve ayrık dalgacık dönüşümüne (ADD) dayalı sıkıştırılma çalışmaları ele alınmıştır. Geliştirilen modellerin başarımı 48 adet EKG kaydı içeren MIT-BIH Arrhythmia veri kümesi üzerinde, sıkıştırma oranı (Compression ratio - CR) ve ortalama bağımsız yüzde ortalama karesel fark (MPRD) kriterleri kullanılarak test edilmiştir.

Yapılan ilk çalışmada (Önerilen Yöntem-1), geliştirilen sistemin girişine verilen tek boyutlu EKG işaretlerine sıkıştırma ve yeniden oluşturma işlemi gerçekleştirilmiştir. EKG işaretleri sırasıyla bir boyutlu Evrişimsel Otokodlayıcının kodlayıcı bölümü, ADD tabanlı kodlayıcı-kodçözücü ve Evrişimsel Otokodlayıcının kodçözücü kısımlarından geçirilmiştir. Sistemin kodlayıcı bölümlerinde işaretlerin boyutu azaltılmakta ve kodçözücü kısımlarında tekrar eski boyutuna geri getirilmektedir. Önerilen Yöntem-1'de deneysel sonuçlar, ortalama sıkıştırma oranı 32,27:1 ve ortalama MPRD %18.91 olarak elde edilmiştir.

Yapılan ikinci çalışmada (Önerilen Yöntem-2), girişine verilen tek boyutlu EKG işaretlerini, birbirine paralel olarak çalışan 4 farklı model ile sıkıştırma ve yeniden oluşturma işlemlerini gerçekleştiren sistem geliştirilmiştir. Böylece sistemin girişine verilen işaret için 4 farklı sıkıştırma oranı ve 4 farklı bağımsız yüzde ortalama karesel fark değerleri elde edilmektedir. Önerilen yöntem-2'de deneysel sonuçlar incelendiğinde, ortalama CR değerleri sırasıyla; 16.22:1, 22.88:1, 32.22:1, 49.82:1 ve ortalama MPRD değerleri sırasıyla; %12.28, %14.74, %18.40, %28.21 olarak elde edilmiştir.

Anahtar kelimeler: EKG işaretleri, Veri sıkıştırma, Derin öğrenme, Evrişimsel oto kodlayıcılar, Ayrık dalgacık dönüşümü.

COMPRESSION OF ELEKTROCARDIOGRAM SIGNALS BASED ON DEEP NEURAL NETWORKS

SUMMARY

Electrocardiogram (ECG) signals are signals that indicate the electrical activity of the heart, one of the important organs of the human body. These signals, which bandwidth in the range of 0.05-150 Hz, are produced as a result of the relaxation and contraction of the heart muscles. ECG signals are frequently used in the determination of appropriate diagnosis-treatment, following the treatment applied, evaluation of the treatment applied and detection of potential problems. For this reason, in modern medical applications, ECG signals should be recorded, processed and transmitted in real time. The area covered of ECG data of recorded for a long time can be very large. This situation brings along speed and memory problems during the processing, storage and transmission of ECG signals. These problems can be solved by compressing ECG signals efficiently.

In this thesis, compression studies of electrocardiogram signals based on convolutional autoencoders and discrete wavelet transform are discussed. In this thesis, compression studies of electrocardiogram signals based on convolutional autoencoders (CAE) and discrete wavelet transform (DWT) has been discussed. The success of the developed models has been tested on the MIT-BIH Arrhythmia dataset containing 48 ECG recordings using the compression ratio (CR) and mean-independent percentage mean square difference (MPRD) criteria.

In the first study conducted (Proposed Method-1), compression and reconstruction of one-dimensional (1D) ECG signals given to the input of the developed system has been performed. The ECG signals has been passed through the encoder part of the 1D-CAE, the DWT-based encoder/decoder, the decoder parts of the convolutional autoencoder, respectively. In the encoder parts of the system, the size of the signals has been reduced, and in the decoder parts of the system, the size of the signals has been restored. In Proposed Method-1, experimental results have been obtained with an average compression ratio of 32.27: 1 and an average MPRD of 18.91%.

In the second study (Recommended Method-2), the system that performs compression and reconstruction operations with 4 different models working in parallel with each other, with one-dimensional ECG signals given to its input, was developed. Thus, 4 different compression ratios and 4 independent percent average square difference values are obtained for the signal given to the input of the system. When the experimental results in the proposed method-2 are examined, the average CR values are; 16.22: 1, 22.88: 1, 32.22: 1, 49.82: 1 and average MPRD values respectively; It was obtained as 12.28%, 14.74%, 18.40%, 28.21%.

Keywords: ECG signals, Data compression, Deep learning, Convolutional autoencoder, Discrete wavelet transform.

1. GİRİŞ

1.1 Giriş ve Tezin Amacı

Elektrokardiyogram (EKG) işaretleri, kalbin elektriksel aktivitesi sonucunda meydana gelen düşük genlik değerine sahip elektriksel işaretlerdir. İnsan vücudu tarafından üretilen bu işaretler, fizyolojik olayların izlerini taşıyarak çeşitli patolojik durumların açıklanmasında ve teşhisinde yararlı hale gelmektedir. Normal bir EKG işareti dalgası kalbi oluşturan kulakçık ve karıncıkların belli bir sistem içerisinde kasılıp gevşemesi sonucunda oluşmaktadır. Kulakçığın kasılması ile oluşan P dalgasını, karıncığın kasılması ile oluşan Q, R, S ve T dalgaları takip etmektedir. Bu tür işaretlerin yapılarında taşıdıkları gizli bilgiler kolaylıkla algılanamamaktadır. İşaretlerin anlamlı bir şekilde yorumlanabilmesi için içerisindeki bilginin çözülmesi gerekmektedir. Yorumlanan işaretler hastalıkların tedavi ve teşhisinde rol oynamalarının yanı sıra kimlik doğrulama işlemlerinde de kullanılmaktadırlar.

EKG işaretleri, kalpte meydana gelen hastalıkların tanısının koyulması, tanıya göre tedavinin belirlenmesi ve uygulanan tedavinin takibi aşamalarında sıklıkla kullanılmaktadır. Son yıllarda modern tıbbi uygulamalarda meydana gelen gelişmeler neticesinde elektrokardiyogram işaretlerinin işlenmesi, depolanması ve sayısal haberleşme ağları üzerinden iletilmesi konuları önemli rol oynamaktadır. Yapılan bu uygulamalarda, EKG işaretlerinin büyük miktarda veri içermesi, beraberinde hız ve depolama problemlerini getirmektedir. Ortaya çıkan bu problemler, EKG işaretleri içerisindeki önemli tıbbi bilgileri kaybetmeden etkili bir biçimde sıkıştırılması ile çözülebilmektedir. Sıkıştırma işlemi, kayıplı ve kayıpsız olmak üzere iki şekilde yapılmaktadır. Uygulamalarda düşük sıkıştırma oranı sağlayan kayıpsız sıkıştırma yöntemleri yerine, belirli bir düzeyde yeniden oluşturma hatasına sahip daha yüksek sıkıştırma oranı sunan kayıplı sıkıştırma yöntemleri tercih edilmektedir. Kayıplı sıkıştırma yöntemlerindeki amaç, EKG işaretlerindeki önemli tıbbi bilgilerin korunarak sıkıştırma işleminin gerçekleştirilmesidir.

Bu tez çalışmasında, elektrokardiyogram işaretlerinin evrişimsel otokodlayıcı ve ayırık dalgacık dönüşümüne dayalı sıkıştırılması yöntemi sunulmaktadır. Geliştirilen yöntem ile tek boyutlu EKG işaretlerinin, oluşturulan evrişimsel oto kodlayıcı modelinin kodlayıcı kısmında boyutları azaltılarak sıkıştırılma işlemi gerçekleştirilmektedir. Daha sonra kodlayıcı çıkışından alınan sıkıştırılmış işaretler modelin kodçözücü kısmına gelerek burada uygulanan boyut arttırma işlemlerinden sonra yeniden oluşturulmaktadır.

Gerçekleştirilen bu tez çalışmasının sonraki bölümleri aşağıdaki gibi oluşturulmuştur. Bölüm 2, EKG işaretlerinin oluşumunu ve fiziksel özelliklerini kapsamaktadır. Bölüm 3'te, geçmişten günümüze uygulanmış olan EKG sıkıştırma yöntemleri konusunda yapılmış çalışmalar ve geliştirilen yöntemler için başarımlar kriterleri açıklanmaktadır. Bölüm 4'te, geliştirilen sıkıştırma yönteminin temelini oluşturan derin öğrenme yapıları incelenmiştir. Bölüm 5'te bu tez çalışması kapsamında geliştirilen derin sinir ağlarına dayalı sıkıştırma yöntemleri ayrıntılı bir şekilde ele alınmıştır. Bölüm 6'da ise geliştirilen yöntemlerin sonuçları değerlendirilmiş olup, bu çalışmanın devamında yapılacak yeni çalışmalar için önerilere yer verilmiştir.

2. EKG İŞARETLERİNİ MEYDANA GETİREN SİSTEMLER

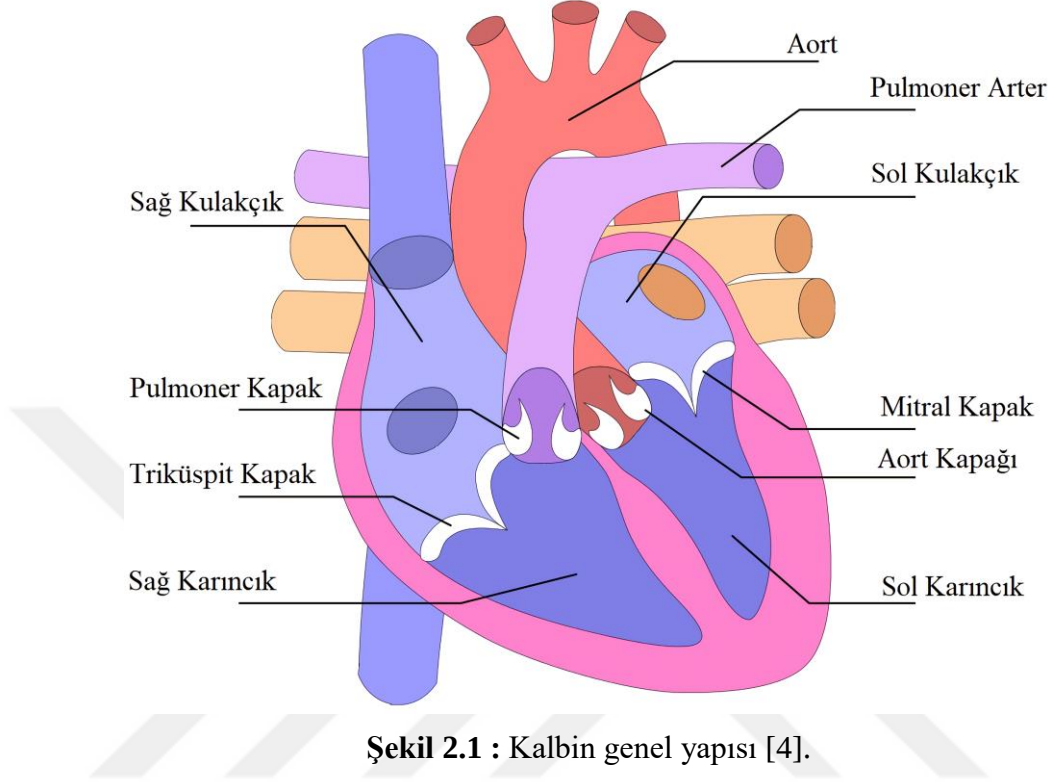
2.1 Kalbin Genel Yapısı

Canlı varlıklar için hayati öneme sahip olan kalp, vücut içerisinde akciğerlerin ortasında, göğüs kemiğinin sol arka kısmında yer almaktadır. Kalbin ağırlığı ortalama 200 ile 425 gr ağırlığında olup yumruktan biraz daha büyük bir boyuta sahiptir. Kalbin görevi, vücut için gerekli olan besin ve oksijeni dolaşım sistemi içerisindeki kan vasıtasıyla gerekli organlara iletmektir. Sağlıklı bir kalp günde ortalama 100.000 kez atmaktadır.

Kalbin dış yüzeyini, kalp dış zarı (Pericardium) adı verilen çift katmanlı bir zar, kese gibi sarmaktadır. Kalbin duvarı ise kalp kası adı verilen özel bir kas türünden meydana gelmektedir. Kalbin dış zarının iç tabakası, kalp kasına bağlanmaktadır. Sıvı bir katman bu iki tabakayı ayırmakta ve böylece kalbin atarken hareket etmesine izin vermektedir.

Kalp, birbiri arasında ulaşım olmayan sağ ve sol bölümlerden oluşmaktadır. Kalbin sol bölümünde oksijenli temiz kan, sağ bölümünde ise oksijensiz kirli kan bulunmaktadır. Kalbin bu iki kısımda kendi arasında bir üst ve bir alt odaya ayrılmaktadır. Üstteki iki oda, sol ve sağ kulakçık (atrium) olarak adlandırılır ve birbirinden farklı kaynaklardan kan almaktadır. Sol kulakçık kanı akciğerden alırken, sağ kulakçık kanı vücudun geri kalan bölümlerinden temin etmektedir. Kalbin alt bölümünde ise birbiri ile bağlantısı olmayan sağ ve sol karıncık (ventricular) bulunmaktadır. Karıncıkların görevi kanı vücudun farklı bölgelerine pompalamaktır. Sağ karıncık kanı akciğere pompalarken, sol karıncık ise kanı vücudun geri kalan bölümlerine pompalamaktadır. Karıncıklar, kulakçıklara göre çok daha kalın duvarlara ve kaslı bir yapıya sahiptirler. Bu da akciğere ve tüm vücuda kan pompalayarak daha fazla iş yapmalarına imkân sağlamaktadır. Karıncıkların duvarları içten dışa doğru sırasıyla, kalp iç zarı, kalp kası ve kalp dış zarı olmak üzere üç tabakadan oluşmaktadır.

Şekil 2.1’de gösterildiği gibi kalp sağ-sol karıncık ve sağ-sol kulakçık olmak üzere dört odadan meydana gelmektedir. Kalp içerisinde kanın tek yönlü iletimini sağlayan kapakçıklar bulunmaktadır [1-3].



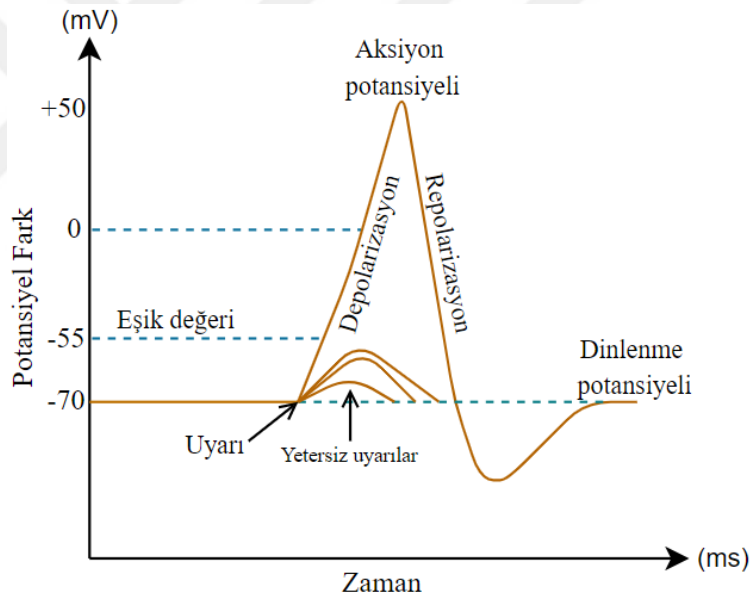
Şekil 2.1 : Kalbin genel yapısı [4].

Vücut içerisinde kan dolaşımı, kanın sağ kulakçığa gelmesi ile başlamaktadır. Bu bölümde bulunan kan, sağ kulakçık ve sağ karıncık arasında yer alan kanın tek yönde geçişini sağlayan trisküspit kapakçığından geçerek sağ karıncık içerisine dolmaktadır. Sonrasında pulmoner kapaktan geçerek, kanı kalpten akciğere taşıyacak olan pulmoner arter damarına iletilmektedir. Böylece kan, pulmoner damarlar üzerinden oksijensiz olarak kirli bir şekilde akciğere gelmektedir. Burada kılcal damarlar aracılığıyla hava ile temas ederek oksijenlenmekte, karbondioksiti atılmış bir şekilde temiz kan olarak akciğer toplardamarı ile sol kulakçığa gelmektedir. Sol kulakçığa ulaşan kan, buradan sol kulakçık ile sol karıncık arasında bulunan mitral kapaktan geçerek sol karıncığa ulaşmaktadır. Sol karıncığın kasılması ile birlikte, bu bölümün altında yer alan ve yine tek yönlü geçiş sağlayan aort kapağı vasıtasıyla vücuda dağılmaktadır. Bütün bu işlemler sonucunda aorttan çıkan kan temiz kan olarak adlandırılmaktadır. Böylece vücut içerisinde kan dolaşımı tamamlanmış olur [1-3].

2.2 Aksiyon Potansiyeli

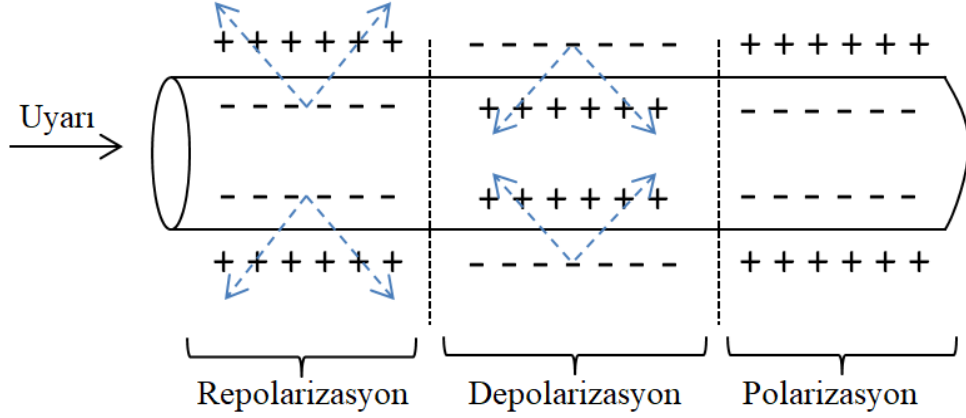
Sinir ve kas hücreleri uyarılabilir yapıya sahip hücrelerdir. Bu tip hücrelerde, hücre içerisindeki ve hücre dışarısındaki iyonların konsantrasyonları farklıdır. Seçici geçirgen olan hücre zarı belli başlı iyonların (Na^+ , K^+ , Cl^-) zar üzerinden geçmesine olanak tanımaktadır. Pozitif yüklü iyonların hücre zarı üzerindeki hareketi sonucunda küçük bir gerilim değerine sahip potansiyel fark meydana gelmektedir.

Dinlenme durumundaki (polarized) hücrelerde hücre içerisinde negatif iyon yoğunluğu, hücre dışında ise pozitif iyon yoğunluğu dengeli bir şekilde oluşmaktadır. Bu durumda hücre zarına sürekli elektriksel uyarı gelmektedir. Hücre zarına gelen elektriksel uyarı değeri, belli bir eşik değerini geçtiğinde aksiyon potansiyeli oluşmaktadır. Şekil 2.2’de bir nörona ait aksiyon potansiyeli grafiği görülmektedir.



Şekil 2.2 : Bir nörona ait aksiyon potansiyeli.

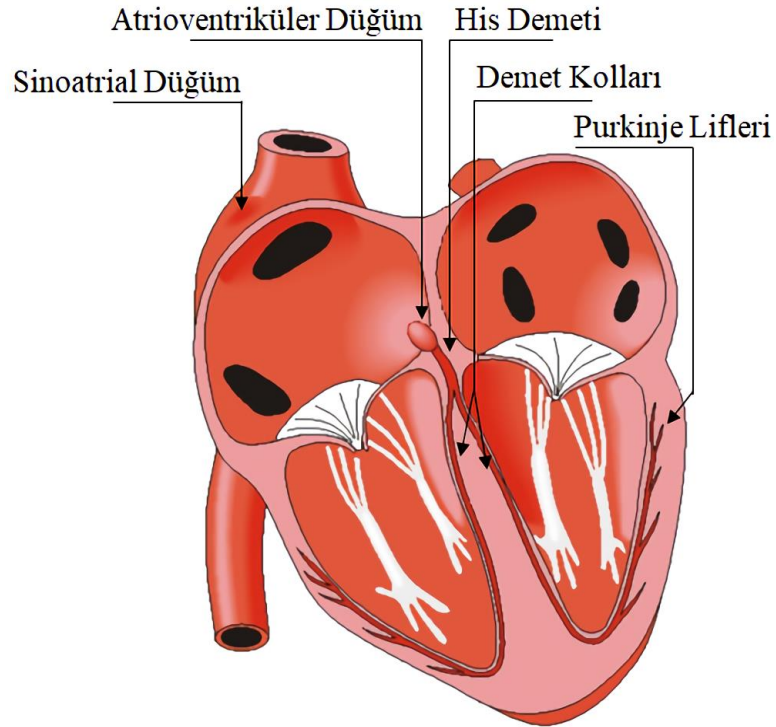
Bu sürecin devamında hücre dışında bulunan pozitif yüklü iyonlar hücre içerisine geçerek hücre içerisinde pozitif yoğunluğun, hücre dışarısında negatif yoğunluğun oluşmasına neden olmaktadır. Böylece hücre depolarize duruma gelmektedir. Depolarize olma durumundan sonra hücre içerisindeki pozitif iyonlar belli bir değerdeki konsantrasyon değerine ulaşınca hücre zarı üzerinden hücre dışına çıkarak tekrar eski durumuna gelip dengede kalmaktadır. Bu duruma da yeniden kutuplanma yani repolarizasyon hali denilmektedir. Şekil 2.3’te hücrenin dinlenme, depolarizasyon-repolarizasyon durumundaki iyon yoğunlukları gösterilmektedir [5].



Şekil 2.3 : Hücrenin repolarizasyon, depolarizasyon ve polarizasyon durumu.

2.3 Kalbin Elektriksel Özelliği

Tüm kaslar gibi kalp kasının da çalışabilmesi için belli bir enerji kaynağına ihtiyacı vardır. Kalpte meydana gelen kasılma ve gevşeme hareketleri elektriksel sistem tarafından kontrol edilmektedir. Kalpte elektriksel aktiviteyi başlatan ve bunu kalbin her tarafına yayan bir iletim sistemi bulunmaktadır. Şekil 2.4'te kalpte meydana gelen elektriksel iletim sistemi gösterilmektedir. Kalbin elektriksel aktivitesi, kulakçık ve karıncık kısımlarının birlikte çalışıp, dönüşümlü olarak kasılıp gevşemesini mümkün kılan bir enerji kaynağı olarak düşünülebilir.



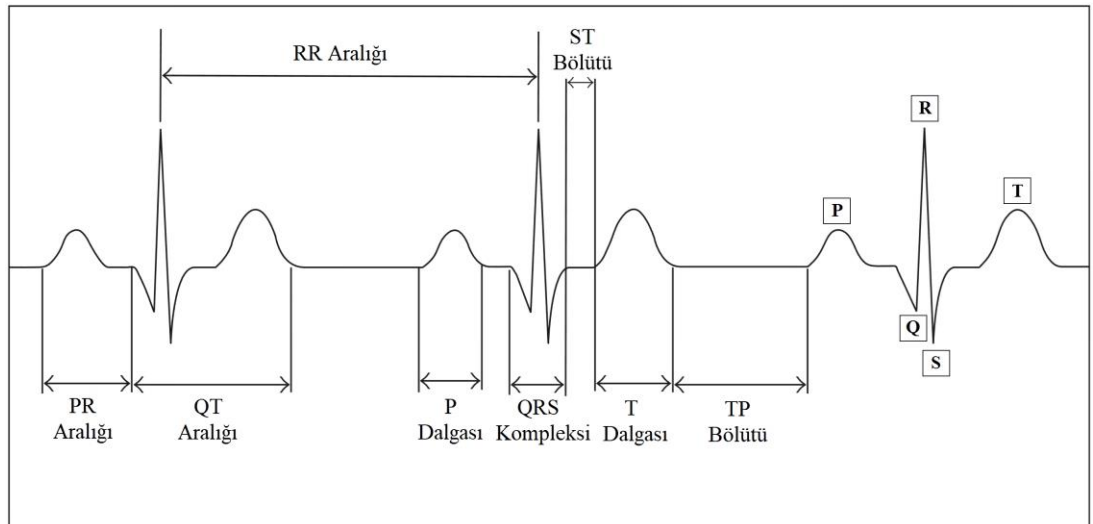
Şekil 2.4 : Kalbin elektriksel iletim sistemi [6].

Elektriksel uyarı ilk olarak kalbin sağ kulakçığında yer alan sinoatrial (sinoatrial-SA) düğümde ortaya çıkar. Bu elektriksel uyarı her iki kulakçığa yayılıp kasılmalarını sağladıktan sonra atriyo ventriküler (atrioventricular-AV) düğümüne ulaşır. Kulakçık ve karıncıkların aynı anda kasılmasını engellemek amacıyla elektriksel uyarı AV düğümde kısa bir gecikme yaşadıktan sonra his demetine iletilir. Sonrasında his ve Purkinje sistemi adı verilen özel bir elektriksel ağ yapısı sayesinde elektriksel uyarı karıncıklara yayılır. Böylece karıncıkların kasılması ile sağ karıncıkta bulunan kirli kan akciğerlere giderken sol karıncıktaki temiz kan aort atardamarı vasıtası ile tüm vücuda iletilmiş olur.

Kalp kasının depolarize ve repolarize durumlarında oluşan zayıf elektrik akımı, vücut üzerinde çeşitli bölgelere yerleştirilen elektrotlar ile ölçülerek kaydedilmektedir. Böylece kalbin elektriksel aktivitesinin görselleştirildiği elektrokardiyogram (EKG) işaretleri elde edilmektedir. Elektrokardiyogram; elektro (elektriksel), kardio (kalp) ve gram (kayıt) kelimelerinin birleşmesi ile oluşmaktadır [1-2].

2.4 Elektrokardiyogram İşareti

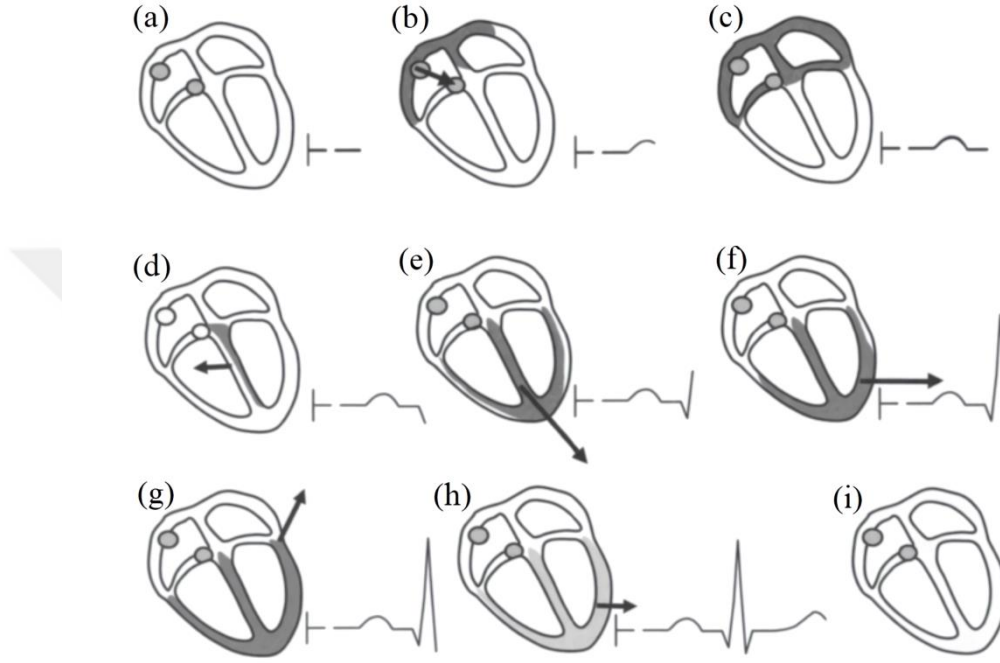
Elektrokardiyogram işaretleri, kalbin kasılıp gevşemesi sonucunda meydana gelen elektriksel işaretlerdir. EKG işaretinin bir döngüsü P, Q, R, S ve T dalgalarından oluşmaktadır. Şekil 2.5'te EKG işaretinin bir penceresi görülmektedir.



Şekil 2.5 : P, Q, R, S, T dalgalarını içeren EKG işareti [7].

Kalp atışının başlangıcında kulakçığın kasılması ile birlikte P dalgası oluşur. Devam eden süreçte karıncıkların depolarizasyonu sonucunda QRS kompleksi meydana gelir. T dalgası ise karıncıkların repolarizasyonu sonucunda ortaya çıkar. Böylece

kalp kaslarında meydana gelen depolarizasyon işlemleri sonucunda P dalgası ve QRS kompleksi oluşurken, T dalgası repolarizasyon sonucunda oluşmuş olur. Karıncıkların dinlenmesinden sonra kulakçıkların tekrar kasılmasıyla yeni bir döngüsünün başlangıcına kadar geçen süre TP bölütü olarak bilinir. Şekil 2.6’te kalbin uyarılma aşamaları sonucunda adım adım hangi dalga formlarının oluştuğu görsel mevcuttur [7-8].



Şekil 2.6 : Kalbin uyarılma aşamaları [9].

Şekil 2.6’da ‘a’ bölümünde, kalp hücrelerinin dinlenme durumu, ‘b’ bölümünde kulakçığın depolarizasyonu, ‘c’ bölümünde atriyo ventriküler düğümünden geçen elektriksel dürtü, ‘d’-‘g’ bölümlerinde karıncığın depolarizasyonu, ‘h’ bölümünde karıncığın repolarizasyonu, ve ‘i’ bölümünde ise kalp hücreleri tekrar dinlenme durumunda olduğu hali gösterilmektedir.

2.5 Elektrokardiyogram İşaretinin Ölçülmesi

Kalbin elektriksel aktivitesi, kalp dokularından vücut yüzeyine yayılan zayıf akımlar üretmektedir. Vücut yüzeyine yerleştirilen çeşitli elektrotlar vasıtasıyla bu elektrik akımları algılabilmektedir. Kalpten gelen elektrik akımı vücut yüzeyinde bir çok yönde yayılmaktadır. Bundan dolayı vücut yüzeyinde farklı bölümlere yerleştirilen elektrotlar, kalbin elektriksel aktivitesinin toplam dalga formunu sunmaktadır. Kalbin kasılması esnasında ortaya çıkan elektriksel aktivite, EKG kanalları (lead)

Figure 1 illustrates the electrode placement for ECG measurement. (a) Standard 12-lead ECG electrode placement on a human body. (b) Placement of a chest patch electrode. (c) Placement of finger electrodes for heart rate measurement.

Kalbin elektriksel aktivitesini detaylı bir şekilde görmek için yaygın olarak 12 kanallı EKG yöntemi kullanılmaktadır. Burada ölçümler 12 farklı EKG kanalı üzerinden yapılmaktadır.

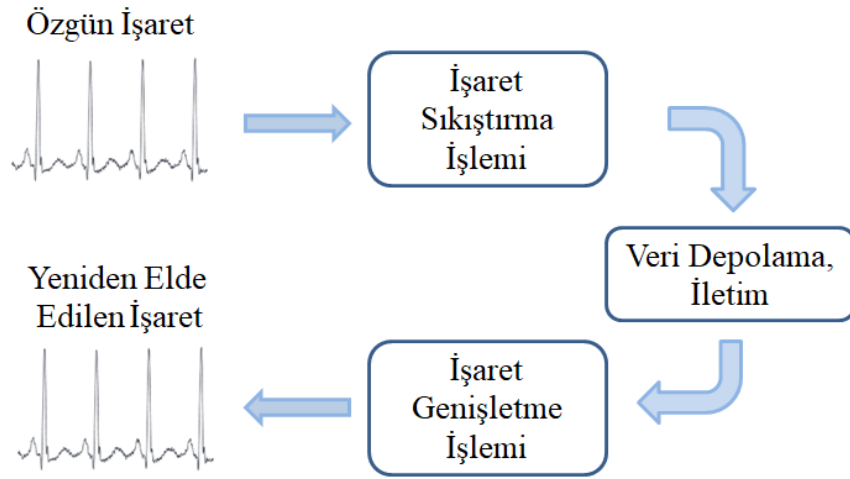
Bu yöntemlerin yanı sıra kullanımı kolay olan, daha az sayıda elektrot içeren, vücut yüzeyinden değil el, parmak ve bilekten ölçüm yapabilen modern yöntemler geliştirilmiştir [10-21].

3. İŞARET SIKIŞTIRMA YÖNTEMLERİ VE BAŞARI KRİTERLERİ

3.1 Giriş

Sıkıştırma, verinin depolama alanından veya iletim süresinden tasarruf etmek amacıyla yapılan işlemdir. Kısaca bir veritabanının boyutunu azaltma işlemine sıkıştırma denilebilir. Veri sıkıştırma, iletim bant genişliğinin sınırlı olduğu sistemlerde haberleşme ağı üzerinden hızlı veri iletim konusunda faydalanılan en yaygın ve vazgeçilmez yöntemdir. Veri sıkıştırmanın en önemli avantajı iletişim kanalları üzerinden veri aktarımı için gereken sürenin kısılması ve gerekli depolama alanının azalmasıdır.

İşaret sıkıştırma, bilgileri içerisindeki tekrarları ortadan kaldırıp, özgün gösterimden daha az bit kullanarak yapılan kodlama işlemidir. İşaret sıkıştırma işlemi, verilerin depolanmasından ya da iletilmesinden önce yapılmaktadır. Şekil 3.1’de genel işaret sıkıştırma modeli gösterilmiştir.



Şekil 3.1 : Genel işaret sıkıştırma modeli.

İşaret sıkıştırma işlemi kayıplı veya kayıpsız sıkıştırma olarak ikiye ayrılmaktadır. Kayıpsız sıkıştırma yöntemlerinde amaç istatistiksel fazlalığı tanımlayıp ortadan kaldırarak bitleri azaltmaktır. Kayıpsız sıkıştırma metodlarının en önemli avantajı hiçbir önemli bilginin kaybolmamasını garanti etmesidir. Kayıplı sıkıştırma

metotlarında ise tanılama açısından önemli bilgiler kaydedilip daha önemsiz olduğu belirlenen bilgiler silinerek uygun oranlarda sıkıştırma sağlamaktadır.

Kayıpsız algoritmalarda önemli bilgilerin tamamen korunmasına karşılık çok düşük sıkıştırma oranları sunulmaktadır. Fakat kayıplı algoritmalarda özgün bilgiden belli oranda kayıp olmasına rağmen sıkıştırma oranı daha yüksek olmaktadır. Kayıpsız sıkıştırma algoritmaları genel olarak metin ve işlenebilir kodlar (executable codes) için kullanılırken kayıplı sıkıştırma algoritmaları, kabul edilebilir miktarda bilgi kaybının göze alınabildiği bütün verilerde kullanılmaktadır.

Günümüzde bilgisayarlar ve tıp elektroniği alanlarında yaşanan gelişmeler sonucunda EKG işaretlerinin işlenmesi, depolanması ve iletilmesi klinik uygulamalarda önem kazanmıştır. Örneğin acil durumlarda EKG işaretlerinin iletim hatları üzerinden kolayca iletilebilmesi ve zamandan tasarruf sağlanması gerekmektedir. Uzun süreli (24-28 saat) giyilebilir izleme uygulamalarında (Holter) büyük miktarlarda depolama alanı gerekmektedir. EKG işaretlerinin büyük miktarda veri içermesi, bu verilerin depolama alanı ve haberleşme ağları üzerinden iletilme sürelerinin çok uzun sürmesi gibi problemleri beraberinde getirmektedir. Bu problemlerin çözümü için EKG işaretleri etkili bir şekilde sıkıştırılmalıdır. [2, 22-23].

3.2 Sıkıştırma Performansı Değerlendirme Ölçütleri

Sıkıştırma yöntemlerinin performansını ölçmek için sıkıştırma oranı ve yeniden oluşturma hatası olarak tanımlanan değerlendirme ölçütleri kullanılmaktadır.

3.2.1 Sıkıştırma oranı

EKG işaretleri üzerine uygulanan sıkıştırma yöntemlerinin çıkışında özgün işaretten daha az bit değerine sahip sıkıştırılmış işaret elde edilmektedir. Özgün işarete bulunan bit sayısının sıkıştırılmış işaretin bit sayısına oranı, sıkıştırma oranını (Compression Ratio) vermekte ve CR ile temsil edilmektedir [24]. Bir işaretin sıkıştırılması sonucunda sıkıştırma oranının yüksek olması istenmektedir. Sıkıştırma oranı, denklem 3.1 ve denklem 3.2’de ifade edilmiştir.

$$CR = \frac{b_{org}}{b_{comp}} \quad (3.1)$$

veya

$$CR(\%) = \frac{b_{org} - b_{comp}}{b_{org}} \times 100 \quad (3.2)$$

Bu eşitliklerde özgün işaret için gerekli bit sayısı b_{org} , yeniden oluşturulan işaretteki bit sayısı b_{comp} ile temsil edilmektedir. Sıkıştırma başarısı değerlendirmelerinde sadece CR değerine bakılarak sistemin performansını yorumlamak doğru değildir. CR değeri ile yeniden oluşturma hatası (PRD) değeri birlikte yorumlanarak daha verimli sonuçlar elde edilebilmektedir.

3.2.2 Yeniden oluşturulma hatası

EKG işaretlerinde özgün işaret ve sıkıştırma işleminden sonra yeniden elde edilmiş işaret arasında farklar vardır. Bu iki işaret arasındaki yeniden oluşturulma hatası yaygın bir şekilde ‘yüzde kök ortalama karesel fark’ (Percent Root Mean Square Difference) olarak tanımlanmaktadır [24]. Verimli sıkıştırma uygulamalarında bu hata değerinin çok küçük olması istenir. Kısaca PRD olarak ifade edilen hata değeri denklem 3.3’te gösterildiği gibi hesaplanmaktadır.

$$PRD = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x_{org}(n) - x_{rec}(n))^2}{\sum_{n=1}^N (x_{org}(n))^2}} \times 100 \quad (3.3)$$

Bu eşitlikte, $x_{org}(n)$ özgün işareti, $x_{rec}(n)$ yeniden oluşturulan işareti ve N işaretin uzunluğunu göstermektedir. PRD ölçütü, özgün işaretin ortalama değerine çok bağımlı olduğu için (3.3) numaralı denklemde verilen PRD ifadesi sıkıştırma yönteminin başarımını olduğundan yüksek gösterebilmekte ve yanıltıcı sonuçlar verebilmektedir. Bu nedenle, PRD ölçütü yerine özgün işaretin EKG işaretinin ortalama değerinden bağımsız yüzde ortalama karesel fark (mean-independent percent root-mean-square difference-MPRD) yeniden oluşturma hata ölçütü kullanılmaktadır [24-25]. MPRD olarak adlandırılan bu hata ölçütü denklem 3.4’te ifade edilmektedir.

$$MPRD = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x_{org}(n) - x_{rec}(n))^2}{\sum_{n=1}^N (x_{org}(n) - \tilde{x}_{org})^2}} \times 100 \quad (3.4)$$

Denklem 3.4'te $\tilde{x}_{org}$ ifadesi, özgün işaretin ortalama değerini belirtmektedir.

3.3 Sıkıştırma Yöntemleri için Literatür Araştırması

EKG işaretlerinin sıkıştırılması ve yeniden oluşturulması ile ilgili bir çok yöntem geliştirilmiştir. Bunlar doğrudan yöntemler, dönüşüm yöntemleri ve parametrik yöntemler olmak üzere üç ana başlık altında toplanmaktadır [1, 9, 26-27].

Doğrudan Yöntemler: Özgün işaretin örneklerinin, doğrudan kullanılarak sıkıştırıldığı yöntemlerdir. Zaman bölgesi işaret örnekleri üzerinde sıkıştırma yapan bu yöntem grubuna ait çalışmalar arasında, AZTEC yöntemi (Amplitude Zone Time Epoch Coding), dönüm noktası (Turning Point - TP), CORTES yöntemi (The Coordinate Reduction Time Encoding System), darbe kod modülasyonu (Pulse Code Modulation - PCM), diferansiyel darbe kod modülasyonu (Differential Pulse Code Modulation - DCPM), SAPA yöntemi (Scan Along Polynomial Approximation), ortalama-şekil vektör nicelleştirici (mean-shape vector quantization - MSVQ) gibi yöntemler verilebilir [27-28].

AZTEC yöntemi, başlangıçta EKG işaretlerinde ritim analizi yapmak için geliştirilmiştir. Bu veri azaltma algoritması hem EKG işaretlerinde örnek noktalarını düzlüklere (plateau) ve eğimlere (slope) ayırmaktadır. Burada saklanacak düz ve eğimli örnek noktaları seçilerek veri boyutunda azaltma yapılmaktadır. [10]'da yapılan çalışmada 500 Hz örnekleme frekansına sahip, 12 bit ile kodlanmış EKG işaretleri ile çalışılmıştır. Bu yöntem uygulanarak yapılan sıkıştırma sonucunda sıkıştırma oranı (CR) 10: 1 civarında olurken, yeniden oluşturma hatası (PRD) %28 seviyelerinde sonuç vermiştir. Bu yöntem ile sıkıştırılan işaretin yeniden oluşturulma sürecinde, klinik olarak kabul edilebilir derecede olmayan bir EKG işareti elde edilmektedir. Bu yüzden sağladığı 10 : 1 değerinde sıkıştırma oranı ile EKG izleme çalışmalarında daha önemli bir metot olmuştur [29].

TP yöntemi EKG işaretinin örnekleme frekansını 200 Hz'den 100 Hz'e azaltmak amacıyla geliştirilmiştir. Bu yöntem ile yapılan sıkıştırma işleminde tek seferde üç veri noktasını işlenmektedir. Sistem, girişine verilen işaretin ilk örnek noktasını saklayarak x_0 olarak atamaktadır. Sonrasında gelen ve birbirini izleyen iki noktayı da x_1 ve x_2 olarak atanmaktadır. Örneklenen verilerin tam olarak yarısı seçilerek çıkartıldıktan sonra kaydedilen veri nokta çiftleri arasında enterpolasyon yapılarak

özgün işarete yakın örnek sayısında işaret yeniden oluşturulmaktadır. Bu yöntem basit ve hızlı bir şekilde çalışmakta ve 2: 1 oranında CR değeri elde edilmektedir. Bu sıkıştırma yöntemi ile yeniden oluşturulan EKG işaretleri klinik olarak kabul edilmektedir fakat istenilen düzeyde sıkıştırma oranı sağlayamamaktadır [30].

CORTES yöntemi, TP ve AZTEC yöntemlerini içerisinde barındıran melez bir yöntemdir. Bu yöntemde TP ve AZTEC yöntemlerinin sıkıştırmadaki zayıflıklarından kaçınılarak güçlü yönleri kullanılmaya çalışılmıştır. Bu yöntemde, sıkıştırılmak istenen EKG işaretinin QRS dalgasının bulunduğu bölgeye (yüksek enerjili bölge) TP yöntemi uygulanırken, izoelektrik bölgedeki klinik olarak önemsiz düşük frekanslı bölümlerine AZTEC yöntemi uygulanmaktadır. Çalışılan bu yöntemde örnekleme frekansı 200 Hz. olan, 12 bit ile kodlanmış EKG işaretleri ile sıkıştırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Yapılan sıkıştırma işlemi sonucunda $CR = 4.8 : 1$ ve $PRD = \%7$ olarak elde edildiği gözlemlenmektedir [31].

SAPA yönteminde ise teorik mantık, düz çizgiler (approximated signal) ve özgün işaret arasında meydana gelen sapma değerinin hiçbir zaman hata toleransından büyük olmamasına dayanır. 250 Hz'de örneklenmiş EKG işaretleri üzerine uygulanan bu yöntemde başarı ölçütleri olarak $CR = 3 : 1$ ve $PRD = \%4$ değerleri elde edildiği gözlemlenmektedir [32].

[33]'de yapılan yöntemde, yeterli oranda örneklenen bir EKG işareti, uygun şekilde vektörlere ayrılmaktadır. Sonrasında meydana gelen bu vektörlerden ortalama değerleri çıkarılmakta ve oluşan büyük miktardaki bölütlerden eğitim verisi meydana getirilmektedir. Burada oluşturulan eğitim dizileri, [34]'da önerilen algoritma gibi standart bir algoritma kullanılarak yeterli bit hızına sahip bir vektör nicemleme (Vector quantization – VQ) kod çizelgesi oluşturulmaktadır. Yeniden yapılandırılan işaretlerin kalitesini düşürmeden sıkıştırmayı daha da arttırmak için hem ortalama hem de vektör kodlarına bir entropi kodlayıcısı uygulanmaktadır. Bu yöntemde herhangi bir QRS belirleme algoritması kullanılmamakta ve sıkıştırılmış işaretin bit hızı örnekleme koşullarına bağımsız olarak sıkıştırma işlemi yapılmaktadır. Sıkıştırma oranı ve hata değeri vektör uzunluklarına bağlı olarak değişmektedir. Bu yöntemi test etmek için MIT-BIH Arrhythmia Veritabanı kullanılmıştır. Veritabanı içerisindeki örnekler 500 Hz'de yeniden örneklendirilerek kullanılmıştır. Yöntemin başarısını test etmek için vektör uzunluğunun 40 olarak seçildiği durumlarda işarete göre PRD oranının $\%10 - \%12$ arasında değiştiği gözlenmektedir.

[35]'de yapılan çalışmada, örtüşen ve doğrusal olarak kaydırılan kod vektörleri kullanılarak EKG işaretinin sıkıştırılması için uyarlanabilir vektör nicemlemesi uygulanmıştır. Ayrık yarı periyodik işaret her n değeri için $x[n] = x(n + T + \Delta T) + \Delta x$ şeklinde tanımlanabilmektedir. Burada T ile temel periyodu, ΔT ile rastgele periyot değişkeni ve Δx ile genlik değişkeni ifade edilmektedir. Ayrık EKG işaretleride yarı periyodik olarak kabul edilmektedir. EKG işaretlerindeki T ve Δx ifadeleri ile sırasıyla kalp atım hızı ve taban kayması çizgisi (baseline drift) ilişkilendirilmektedir. Bu iki etken, vektör nicemleme kullanılarak sıkıştırılan EKG işaretinde verimsizliğe neden olmaktadır. Kodlayıcıların üst üste geldiği ve doğrusal olarak kaydırıldığı tek boyutlu (1B) kod çizelgesi (codebook) yapısına dayalı uyarlanabilir bir VQ (adaptive vector quantization - AVQ) kullanılarak verimsizlik ortadan kaldırılmıştır. Burada kodlama performansını arttırmak için Δx ifadesi 1B-AVQ uygulanmadan önce ayrılmakta ve kodlanmaktadır. Bu yöntemde kod çizelgesi depolaması ve iletilmesi gerekmemektedir. Yöntemi test etmek için MIT-BIH Arrhythmia Veritabanı içerisinde bulunan 48 EKG kaydının 360Hz'de örneklenmiş ilk üç dakikasını içeren veri seti kullanılmıştır. Yöntemin en ideal sonuçları incelendiğinde taban kayması çıkarılmış 1B-AVQ kullanılarak elde edildiği (DE-1D-AVQ) görülmektedir. Başarım kriterleri sonuçları, seçilen vektör boyutu ve bozunum eşiği (distortion thresholds – d_{th}) değerlerine göre farklılık göstermektedir. Vektör boyutu 32, d_{th} değeri 25 olarak seçildiğinde $PRD = \%10.2 \pm 4.2$ ve $CDR = 295.9 \pm 183.8$ bits s^{-1} olarak elde edilmiştir.

Dönüşüm Yöntemleri: Özgün işaretleri, doğrusal dönüşüm yöntemine tabi tutarak sıkıştırma yapan yöntemlerdir. Bu grupta yer alan yöntemler arasında; hiyerarşik ağaçlarda bölütleme (SPIHT), ayrık kosinüs dönüşümü (Discrete Cosine Transform-DCT), tekil değer ayrışımı, temel tanım ve zarf fonksiyonları ile modelleme, dalgacık dönüşü (Wavelet Transformation-WT), ayrık dalgacık dönüşümü (Discrete Wavelet Transform), fourier dönüşümü (Fourier Transform-FT) gibi yöntemler örnek olarak verilebilir [27-28].

[36]'de yapılan çalışmada dalgacıklar ve dalgacık paketleri kullanılarak EKG işaretleri sıkıştırılmıştır. Burada gömülü sıfır-ağaç dalgacık (embedded zerotree wavelet – EZW) kodlamasına dayanan dalgacık ve dalgacık paket tabanlı sıkıştırma algoritmaları geliştirilmiş ve sekiz farklı dalgacık Holter EKG verilerini sıkıştırma yetenekleri bakımından değerlendirilmiştir. Yöntemi karşılaştırabilme imkanı

sağlaması açısından test etmek için kullanılan veri tabanlarının biri de örnekleme frekansı 360Hz olan MIT-BIH Arrhythmia veritabanıdır. Burada bulunan 117. kayıt için $CR = 8:1$ ve $PRD = \%2.6$ olarak elde edilmiştir.

[37]'da ki çalışmada hiyerarşik ağaçlarda bölütleme algoritmasına dayanan bir dalgacık EKG sıkıştırma modeli geliştirilmiştir. Görüntü kodlamada başarılı olan SPIHT algoritması yapılan çalışma ile birlikte tek boyutlu EKG işaretlerini sıkıştırmak için uyarlanmıştır. Oluşturulan modelin başarısını ölçmek için 360 Hz'de örneklenmiş EKG işaretlerini içeren MIT-BIH Arrhythmia Veritabanı kullanılmıştır. En ideal sonuç MIT-BIH Arrhythmia Veritabanı içerisinde belirlenmiş 10 adet EKG kaydı (100, 101, 102, 103, 107, 109, 111, 115, 117, 118 ve 119) seçilerek oluşturulan test veritabanı ile alınmıştır. Ortalama $CR = 20:1$ ve $PRD = \%6.49$ olarak elde edildiği gözlemlenmektedir.

[38]'da yapılan çalışmada, ayrık kosinüs dönüşümü (AKD) yöntemi kullanılarak sıkıştırma yapılmıştır. Burada AKD'nin optimize edilmiş katsayılarının kuantalanmasına dayalı EKG sıkıştırma modeli sunulmuştur. AKD yönteminde, öncelikle sıkıştırılacak olan EKG işaretleri sabit boyutlu bloklar halinde bölünmektedir. Elde edilen her bir AKD bloğu, bütün işaretler için özel olarak belirlenen eşik vektörü ve kuantalama vektörü kullanılarak kuantalanmaktadır. Bu vektörler, Lagrange çarpanları aracılığıyla tanımlanmakta ve böylece yeniden elde edilen işaretler için tahmini entropi minimize edilmeye çalışılmaktadır. Yapılan çalışmada sistemin başarımını ölçmek için MIT-BIH Arrhythmia Veritabanına ait 48 kaydın her iki kanalının ilk iki dakikası olmak üzere toplam 360 Hz'de örneklenmiş 96 işaret kullanılmıştır. En ideal sonuç incelendiğinde ortalama $CR = 9.3:1$ ve $PRD = \%2.5$ değerleri edilmiştir.

[39]'da yapılan çalışmada tekil değer ayrışımı (Singular Value Decomposition - SVD) kullanılarak EKG sıkıştırma işlemi yapılmıştır. Burada sistem girişine gelen tek boyutlu EKG işareti QRS tespiti ve periyot normalizasyonu yapıldıktan sonra 2 boyutlu matris haline dönüştürülür. Daha sonra bu matris SVD dönüşümü kullanılarak ayrıştırılmakta ve EKG'deki önemli özellik bileşenleri çıkartılmaktadır. A ile ifade edilen EKG matrisini SVD dönüşümü sonucunda $U\Sigma = \{u_1\sigma_1u_2\sigma_2, \dots, u_m\sigma_m\}$ ile temsil edilen ölçeklendirme vektörü (scaling vectörs) ve $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ ile temsil edilen temel desenler vektörüne (basic patterns) ayrıştırılmaktadır. EKG işaretlerinin bilgisi çoğunlukla SVD'nin yarı

periyodik süreci nedeniyle birkaç baskın tekil üçlülerin $\{u_i, \sigma_i, v_i\}$ içinde yoğunlaşmaktadır. Bu nedenle özgün işaretlerin alınması için sıkıştırılmış veri olarak sadece tekil üçlülerin ilgili bölümlerinin tutulması yeterli olmaktadır. Böylece EKG işareti üzerindeki önemsiz bilgi kısımları göz ardı edilerek veri boyutu azaltılabilmektedir. Sistemin başarımını test etmek için 360 Hz’de örneklenmiş MIT-BIH Arrhythmia Veritabanına ait kayıtların 10 dakikalık bölümleri kullanılmıştır. Kullanılan test seti içerisinde 119. kayıt için alınan sonuçlar incelendiğinde $CR = 36.72 : 1$ ve $PRD = \%6.15$ olarak elde edildiği gözlemlenmektedir.

Temel tanım ve zarf fonksiyonları (Signature and Envelope Functions) ile modelleme yönteminde, sistemin girişine verilen EKG işaretine ait $X_i(t)$ çerçeve fonksiyonu $x_i(t) = C_i \alpha_K(t) \phi_R(t)$ şeklinde ifade edilmektedir. Bu modellemede $\phi_R(t)$ temel tanım fonksiyonunu, $\alpha_K(t)$ zarf fonksiyonunu ve C_i çerçeve ve ölçekleme katsayısını ifade etmektedir. Bu yöntemde her bir iletişim düğümüne $\phi_R(t)$ ve $\alpha_K(t)$ fonksiyonları yerleştirilerek iletim esnasında R, K indislerinin ve C_i katsayısının iletimi gerçekleştirilmekte ve böylece belli bir sıkıştırma oranı elde edilmektedir. Elde edilen sıkıştırma oranı ve işaretin ortalama yeniden oluşturma hatası çerçeve uzunluğuna bağlı olarak değişmektedir. Yapılan çalışmada sistemin başarımını ölçebilmek için 30 dakika uzunluğunda 48 adet EKG işareti içeren 360 Hz’de örneklenmiş MIT-BIH ve 16 tane EKG işareti içeren 500Hz’de örneklenmiş ECGMAN [40] Veritabanları kullanılmıştır. En ideal sonuç incelendiğinde $CR = 16 : 1$ ve $PRD = \%3.504$ olarak elde edildiği gözlemlenmektedir [41].

[42]’de dalgacık dönüşümüne dayalı sıkıştırma yöntemi geliştirilmiştir. Burada özgün EKG işaretinin ortalamadan bağımsız versiyonuna beşinci seviyeye kadar piramidal sayısal dalgacık dönüşümü uygulanarak, dalgacık katsayıları vektörü (Wavelet Coefficients - WC) elde edilmektedir. Bu dalgacık katsayıları, kullanıcı tarafından belirlenen bir PRD ile eşleşene kadar tekrarlanmaktadır. Sıfır olmayan dalgacık katsayıları, mümkün olan en düşük çözünürlükte kuantalanmaktadır. Kuantalanmış dalgacık katsayıları vektörü, iki rollü bir kodlayıcı (Two-Role Encoder) tarafından depolanmaktadır. Böylece çok fazla bozunma olmadan EKG işaretleri yeniden elde edilebilmektedir. Yapılan çalışmanın başarımını ölçmek için örnekleme frekansı 360 Hz olan MIT-BIH Arrhythmia Veritabanı kullanılmıştır. Burada yer alan EKG kayıtlarının 2 dakika uzunluğuna denk gelen 43200 örneklik

kısımları alınmıştır. 10 adet EKG kaydı (100, 101, 102, 103, 107, 109, 111, 115, 117, 118 ve 119) seçilerek oluşturulan veritabanını ile sistem test edildiğinde, ortalama $CR = 15.95 : 1$ ve $PRD = \%4.84$ olarak elde edildiği gözlemlenmektedir. Sistem en ideal sonucu MIT-BIH Arrhythmia içerisindeki 117. kayıt kullanılarak vermektedir. Burada $CR = 16.70 : 1$ ve $PRD = \%2.15$ olarak elde edildiği gözlemlenmektedir.

[25]'da yapılan çalışmada EKG işaretini değişken uzunlukta sınıflandırılmış tanım ve zarf fonksiyonları ve dalgacık dönüşümü tabanlı artık hata kodlama (wavelet based residual error coding) tekniği birlikte kullanılarak sıkıştırma yapılmaktadır. Burada, işaretin enerji varyasyonuna göre iki farklı uzunluğa bölen enerji tabanlı bölütleme yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntem, yüksek enerjili EKG çerçevelerini (QRS kompleksi içeren kısımlar) uzunluğu 16 örnek olan kısa bölütlere ayırırken, düşük enerjili EKG çerçevelerini her biri 64 örnek içeren uzun bölütlere ayırmaktadır. Bu çalışmada düşük enerjili bölütler, yüksek enerjili bölütlere göre daha fazla sıkıştırılarak sistemin CR değeri arttırılmıştır. EKG işaretinin yeniden elde edilmesi aşamasında dalgacık dönüşümü tabanlı artık hata kodlama tekniği kullanılarak hata oranı minimize edilmektedir. Bu çalışmanın başarısını ölçmek için 48 adet EKG işareti içeren örnekleme frekansı 360 Hz olan 11 bit ile temsil edilen MIT-BIH Arrhythmia Veritabanı ve 168 EKG işareti içeren örnekleme frekansı 250 Hz olan 12 bit ile temsil edilen MIT-BIH Sıkıştırma Test Veritabanı kullanılmıştır. En ideal sonuç MIT-BIH Sıkıştırma Test Veritabanı ile incelendiğinde ortalama $CR = 20 : 1$ ve ortalama $MPRD = \%8.631$ olarak elde edildiği gözlemlenmektedir. MIT-BIH Arrhythmia Veritabanı 117. kaydı için ise $CR = 17.9226 : 1$ ve ortalama $MPRD = \%2.4652$ olarak elde edildiği gözlemlenmektedir.

Parametrik Yöntemler: İşaretlerin yeniden oluşturulma sürecinde kullanılmak üzere özgün işareten bir parametre seti çıkarma yöntemleridir. Bu gruba ait yöntemler arasında Sentetik yöntemler (Syntactic Methods), doğrusal öngörü yöntemi (Linear Prediction Method), yapay sinir ağları (Neural Network Methods) sayılabilmektedir.

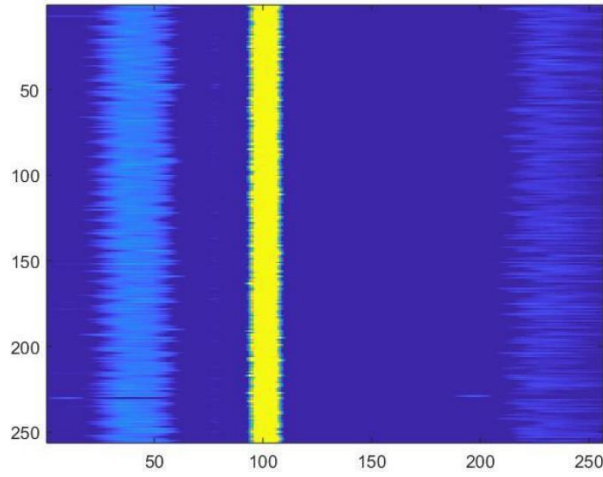
Sentetik yöntemler, sentez kodlaması analizine dayanmaktadır. Bu yöntem, bir beat kod çizelgesi (beat codebook), uzun ve kısa vadeli tahmin ediciler (long and short term predictors) ve uyarlamalı artık nicemleyici (adaptive residual quantizer) olmak üzere üç ana alt sistemden meydana gelmektedir. Kod çizelgesi "tipik" geçmiş

atımları saklamak için kullanılmaktadır. Sentetik yöntemlerin kullanıldığı sıkıştırma algoritmasında, önceden belirlenen bozulma seviyesi korunmakta ve her kalp atımını minimum bit hızıyla verimli bir şekilde kodlamak için tanımlanmış bir bozulma ölçüsü kullanılmaktadır. Yapılan çalışma da sistemi test etmek için her örneği 11 bit ile temsil edilen ve örnekleme frekansı 360 Hz olan MIT-BIH Arrhythmia Veritabanı kullanılmıştır. Yapılan sıkıştırma işlemi sonucunda ortalama CR değeri yaklaşık olarak 30 : 1 ve ortalama PRD yaklaşık %8'in altında elde edilmiştir [43].

Ayrıca 1 boyutlu EKG işaretleri 2 boyutlu EKG işaretlerine dönüştürülerek görüntü sıkıştırma teknikleri EKG işaretleri üzerinde uygulanmıştır. Bu yöntemler arasında JPEG, JPEG2000 ve HEVC sayılabilmektedir.

[44]'de yapılan çalışmada, QRS belirleme, tahmin ve iki boyutlu ayrık dalgacık dönüşümü (Two-Dimensional Discrete Wavelet Transform – 2D DWT) katsayıları eşik değerine dayalı EKG işareti sıkıştırma yöntemi geliştirilmiştir. Burada özgün EKG işareti QRS kompleksi belirlenerek ön işlemden geçirilmekte ve sonrasında ön işlemden geçirilmiş EKG işareti ile tahmini QRS kompleksi dalga formu arasındaki fark tahmin edilmektedir. 2B yaklaşımlar EKG işaretlerinin genellikle komşu atımlar ve komşu örnekler arasındaki fazlalık durumunda yararlanmaktadır. 2 boyutlu matris oluşturulmakta ve dalgacık dönüşümü uygulanarak elde edilen dalgacık katsayıları gruplara ayrılarak eşiklenmektedir. Her katsayı grubunun eşik seviyesi, katsayıların etropisine göre hesaplanmaktadır. Ortaya çıkan eşikli ayrık dalgacık dönüşümü katsayıları [45] yöntemi ile kodlanmaktadır. Yöntemin başarımını test etmek için, her örneği 11 bit ile temsil edilen ve örnekleme frekansı 360 Hz olan MIT-BIH Arrhythmia Veritabanı içerisinde bulunan 24 kayıt seçilerek kullanılmıştır. En ideal sonuçlar incelendiğinde, 117. kayıt için yapılan testlerde $CR = 8.2 : 1$ için $PRD = \%0.82$, $CR = 13 : 1$ için $PRD = \%1.14$, $CR = 12,44 : 1$ için $PRD = \%1,09$ ve $CR = 19,2 : 1$ için $PRD = \%1.6$ olarak elde edilmiştir.

2003 yılında yapılan çalışmada, hareketsiz görüntülerin sıkıştırılması için uluslararası bir standart olan JPEG2000 yöntemi kullanılarak EKG işaretleri sıkıştırılmıştır [46]. Bu yöntemde öncelikle tek boyutlu olan EKG işaretleri iki boyutlu matris haline getirilmektedir. Sonrasında elde edilmiş olan iki boyutlu EKG işaretlerine periyot normalizasyonu yapılmaktadır. Şekil 3.2'de örnek olarak iki boyutlu EKG işareti gösterilmektedir.



Şekil 3.2 : İki boyutlu EKG işareti örneği.

Periyot normalizasyonu yapılırken özgün periyotlar saklanarak daha sonra yan bilgi olarak sistemin kod çözücü kısmına gönderilmektedir. JPEG2000 algoritması kodlayıcı kısmına gelen 2 boyutlu görüntüyü birbiri ile örtüşmeyen dikdörtgen biçiminde desenlere (tiling) bölmektedir. Desen boyutu sıkıştırma zamanında seçilebildiği gibi tek bir desene görüntünün tamamı da sığdırılabilir. Görüntüde birden çok bileşen olması durumunda, bileşen dönüşümü uygulanabilmektedir. Böylece dönüşüm bileşenleri ilintisiz hale getirilmektedir. Desen içerisindeki bileşenler dalgacık dönüşümü kullanılarak dönüştürülmekte ve kuantalanmaktadır. Her dalgacık alt bandındaki kuantalama indeksleri dikdörtgen kod bloklarına ayrılmaktadır. Her kod bloğundaki kuantalama indisleri bir bit düzlem kodlayıcı (bit plane coder) ile sıkıştırılmaktadır. Bu kod bloğu bit dizisi JPEG2000 kod dizisi oluşturmak için gruplandırılmaktadır. Bu sıkıştırma metodu çeşitli sıkıştırma oranına (8:1, 10:1, 21.6:1) sahip sıkıştırma yapmayı mümkün kılmaktadır. Yapılan çalışma da sistemi test etmek için her örneği 11 bit ile temsil edilen ve örnekleme frekansı 360 Hz olan MIT-BIH Arrhythmia Veritabanı kullanılmıştır. Sıkıştırmak için kullanılan veri seti içerisinde 119. kayıt kullanılarak $CR = 21.6:1$ ve $PRD = \%3.76$ değerleri elde edilmiştir [46].

[47]'da yapılan çalışmada HEVC (High Efficiency Video Coding) metodu ile JPEG2000'de olduğu gibi iki boyutlu EKG işaretleri kullanılarak sıkıştırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Öncelikle ön işleme sürecinden geçirilen EKG işaretlerinin R tepeleri tespit edilmekte ve sonrasında tek boyutlu olan EKG işaretlerini iki boyutlu bir işaret matrisine dönüştürmek için bölütleme yapılmaktadır. Bölütleme işleminden sonra $M \times N$ boyutlu matris elde edilmektedir. Burada M bölüt sayısı ve N ile ifade

edilen işaretin R tepeleri arasındaki maksimum uzunluktur. M bölütleri, en uzun bölütün uzunluğuna eşitlenecek şekilde aynı N değerini almaktadır. Sonrasında HEVC kodlayıcı ile iki boyutlu EKG işaretleri sıkıştırılmıştır. Yapılan çalışma da sistemi test etmek için her örneği 11 bit ile temsil edilen ve örnekleme frekansı 360 Hz olan MIT-BIH Arrhythmia Veritabanı kullanılmıştır. Sıkıştırmak için kullanılan veri seti içerisinde 119. kayıt kullanılarak $CR = 22:1$ ve $PRD = \%1.92$ değerleri elde edilmiştir.

Ayrık zamanlı sinyallerin gelecekteki değerlerinin önceki örneklerin doğrusal bir fonksiyonu olarak tahmin edildiği matematiksel işlemler doğrusal tahmin (linear prediction) olarak adlandırılabilir. Doğrusal tahmin EKG işaretlerinin sıkıştırılmasında da kullanılmaktadır. Bunun yanında son yıllarda bilgisayar teknolojisinin gelişmesi, hızlarının artması, daha güçlü ve daha verimli paralel işlemler yapabilen grafik işlemci biriminde (Graphic processing unit - GPU) yaşanan gelişmelerle birlikte derin öğrenme tabanlı uygulamalar, işaret sıkıştırma alanlarında da kullanılmaya başlanmıştır.

2018 yılında yapılan çalışmada derin öğrenme tabanlı bir boyutlu evrimsel oto kodlayıcılar kullanılarak EKG işareti sıkıştırılmıştır. Burada tasarlanan sistem parametre çıkarma, işaret dönüşümü ve bağımsız kodlama algoritması olmadan uçtan uca bir sıkıştırma yöntemidir. Kullanılan sistemde EKG işaretini sıkıştırmak için birbirine simetrik yapıda bulunan kodlayıcı ve kodçözücü olmak üzere toplam 27 katmandan oluşan derin oto kodlayıcı mimarisi kullanılmıştır. Geliştirilen mimaride çıkış katmanı aktivasyon fonksiyonu olarak ‘sigmoid’ kullanılırken bunun dışındaki bütün katmanlarda aktivasyon fonksiyonu olarak ‘ReLU’ kullanılmıştır. Sistemin girişine gelen 2000 örnekli işaretin boyutu, kodçözücü kısmında evrimsel sinir ağı katmanlarının yanısıra kullanılan maksimum ortaklama (maximum pooling) katmanları vasıtasıyla azalarak sıkıştırma işlemi gerçekleşmekte ve kodlayıcı çıkışında 62 örnekli işaret elde edilmektedir. Sistemin kodçözücü kısmına giriş olarak kodlayıcı kısmının çıkışında elde edilen işaret verilmektedir. Burada kullanılan üst örnekleme (upsampling) katmanları vasıtasıyla işaret tekrar eski boyutuna gelmektedir. Sistemi test etmek için her örneği 11 bit ile temsil edilen ve örnekleme frekansı 360 Hz olan MIT-BIH Arrhythmia Veritabanındaki kayıtların ilk 10 dakikası kullanılmıştır. Yapılan sıkıştırma sonucunda CR değeri $32.25 : 1$ olup sisteme verilen her işaret için ortaktır. Elde edilen PRD değeri girişe verilen

işaretlere göre farklılık göstermekte ve ortalama olarak %2.73 elde edildiği görülmektedir [48].

2019 yılında yapılan çalışmada, bir boyutlu evrişimsel oto kodlayıcılar kullanılarak sıkıştırma yapılmıştır. Modelin kodlayıcı kısmı yedi tane evrişimsel sinir ağı katmanı ve bir tane üst örnekleme katmanı olmak üzere toplam 8 katmandan meydana gelmektedir. Kod çözücü kısmı ise yedi tane devrik evrişimsel sinir ağı katmanı (transpose convolutional neural network), bir tane maksimum üst örnekleme (max up-pooling) katmanı ve doğrusal katman olmak üzere toplam 9 katmandan meydana gelmektedir. Modelin kodlayıcı kısmında konvolüsyon sonrasında oluşan öznelilikleri (features) -1 ve 1 arasında eşit olarak dağılmasını ve daha verimli sıkıştırılma yapılabilmesi için paket normalizasyonu (batch normalization) kullanılmıştır. EKG işareti sistemin girişine verilmeden önce ön işleme sürecinden geçirilerek gürültüden arındırılmış ve Pan-Tompkins algoritması ile QRS dalga belirleme ile bölütlere ayrılmıştır [49]. Böylece sistemin girişine verilecek olan her bir EKG işareti, bölütleri 300 örnek içerecek şekilde elde edilmiştir. Modelin girişine verilen 300 örnekleli işarete evrişimsel katmanlar ve maksimum ortaklama katmanı vasıtasıyla boyut azaltma işlemi uygulanmaktadır. Böylece kodlayıcı çıkışında tek bir örnek içeren veri elde edilmektedir. Sistemin kodçözücü kısmına verilen tek örnekten oluşan veri buradaki katmanlar vasıtası ile tekrardan 300 örnek olan EKG işaretine dönüşebilmektedir. Yöntemi test etmek için her örneği 11 bit ile temsil edilen ve örnekleme frekansı 360 Hz olan MIT-BIH Arrhythmia Veritabanı kullanılmıştır. Sıkıştırma işlemi sonucunda $CR = 106.45 : 1$ ve $PRD = \%8$ olarak elde edilmiştir. Bu yöntemin en önemli dezavantajı ise işareti 300 örnekten oluşan QRS bölütlerine ayırmasıdır. Çünkü QRS bölütleri eşit uzunluklu değildir. Bu durumda bölütleme işleminde veri kaybı yaşanmaktadır. Ayrıca QRS belirleme algoritması bu yöntemde kullanılan tüm MIT-BIH Arrhythmia veri tabanındaki işaretler için düzgün sonuç vermemektedir. Bu nedenle elde edilen sonuçlar düzgün bir biçimde bölütlenebilen az sayıda EKG işareti için geçerli olacaktır. Yapılaşmada da veri tabanı içerisindeki düzgün işaretler seçilerek eğitim ve test veri setleri oluşturulmuştur. Buradaki diğer bir dezavantaj ise sıkıştırma kısmında maksimum ortaklama ve boyut arttırma kısmında kullandığı maksimum üst örnekleme (Max Up-pooling) kullanılmasıdır. Bu katmanlar sayesinde önemli bilgilerdeki kayıt daha büyük miktarlarda olmaktadır [50].

Çizelge 3.1’de sıkıştırma oranı (CR), örnekleme frekansı (f_s), hata değerleri (PRD - MPRD) ve kullanılan veri seti açısından bazı EKG veri sıkıştırma yöntemleri sunulmaktadır.

Çizelge 3.1 : Bazı EKG sıkıştırma yöntemlerinin özeti.

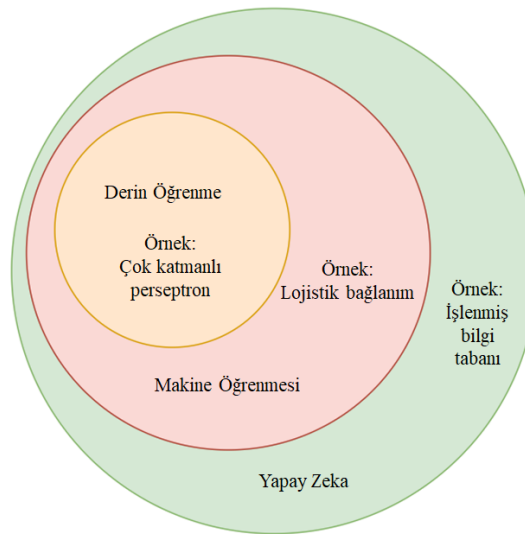
Yazar	Yıl	Veri Kümesi [Kullanılan Bölüt]	f_s	CR	PRD	MPRD
Wang vd. [42]	2019	MIT-BIH Arrhythmia [Tüm kayıtlar]	360 Hz	106,45:1	% 8	% 8
Yıldırım vd. [41]	2018	MIT-BIH Arrhythmia [Tüm kayıtların ilk 10 dakikası]	360 Hz	32,25:1	% 2,73	% 31,17
Benzid vd. [34]	2007	MIT-BIH Arrhythmia [117. kaydın ilk 2 dakikası]	360 Hz	16,70:1	% 2,15	-
Gusmão vd. [39]	2019	MIT-BIH Arrhythmia [119. kayıt]	360 Hz	22:1	% 1,92	-
Bilgin vd. [38]	2003	MIT-BIH Arrhythmia [119. kayıt]	360 Hz	21,6:1	% 3,76	-
Abo-Zahhad vd. [36]	2012	MIT-BIH Arrhythmia [117. kayıt]	360 Hz	8,2:1 13:1 12,44:1 19,2:1	% 0,82 % 1,14 % 1,09 %1,6	-
Gürkan [17]	2012	MIT-BIH Arrhythmia [117. kayıt]	360 Hz	17,92:1	-	% 2,46

4. DERİN ÖĞRENME

20. yüzyılda ortaya atılan yapay zeka ve makine öğrenmesinin temelini oluşturan fikirler, günümüze kadar gelişerek gelmiştir. Son yıllarda teknolojinin ilerlemesi ve GPU alanında yaşanan gelişmeler ile birlikte yapay zekanın alt dallarından biri olan derin öğrenme modelleri hayatın her alanında kullanılmaya başlanmıştır.

Derin öğrenme, tarihsel gelişimine bakılarak daha iyi anlaşılabilir. 1940'ların başında sinir ağlarının ortaya çıkması ile gelişmeye başlayan derin öğrenme, eğitimde kullanılacak olan verinin artmasıyla birlikte daha verimli hale gelmiştir. Teknolojide ki ilerlemenin yanı sıra model boyutlarının ve kullanılan yazılımların da gelişmesi derin öğrenme kavramını yaygınlaştırmıştır. Bu tarihsel süreçte gelişen derin öğrenme metotları, günümüzde çok karmaşık problemleri büyük bir doğruluk yüzdesiyle çözebilmektedir [51].

Derin öğrenme, doğal dil işleme, kestirim ve tahmin, ses tanıma, konuşmacı tanıma, işaret işleme, örüntü tanıma gibi bir çok alanda kullanılan önemli bir teknoloji haline gelmiştir. Şekil 4.1'de yapay zeka ve derin öğrenme arasındaki ilişki gösterilmektedir [51].



Şekil 4.1 : Yapay zeka ve derin öğrenme arasındaki ilişkiyi gösteren venn şeması.

Derin öğrenme beynin çalışma mantığını temel alarak oluşturulan matematiksel modelleri kullanarak, öğrenme ve çıktı verme işlemlerini yapmaktadır. Öğrenme işlemi gözetimli (supervised) ve gözetimsiz (unsupervised) şekillerde yapılmaktadır [52-55].

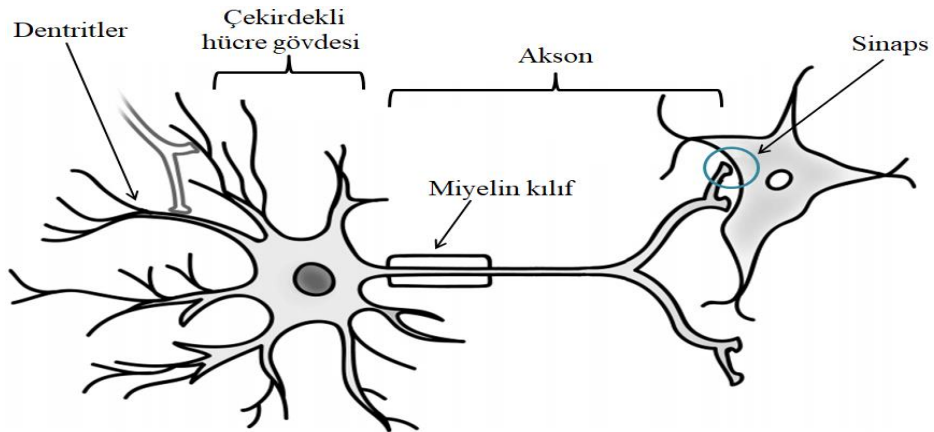
Gözetimli öğrenme algoritmalarında, hem girdilerden hem de istenen çıktılarından oluşan veri kümesinin matematiksel modeli oluşturulmaktadır. Burada amaç, girdiler ve çıktıları eşleştirebilen bir sistem tasarlamaktır [56].

Gözetimsiz öğrenme algoritmalarında, sisteme sadece girdilerden oluşan bir veri kümesi verilmektedir. Gözetimsiz öğrenme algoritmaları, girdi olarak aldığı verilerdeki ortaklıkları tanımlamakta ve her yeni veri parçasında ortak özelliklerin olup olmamasına bağlı olarak tepki vermektedir [57].

4.1 Yapay Sinir Ağları ve Matematiksel Modellemesi

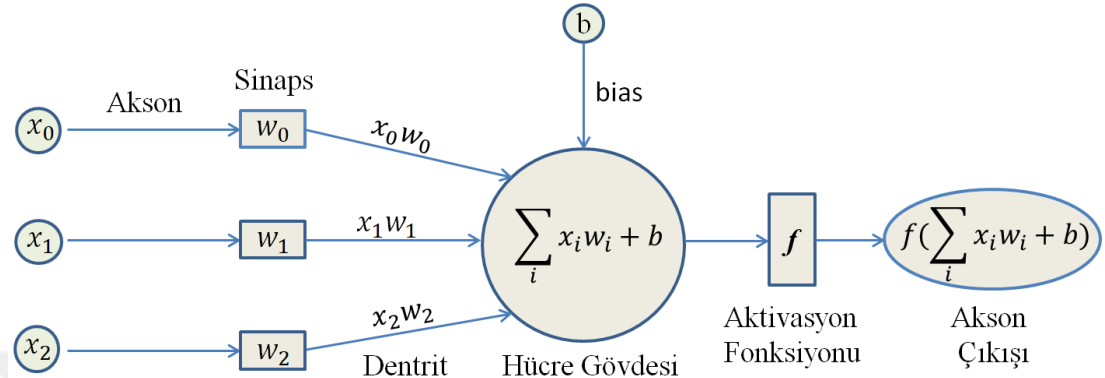
İnsan beyninin modellenmeye çalışılması sonucunda eğitilebilen, kendi kendine öğrenen ve bu süreç sonunda tahmin etme, sınıflandırma, görselleştirme gibi çıktılar sunabilen yapay sinir ağları meydana gelmiştir.

Yapay sinir ağlarının temel aldığı canlı sinir hücreleri, çekirdek, dentritler, akson ve akson kolları gibi yapılardan meydana gelmektedir. Bir hücrenin dentriti ve diğer bir hücrenin aksonu arasındaki bağlantı noktasına sinaps adı verilmektedir. Sinir hücresi dentritler vasıtası ile aldığı girdileri çekirdek üzerinde ağırlıklandırma işlemine tabi tutmaktadır. Sonrasında çıkışından almış olduğu bilgiyi akson ve akson kolları vasıtası ile diğer sinir hücrelerine ileterek iletişimi sağlamaktadır. Şekil 4.2’de canlılarda bulunan sinir hücresi örneği gösterilmektedir [58].



Şekil 4.2 : Canlı sinir hücresi [52].

Yapay sinir ağıları matematiksel olarak modellenirken, canlı sinir hücresinde akson, sinaps ve hücre çekirdeği gibi yapıların çalışma mantığına uygun bir yapı oluşturulmaktadır. Şekil 4.3’de sinir hücresine ait matematiksel modeli gösterilmektedir.



Şekil 4.3 : Bir sinir hücresinin matematiksel olarak modellenmesi.

Sinir hücresinin akson uçlarına gelen girişler (x_0, x_1, x_2), ağırlık katsayıları (w_0, w_1, w_2) ile çarpıldıktan sonra sinir hücresi içerisinde toplanmaktadır. Bu toplama bias değeri eklendikten sonra aktivasyon fonksiyonundan geçmekte ve çıkışa iletilmektedir.

4.1.1 Tek katmanlı yapay sinir ağıları

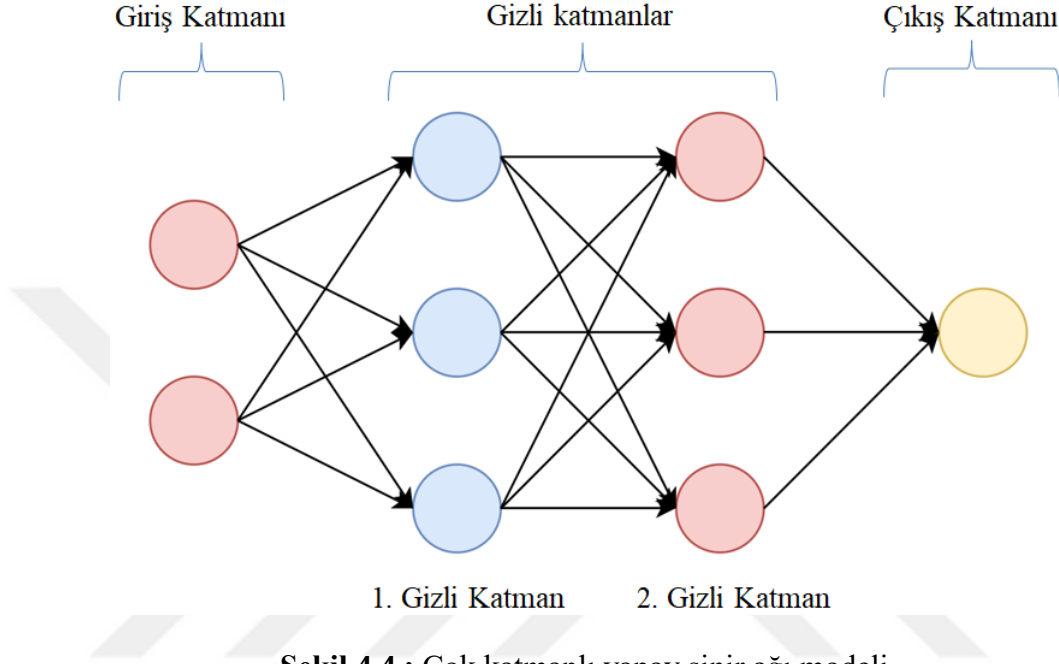
Yapay sinir ağının tek katmanlı modeline perseptron (perceptron) denilmektedir. Denklem 4.1’de perseptron fonksiyonu ifade edilmektedir.

$$y = w \cdot x + b \quad (4.2)$$

Burada x ile ifade edilen girdi, w ağırlık, b bias ve y çıktı değerlerini temsil etmektedir. Yapay sinir ağıları kullanılarak yapılan işlemlerde en iyi sonucu verecek olan w ve b değerlerinin hesaplanması gerekmektedir. Sinir hücresi içerisinde yapılan bu işlem sonucunda belirlenen eşik değerine (threshold value) göre çıkışına uyarı verip vermeme durumu belirlenmektedir. Tek katmanlı bir model, sadece girdinin doğrusal fonksiyonlarını yaklaşık olarak tahmin edebilir fakat verinin doğrusal olmadığı XOR (Exclusive OR) gibi sorunları çözmemektedir. Bu sorun giriş ve çıkış katmanları arasında gizli katmanları olan çok katmanlı sinir ağı modelleri ile çözülebilmektedir [56].

4.1.2 Derin sinir ağıları (deep neural network)

Birden fazla nöron ve gizli katmana sahip olan yapay sinir ağıları, derin sinir ağıları olarak tanımlanmaktadır. Şekil 4.4’de sırasıyla giriş katmanı, gizli katmanlar ve çıkış katmanından meydana gelen çok katmanlı yapay sinir ağı modellemesi gösterilmektedir.

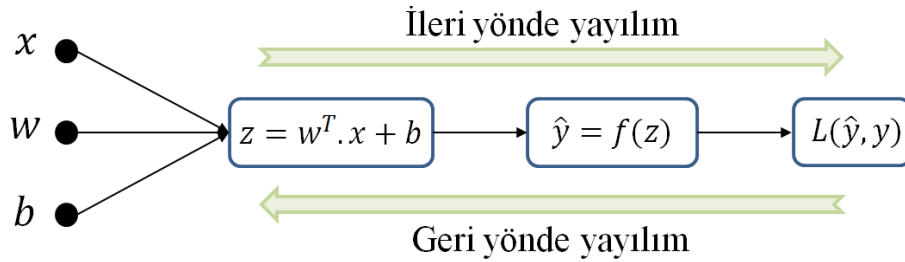


Şekil 4.4 : Çok katmanlı yapay sinir ağı modeli.

Bir modelin katman sayısı, giriş katmanı göz ardı edilerek gizli katmanlar ve çıkış katmanı sayılarının toplamı ile ifade edilmektedir [13,55].

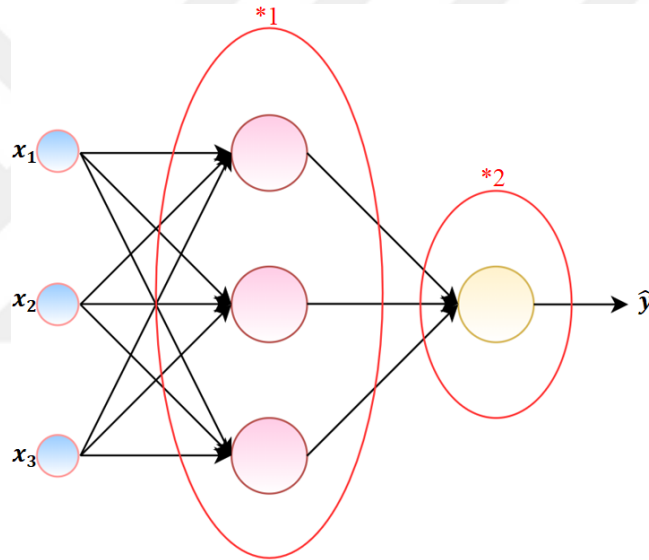
4.2 Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme İşlemi ve Geri Yayılım Algoritması

Yapay sinir ağıları, girişten aldıkları verileri ileri ve geri yayılım ile çeşitli değerlerde ağırlıklandırma işlemi yaparak ve bias değerlerini güncelleyerek öğrenme işlemini gerçekleştirmektedir. Şekil 4.5’te yapay sinir ağındaki bir nöron için ileri ve geri yönlü yayılmasına ait genel matematiksel ifade gösterilmektedir.



Şekil 4.5 : İleri ve geri yönde yayılımın basit ifadesi.

Şekil 4.5'te ifade edilen x , giriş vektörünü, w ifadesi ağırlıkları, b ifadesi bias değerini, f ifadesi aktivasyon fonksiyonunu, y ifadesi etiket değerini, $\hat{y}$ ifadesi ise z 'nin aktivasyon fonksiyonuna girdikten sonra çıkışında elde edilen değeri ifade etmektedir. L ifadesi de kayıp fonksiyonunu temsil etmektedir. Burada bir bağlantım noktasına gelen girişler, ağırlıklık vektörünün devriği (transpose) ile çapılıp bias değerleri ile toplandıktan sonra aktivasyon fonksiyonundan geçirilmektedir. Sistemin çıkışında ise bu işlemler sonucunda elde edilen değer ile etiket değeri kayıp fonksiyonuna tabi tutularak hata değeri hesaplanmaktadır. Bu hata değerine göre geri yönde yayılım yapılarak ağırlık ve bias değerleri güncellenmekte ve öğrenme işlemi gerçekleştirilmektedir. Şekil 4.6'da iki katmanlı basit bir yapay sinir ağı kullanılarak oluşturulan model gösterilmektedir.



Şekil 4.6 : İki katmanlı yapay sinir ağı modeli.

Şekil 4.6'da gösterilen modelde x_1, x_2, x_3 girişleri, *1 ile gösterilen kısım gizli katmanı ve *2 ile gösterilen kısım çıkış katmanını ifade etmektedir. Burada sistemin birinci katmanı olan gizli katmana girdiler geldikten sonra denklem 4.2'de gösterildiği gibi aktivasyon fonksiyonundan geçirilecek olan z değeri elde edilmektedir.

$$z^{[1]} = w^{[1]} . x + b^{[1]} \quad (4.2)$$

Denklem 4.6’da elde edilen $z^{[1]}$ değeri denklem 4.3’te verilen aktivasyon fonksiyonundan geçirilmektedir. Burada üst indiste gösterilen ‘1’ ifadesi, birinci katmanı belirtmektedir.

$$\hat{a}^{[1]} = f(z^{[1]}) \quad (4.3)$$

Birinci katman çıkışında aktivasyon fonksiyonu sonucunda elde edilen $\hat{a}^{[1]}$ değeri, ikinci katmanın girişine uygulanmaktadır. Çıkış katmanına ait eşitlik, denklem 4.4’te gösterilmektedir.

$$z^{[2]} = w^{[2]} \cdot \hat{a}^{[1]} + b^{[2]} \quad (4.3)$$

Gizli katman çıkışından elde edilen $\hat{a}^{[1]}$ değeri, çıkış katmanına girdi olarak gelerek bu katmandaki ağırlık değerleri ile çarpılıp bias değerleri ile toplandıktan sonra $z^{[2]}$ değeri elde edilmektedir. Elde edilen bu değer, denklem 4.4’te verildiği gibi yine aktivasyon fonksiyonundan geçirildikten sonra $\hat{y}$ çıkışı elde edilmektedir.

$$\hat{y} = f(z^{[2]}) \quad (4.4)$$

Burada f ile aktivasyon fonksiyonu ifade edilmektedir. Elde edilen $\hat{y}$ değeri, istenilen değer (y) ile birlikte belirlenen kayıp fonksiyonundan geçirildikten sonra hata değeri hesaplanmaktadır. Denklem 4.5’te genelde kullanılan kayıp fonksiyonu ifadesi gösterilmektedir.

$$J = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y} - y)^2 \quad (4.5)$$

Buraya kadar yapılan işlemler ileri yayılım algoritması (Feed Forward Propagation) olarak tanımlanmaktadır [51].

Kayıp fonksiyonu hesaplandıktan sonra katmanların ağırlık ve bias değerlerini güncelleyerek kayıp değerini minimum yapmak için geri yayılım algoritması (Back Propagation) kullanılır. Geri yayılım algoritmasında kaybı düşürmek, ağırlık ve bias değerlerini eğitmek için gradyan inişi (Gradient descent) kullanılmaktadır. Bu işlemi gerçekleştiren denklem şekil 4.6’da gösterildiği şekilde gerçekleştirilmektedir.

Denklem 4.6’da geri yayılım algoritmasında kullanılan gradyan inişinin genel ifadesi gösterilmektedir.

$$w_{ij}^{t+1} = w_{ij}^t - \alpha \left(\frac{dJ}{dw_{ij}} \right) \quad (4.6)$$

Burada α ifadesi ile öğrenme hızını, w_{ij} ifadesi ile modelin i. katmanındaki j. nöronun ağırlık katsayısını ve t ifadesi ile iterasyon sayısı temsil edilmektedir. J ile de kayıp fonksiyonu ifade edilmektedir [53].

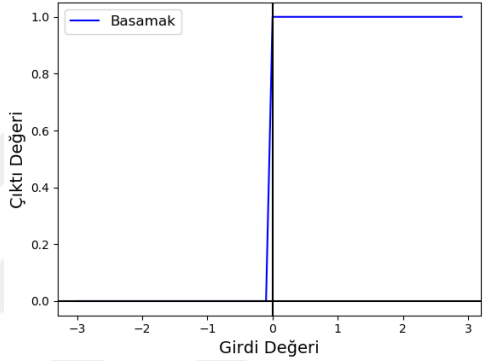
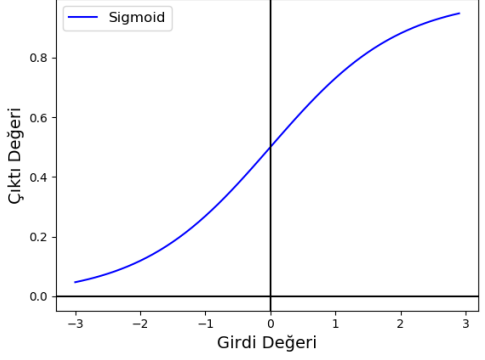
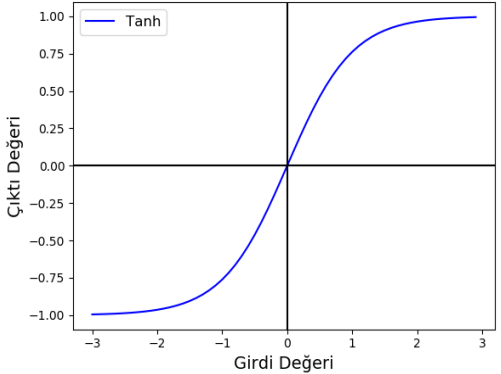
4.2.1 Aktivasyon fonksiyonları

Sinir ağlarında, aktivasyon fonksiyonları önemli rol oynamaktadır. Bir sinir hücresine gelen girişler, ağırlık değerleri ile çarpılıp bias değerleri ile toplandıktan sonra çıkışa aktarılmadan önce aktivasyon fonksiyonuna tabi tutulmaktadır. Böylece kullanılan aktivasyon fonksiyonu sayesinde doğrusal olmayan çıkış elde edilmektedir. Geri yayılım algoritması kullanıldığında türev işlemi yapılmakta ve bunun sonucunda ağırlıklar güncellenmektedir. Bu işlemlerin doğru bir şekilde yapılabilmesi için aktivasyon fonksiyonu çıkışında türevlenebilir ifadelerin elde edilmesi gerekmektedir. Eğer aktivasyon fonksiyonu kullanılmaz ise nöron çıkışında tek dereceli polinoma sahip doğrusal bir fonksiyon elde edilmekte ve sınırlı bir öğrenme işlemi gerçekleşmektedir. Bu da uygun aktivasyon fonksiyonunun seçilmesinin önemini vurgulamaktadır.

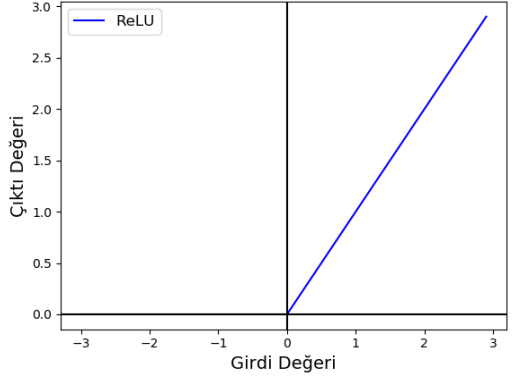
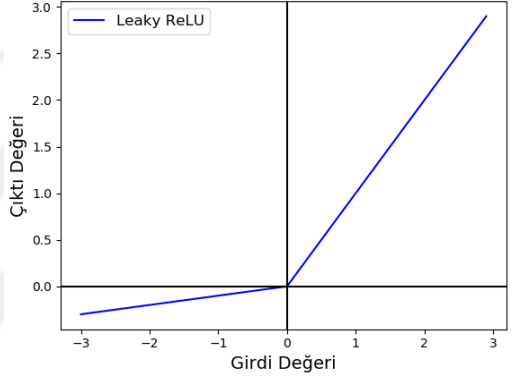
Basamak fonksiyonu, sigmoid fonksiyonu, hiperbolik tanjant fonksiyonu, ReLU (Rectified Linear Unit) fonksiyonu ve sızıntı ReLU (Leaky ReLU) fonksiyonu en çok tercih edilen aktivasyon fonksiyonlarıdır. Basamak fonksiyonu, türevlenebilir olmaması ve öğrenmeye katkı sağlamamasından dolayı gizli katmanlarda kullanılmamaktadır. Sinir ağı modelinin beklentisine göre çıkış katmanında tercih edilmektedir. Sigmoid fonksiyonu, basamak fonksiyonunun aksine türevlenebilmekte ve öğrenmeye katkı sağlamaktadır. Girişide $[-\infty, +\infty]$ aralığında aldığı değere karşın çıkışında 0 ile 1 arasında değer üretmektedir. Hiperbolik tanjant fonksiyonu ise yapı olarak sigmoid fonksiyonuna oldukça benzemektedir. Sigmoid fonksiyonundan farklı olarak çıkışında -1 ile $+1$ arasında değer üretmektedir. $[0, +\infty]$ aralığında değerler alan ReLU fonksiyonu, negatif değerlerde sıfır çıktısı üreterek sinir ağı sisteminin daha hızlı çalışmasını sağlamakta ve hesap yükünü

azaltmaktadır. Negatif eksen de sıfır üretmesinin dezavantajı ise türevinin de sıfır olması böylece o noktalarda öğrenme işleminin gerçekleşmemesidir. ReLU fonksiyonuna benzer yapıya sahip olan sızıntı ReLU fonksiyonunda 0.01 olarak alınan bir sızıntı değeri bulunmaktadır. Sızıntı ReLU fonksiyonu bu şekilde negatif eksen de çıkış değeri üretmekte ve öğrenme işlemini sürdürmektedir. Çizelge 4.1’de çeşitli aktivasyon fonksiyonlarının denklemleri ve grafikleri verilmiştir [59].

Çizelge 4.1 : Aktivasyon fonksiyonları ve çıktı grafikleri.

Fonksiyon İsmi	Fonksiyon Denklemi	Fonksiyon Grafiği
Basamak (Step)	$f(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ 1, & x \geq 0 \end{cases}$	
Sigmoid	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	
TanH	$f(x) = \frac{(e^x - e^{-x})}{(e^x + e^{-x})}$	

Çizelge 4.1 (devam) : Aktivasyon fonksiyonları ve çıktı grafikleri.

Fonksiyon İsmi	Fonksiyon Denklemi	Fonksiyon Grafiği
ReLU	$f(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ x, & x > 0 \end{cases}$	 The graph of the ReLU function shows a horizontal line at y=0 for x ≤ 0 and a diagonal line with a slope of 1 for x > 0. The x-axis is labeled 'Girdi Değeri' and ranges from -3 to 3. The y-axis is labeled 'Çıktı Değeri' and ranges from 0.0 to 3.0.
Leaky ReLU	$f(x) = \begin{cases} 0.01x, & x < 0 \\ x, & x \geq 0 \end{cases}$	 The graph of the Leaky ReLU function shows a line with a slope of 0.01 for x < 0 and a diagonal line with a slope of 1 for x ≥ 0. The x-axis is labeled 'Girdi Değeri' and ranges from -3 to 3. The y-axis is labeled 'Çıktı Değeri' and ranges from 0.0 to 3.0.

4.3 Sinir Ağlarında Optimizasyon ve Düzenleştirme İşlemleri

4.3.1 Veri arttırımı

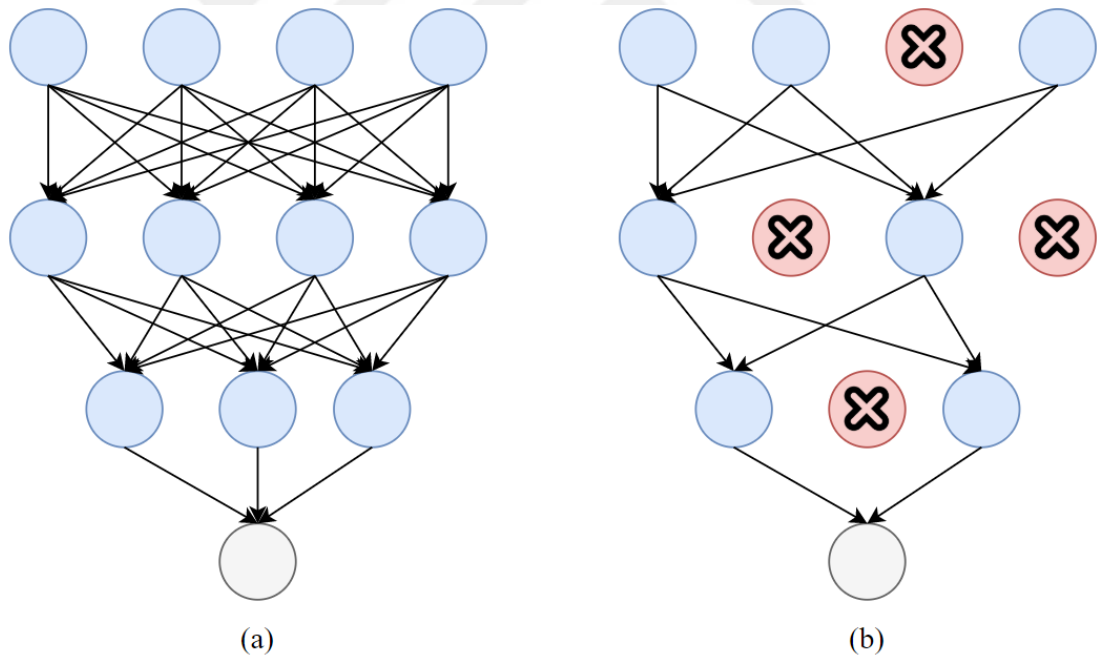
Oluşturulan sinir ağı modelinin etkili sonuçlar vermesi için ilk olarak eğitimde kullanılacak olan veri seti uygun bir şekilde seçilmelidir. Genellikle eğitim için kullanılan veri miktarı sayısının artması, başarımlı sonucunu olumlu anlamda etkilemektedir. Bunun aksine eğitimde kullanılan veri miktarının sınırlı olması problemi, çeşitli yöntemler kullanılarak çözülebilmektedir. En çok tercih edilen yöntemlerin başında veri artırma (Data Augmentation) ve sentetik veri üretme (Synthetic Data Generation) gelmektedir.

Veri artırma yöntemi ile eldeki mevcut veri üzerinde oynamalar yapılarak veri artışı sağlanmaktadır. Görüntü içeren veri seti düşünüldüğünde, eldeki görüntü üzerindeki renk değerlerini değiştirmek, görüntünün konumu değiştirmek ve ölçeklendirme gibi işlemler yapılarak veri artışı sağlanmaktadır. Sentetik veri üretme de ise, veri setimizdekilere benzer örnekler yapay olarak üretilerek veri artışı sağlanmaktadır.

4.3.2 Küçük küme ve düğüm seyreltme yöntemleri

Geliştirilen modelin eğitimi sırasında tüm veri girdi olarak verildiğinde, geri yayılım kısmında işlem yükünü arttırmakta ve eğitim için gerekli süreyi uzatmaktadır. Bu sorunun önüne geçmek için bütün veriyi tek seferde modele vermek yerine parça parça vererek eğitim işlemi gerçekleştirilmektedir. Buna küçük küme (batch-size) denilmektedir. Model eğitimi öncesinde belirlenen bu küçük küme değeri, eğitim esnasında modelin kaç veri üzerinde çalışacağını belirtmektedir. Bu şekilde yapılan uygulamalarda zamandan tasarruf edilirken az da olsa maliyet değerinde artış gözlenmektedir.

Seyreltme (Dropout) yöntemi ise modelin eğitimi sırasında bazı nöronların göz ardı edilmesi ve hesaba katılmaması işlemidir. Seyreltme yöntemi kullanılırken, her küçük küme için farklı nöronlar rastgele bir şekilde göz ardı edilmektedir. Şekil 4.7’de bir sinir ağı modeline seyreltme yöntemi uygulanmadan önce ve sonraki hali gösterilmektedir.



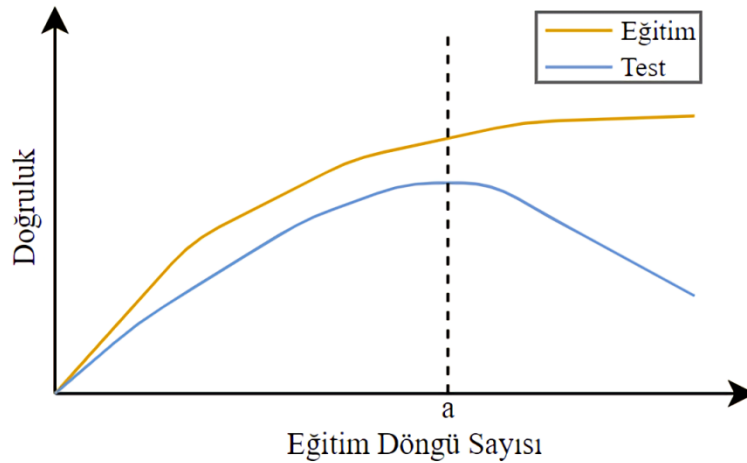
Şekil 4.7 : (a) Normal sinir ağı modeli, (b) Seyreltme uygulandıktan sonraki hali.

Burada Şekil 4.7 (b)’de görüldüğü gibi ileri yönde yayılım yapılırken bazı nöronlar geçici olarak kapatılmakta ve geri yayılım esnasında bu kapatılan nöronlara ait ağırlık güncellemeleri yapılmamaktadır. Bu yöntem genellikle sinir ağlarında işlem yükünü azaltmak ve aşırı öğrenmenin önüne geçmek için kullanılmaktadır.

4.3.3 Küme boyutu ve eğitim döngü sayısı

Oluşturulan sinir ağı modellerinin eğitimi sırasında veri seti içerisindeki bütün örnekler aynı anda eğitime katılmamaktadır. Modeli eğitmeden önce veri seti belli bir oranda bölündükten sonra modeli eğitmek için sırasıyla girdi olarak verilmektedir. Eğitim veri setini bölmek için belirlenen küme boyutu (batch-size) veri setinin içerdiği örnek sayısına eşit veya küçük olmalıdır. Modele verilen ilk veri seti parçasıyla birlikte başarımları hesaplamak ve bu değere göre geri yayılım yapılarak nöronların ağırlıklarını güncellenmektedir. Bu işlem her bir veri seti parçası için tekrarlanmaktadır. Eğitim veri seti içerisindeki bir örneğe ait bütün parçalar modele aktarılıp, eğitim işlemi tamamlanmasına bir eğitim döngüsü (epoch) adı verilmektedir.

Sinir ağını eğitirken modele uygun eğitim döngü sayısı seçilmelidir. Sinir ağı modelinin ağırlık katsayıları her bir eğitim döngü sayısında güncellenerek uygun değerler hesaplanmaya çalışılmaktadır. Bu nedenle eğitim döngü sayısının küçük seçildiği sistemlerde henüz ağırlık katsayılarının optimum değerleri hesaplanamadığı için başarımları düşük çıkmaktadır. Bu durumun tersi bir şekilde eğitim döngü sayısının çok yüksek seçildiği modellerde ise sistem aşırı öğrenme (overfitting) durumunda kalmakta ve yine istenilen başarımları elde edilememektedir. Şekil 4.8’de aşırı öğrenmiş bir modelin doğruluk grafiği gösterilmektedir.

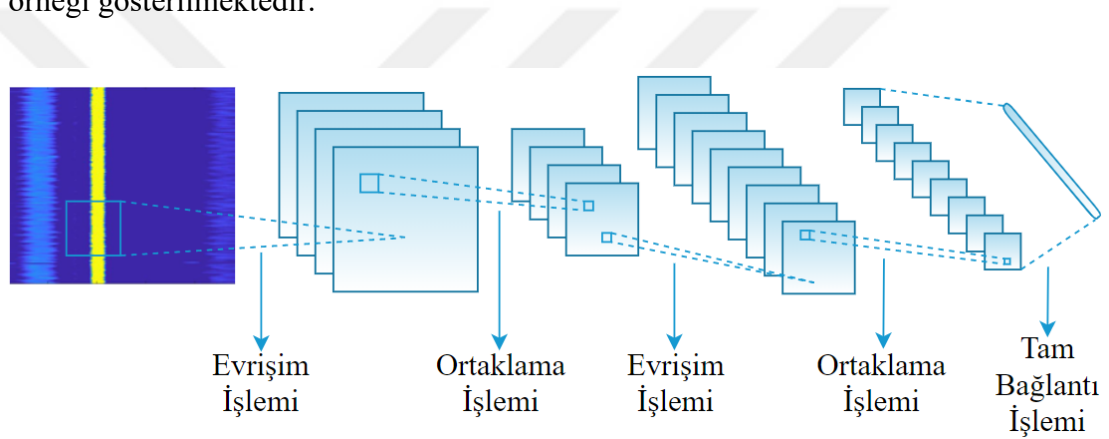


Şekil 4.8 : Bir yapay sinir ağının eğitilmesi sonucunda oluşan doğruluk eğrisi.

Şekil 4.8’de görüldüğü üzere sistemin a. eğitim döngüsünden itibaren doğruluk değeri azalmaya başladığı ve sistemin aşırı öğrenme durumunda olduğu gözlenmektedir.

4.4 Evrimsel Sinir Ağları (Convolutional Neural Network)

Evrişimsel sinir ağları (ESA) eğitilebilir ağırlık ve bias değerlerine sahip nöronları içermesi bakımından yapay sinir ağlarına benzemektedir. YSA'dan farklı olarak, ESA katmanlarına verilen girişler, genişliğe (width), yüksekliğe (height) ve derinliğe (depth) sahip matrisler veya bir boyutlu ESA'lar için vektörler olmaktadır. Burada söz edilen derinlik kavramı girdi olarak verilen işaretin kanal sayısını ifade etmektedir. Evrişimsel sinir ağları, görüntü tanıma, veri sıkıştırma, ses tanıma, nesne sınıflandırma, işaret sıkıştırma gibi çok geniş kullanım alanına sahiptir. ESA'da amaç, içerisinde barındırdıkları gizli katman veya katmanlar sayesinde yüksek kalitede öznitelikler (feature map) üretebilmektir. Şekil 4.9'da genel bir ESA modeli örneği gösterilmektedir.



Şekil 4.9 : Genel ESA yapısı için örnek model.

ESA modelleri, evrişim katmanları, ortaklama katmanları ve tam bağlantılı katmanlar içermektedir.

4.4.1 Evrişim katmanı

ESA, evrişim adını içerisinde kullandığı evrişim (convolution) matematiksel işleminden almaktadır. Denklem 4.7’de genel evrişim işlemi, denklem 4.8’de sürekli zamanda evrişim işlemi ve denklem 4.9’da ayrık zamanlı evrişim işlemi gösterilmektedir [51].

$$s(t) = (x * w)(t) \quad (4.7)$$

$$s(t) = \int x(a)w(t-a)da \quad (4.8)$$

$$s(t) = \sum_{a=-\infty}^{\infty} x(a)w(t-a) \quad (4.9)$$

Burada x girdi olarak, w ESA süzgeci olarak, s çıktısı ise öznelilik haritası (feature map) olarak ifade edilmektedir.

ESA'da tasarlanan modelin girdisi çoğunlukla tensör olarak adlandırılan çok boyutlu veriden oluşmaktadır.

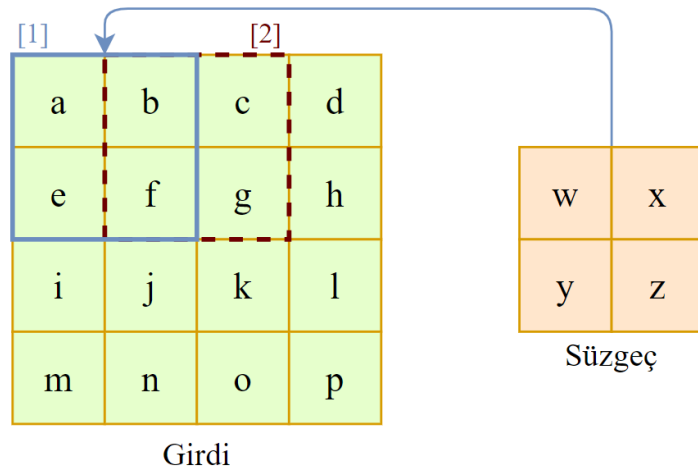
Birçok sinir ağı kütüphanesi konvolüsyon işlevi ile aynı olan fakat süzgeç (kernel) üzerinde çevirme işlemi uygulamadan evrişim işlevini yerine getiren çapraz korelasyon (cross-correlation) işlemi uygulamaktadır. Burada kullanılan süzgeç, ESA modelinin girişine verilen girdi boyunca hareket eden, verileri tarayarak daha küçük veya daha büyük biçime dönüştürebilen bir sinir ağı süzgecidir.

İki boyutlu bir x verisine ve iki boyutlu bir h süzgecine sahip ESA modelinin çapraz korelasyon denklemi 4.10'da gösterilmektedir.

$$S(i,j) = (h * x)(i,j) = \sum_m \sum_n x(i+m,j+n)h(m,n) \quad (4.10)$$

ESA yöntemlerinde kullanılan evrişim tabiri uygulamada çapraz korelasyona denk gelmektedir. Evrişim işlemi yerine çapraz korelasyon tercih edilerek, ağırlıkların güncellenmesi esnasında ortaya çıkabilecek karışıkların önüne geçilmektedir [51,55].

Şekil 4.10'da iki boyutlu girdiye ait bir evrişim işlemi gösterilmektedir.



Şekil 4.10 : İki boyutlu girdiye sahip evrişim örneği.

Burada süzgeç, girdi üzerinde 1 numaralı çerçeveye gelecek şekilde sol üst köşeden başlayarak adım adım kaydırılmaktadır. Bu işlem sonucunda katman çıkışında öznitelik haritası meydana gelmektedir. Girdi matrisine adım sayısı (stride) bir olan süzgeç işlemi uygulandıktan sonra çıkışta oluşacak öznitelik matrisinin boyutu denklem 4.11’de ifade edilmektedir.

$$S = G - F + 1 \quad (4.11)$$

Burada S ile öznitelik matrisinin boyutu, G ile girdi matrisinin boyutu ve F ile uygulanan süzgecin boyutu ifade edilmektedir. Şekil 4.11’da evrişim işlemi sonucunda oluşan öznitelik haritası gösterilmektedir.

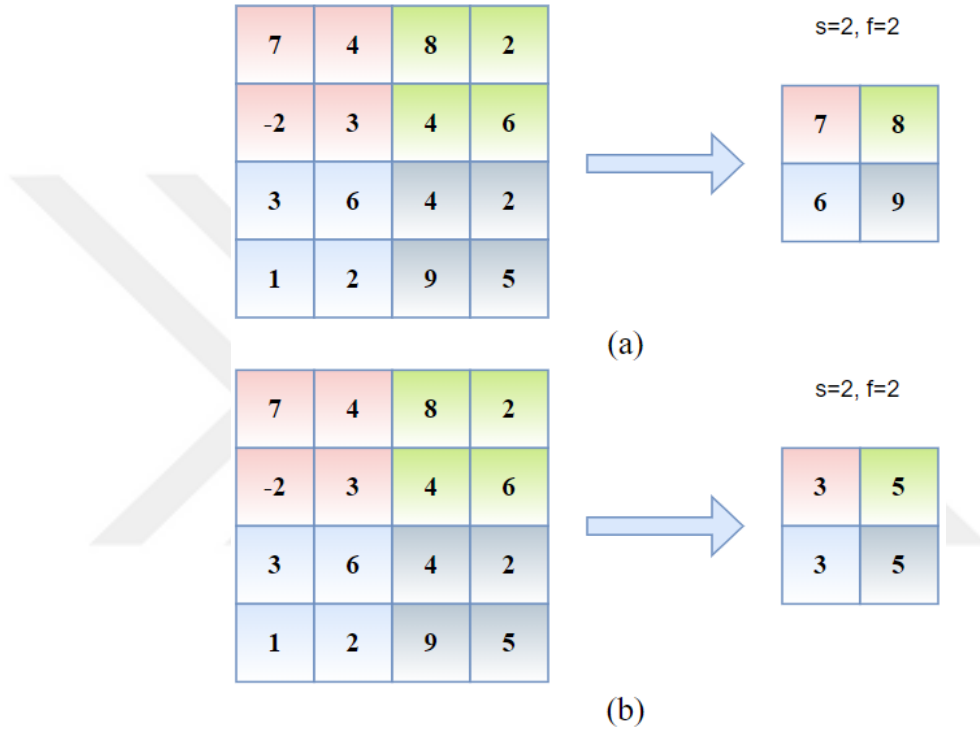
aw + bx + ey + fz	bw + cx + fy + gz	cw + dx + gy + hz
ew + fx + iy + jz	fw + gx + jy + kz	gw + hx + ky + lz
iw + jx + my + nz	jw + kx + ny + oz	kw + lx + oy + pz

Şekil 4.11 : Evrişim işlemi sonucunda oluşan öznitelik haritası.

Öznitelik haritası matrisinin birinci satır ve birinci sütununda yer alan kısım, girdi üzerindeki 1 numaralı çerçeveye süzgeç yerleştirilip evrişim işlemi uygulanması ile elde edilmektedir. Devamında süzgeç, girdi üzerinde 2 numaralı çerçeveye kaydırılarak evrişim işlemi bu kez burada yapılmakta ve ikinci satır ikinci sütuna ait değerler elde edilmektedir. Verilen örnekte dolgulama (padding) gibi işlemler kullanılmamıştır. Süzgeç kaydırma işlemi, süzgeç döndürme yapılmadan girdi matrisinin sınırlarını aşmayacak şekilde uygulandığında öznitelik haritasının son hali şekil 4.11’de görüldüğü gibi elde edilmektedir [51].

4.4.2 Ortaklama katmanı

Ortaklama katmanı genellikle evrişim katmanlarından sonra kullanılmaktadır. Bu katmanın amacı gelen girdi üzerinde anlamlı bilgi kaybı yaşamadan, girdiyi boyut olarak küçülterek modeldeki parametre ve hesaplanması gereken işlem miktarını azaltmaktadır. Maksimum ortaklama ve ortalama ortaklama en yaygın kullanılan çeşitleridir. Şekil 4.12’de örnek olarak maksimum ortaklama ve ortalama ortaklama katmanları gösterilmektedir.

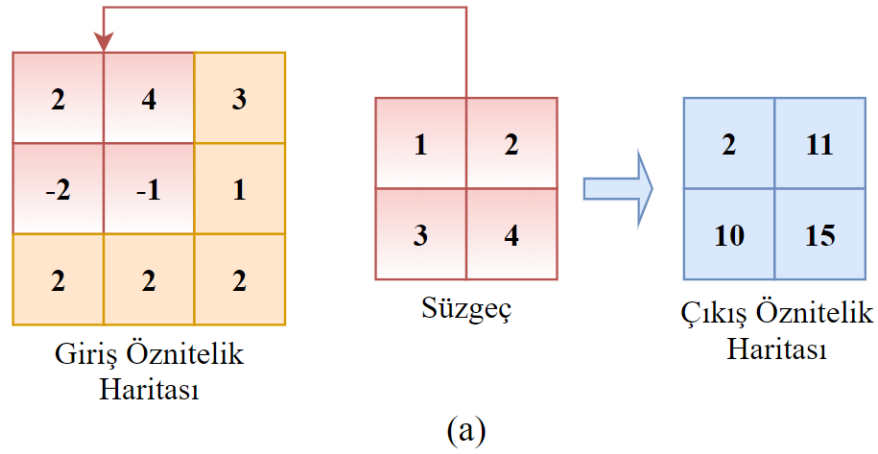


Şekil 4.12 : (a) Maksimum ortaklama katmanı, (b) Ortalama ortaklama katmanı.

Burada s, uygulanan süzgecin boyutunu ve f ise adım sayısını ifade etmektedir.

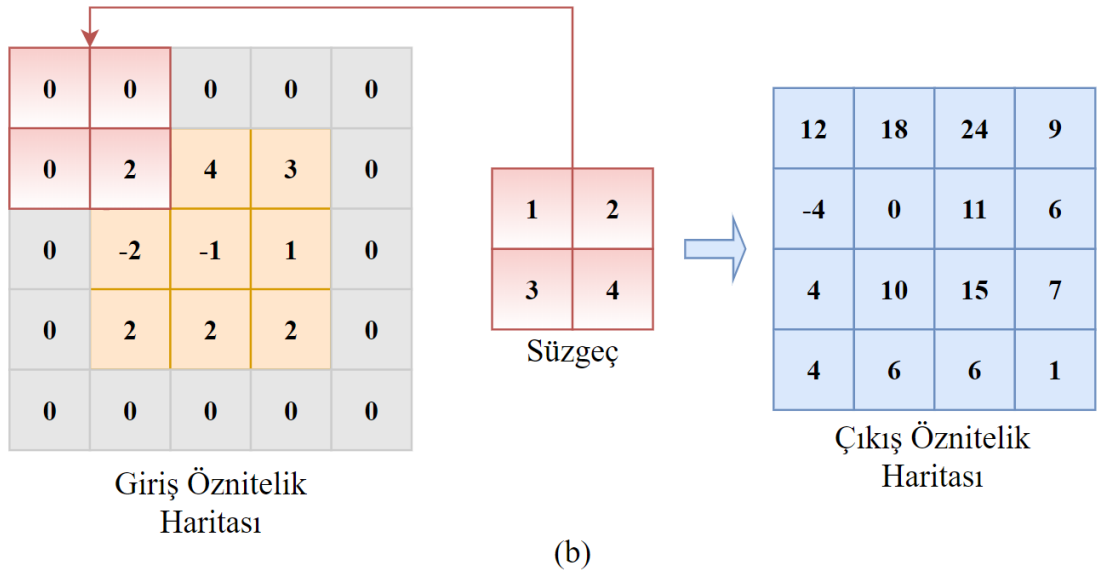
4.4.3 Dolgulama yöntemi ve adım sayısı

Dolgulama (padding), ESA modelinin girişine verilen girdiye, süzgeç tarafından işlenmeden önce eklenen piksel miktarını ifade etmektedir. Dolgulama işlemi girdiler üzerinde daha kaliteli analiz yapılabilme imkanı sunmaktadır. Dolgulama uygulanarak ESA modeline verilen girdinin alanı artırılabilir. Dolgulama işlemi sırasında eklenen piksel değerleri girdi matrisimizdeki sınır değerlerinin aynısı yazılarak oluşturulabileceği gibi sıfır değerleri verilerek de oluşturulmaktadır. Şekil 4.13’de dolgulama işlemi uygulanmadan, evrişim süzgeci uygulanan örnek gösterilmektedir.



Şekil 4.13 : Girdiye dolgulama işlemi uygulanmadan önceki hali.

Burada adım sayısı 1 olarak alınmaktadır ve süzgeç kaydırma işlemi buna göre yapılmaktadır. Şekil 4.14’de ise aynı giriş öznitelik matrisine, dolgulama işlemi yapılarak süzgeç işlemine tabi tutulmakta ve çıkışta oluşan öznitelik matrisi gösterilmektedir.



Şekil 4.14 : Girdiye dolgulama işlemi uygulandıktan sonraki hali.

ESA’da, evrişim işlemi yapılırken bir diğer önemli parametre ise adım sayısıdır. Girdi matrisine uygulanan süzgecin girdi üzerinde hareket miktarını belirten bir parametredir. Adım sayısı bir olarak belirlendiğinde, girdi üzerine uygulanan süzgeç her seferinde bir birim hareket edecektir. Adım sayısının bir olduğu duruma örnek olarak şekil 4.10 gösterilebilir. Burada uygulanan süzgeç ilk olarak 1 numaralı çerçeveye yerleştirilirken bir sonraki adımda 2 numaralı çerçeve üzerine yerleşmektedir. Adım sayısı değeri büyüdükçe çıkışta elde edilecek olan öznitelik

matrisinin boyutu küçülmektedir. Adım sayısı 1 olduğu durumlarda bilgi kaybı daha az miktarda olmaktadır. Denklem 4.12 ile girdiye uygulanan kaydırma ve dolgulama işlemi sonucunda elde edilecek olan öznitelik haritasının boyutu hesaplanabilmektedir.

$$\left(\frac{(g + 2d - f)}{s} + 1\right) \times \left(\frac{(g + 2d - f)}{s} + 1\right) \quad (4.12)$$

Burada g ile giriş matrisinin piksel değeri, d ile uygulanan dolgulama değeri, f ile uygulanan süzgecin piksel değeri ve s ile adım sayısı değeri ifade edilmektedir.

4.4.4 Paket normalizasyonu

Derin sinir ağları ile oluşturulan modellere girdi verilmeden önce öğrenmeyi hızlandırmak ve işlem yükünü rahatlatmak için veri seti üzerinde normalizasyon işlemi uygulanmaktadır. Paket normalizasyonu ise eğitim esnasında sürekli değişmekte olan gizli katmanlardaki değerler için normalizasyon işlemi yapmaktadır. Paket normalizasyonu sayesinde, aktivasyon fonksiyonu çıkışında oluşacak olan doygunluğu önlemekle beraber çıkışta elde edilecek olan öznitelik haritasındaki verilerin aynı değer aralığında olmasını sağlamaktadır. Paket normalizasyonu, model mimarisinin her eğitim küme boyutu (batch size) için normalizasyon işlemi yapmaktadır [60].

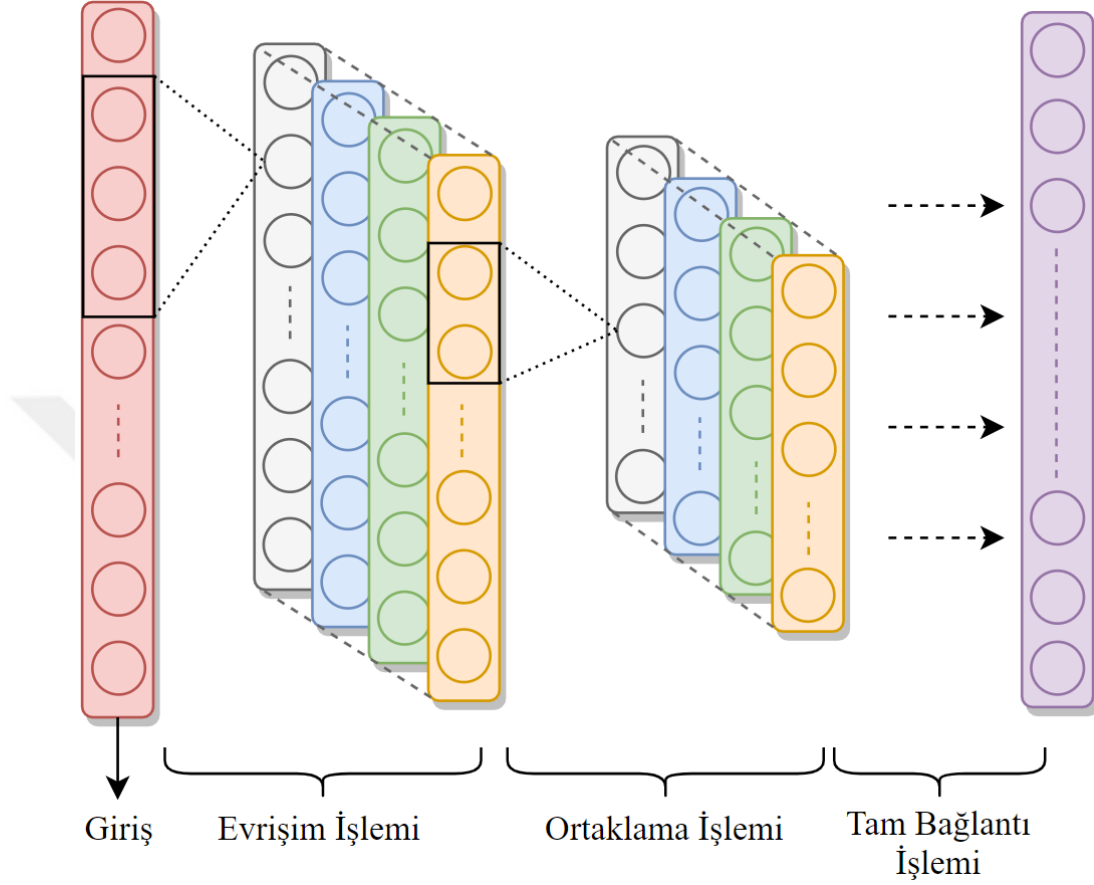
4.4.5 Bir boyutlu evrimsel sinir ağları

İki boyutlu ESA (2B-ESA) modelleri genellikle görüntü işleme uygulamalarında kullanılmaktadır. 2B-ESA mimarilerinde kullanılan iki boyutlu süzgeçler, iki boyut boyunca kayması ile birlikte giriş verilen görüntünün, kenarları, renklerin dağılımı gibi özelliklerini çıkarabilmektedir. Böylece 2B-ESA modelleri görüntünün sınıflandırılması ve boyut azaltma uygulamalarında önemli rol oynamaktadır.

Bir boyutlu ESA (1B-ESA) ise genel olarak zaman serisi verileri üzerinde kullanılmaktadır. Burada kullanılan süzgeçler 2B-ESA'larının aksine bir boyut boyunca kaymaktadır. ESA'lar 1, 2 veya 3 boyuta sahip olsalar da aynı şekilde çalışmaktadırlar. Aralarındaki fark, giriş verilerinin yapısı, öznitelik haritasını oluşturacak olan evrişim süzgecinin veriler arasında nasıl hareket ettiğinden oluşmaktadır. 1B-ESA ve 2B-ESA arasındaki bir diğer fark ise 1B-ESA model

mimarilerinde daha büyük boyutlu süzgeç kullanma imkanı sunmasından oluşmaktadır.

Şekil 4.15'te örnek bir 1B-ESA modeli gösterilmektedir.



Şekil 4.15 : Örnek bir 1B-ESA modeli.

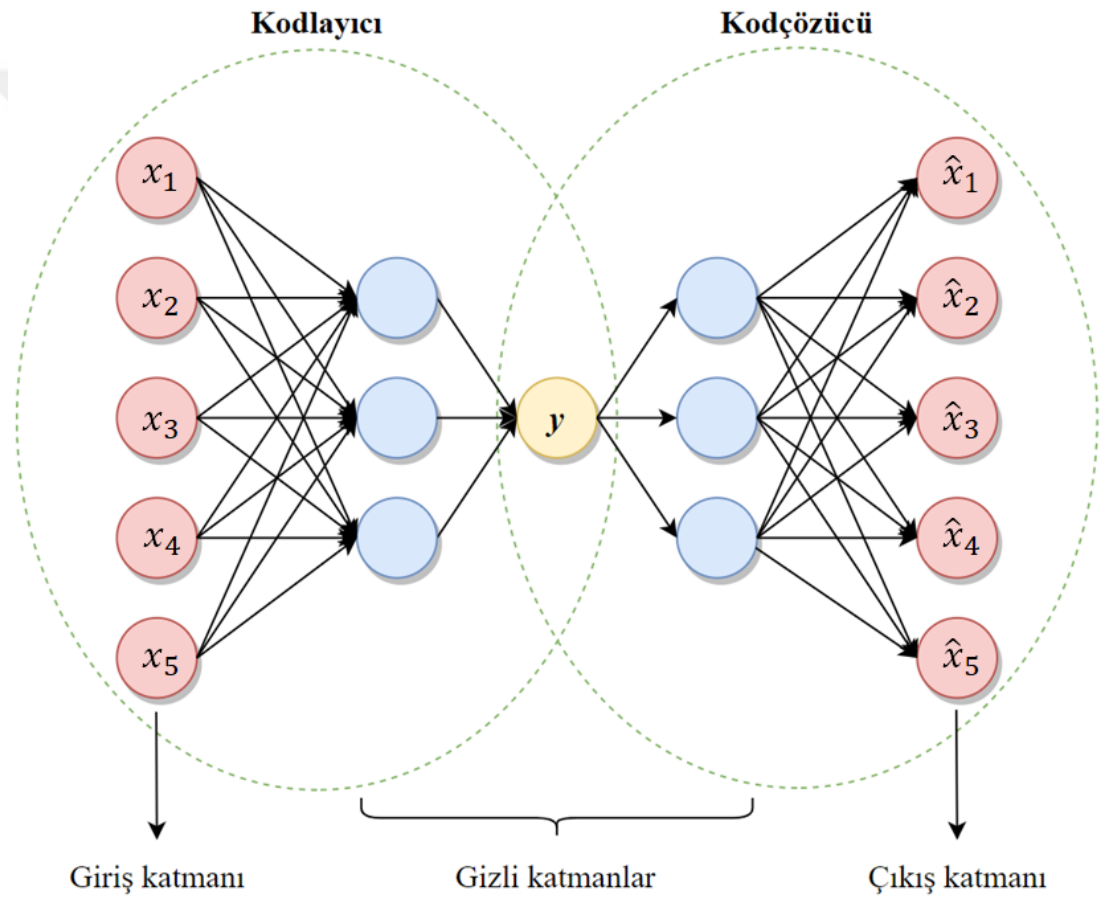
1B-ESA modellerine giriş olarak vektörel değerler verilmektedir. Bu giriş vektörlerine, şekilde görüldüğü gibi tek boyutlu süzgeçler kaydırılarak uygulanmakta ve bunun sonucunda öznitelik haritaları çıkarılmaktadır. Burada da 2B-ESA'lardaki aynı mantıkta çalışan ortaklama katmanları tek boyutlu uygulanarak girişe verilen vektörel değerlerin boyutunu azaltmaktadır.

4.5 Evrişimsel Otokodlayıcılar (Convolutional Autoencoder)

Evrişimsel otokodlayıcı (EOK) modelleri, kodlayıcı (Encoder) ve kodçözücü (Decoder) ağlarının birleşiminden meydana gelmektedir. Hem kodlama hem de kod çözme ağları birkaç yoğun (Dense), evrişim, ortaklama ve geçiş katmanlarından oluşabilmektedir. Kullanılan evrişim katmanları ile birlikte girişte verilen işaretlerin

süzgeçler yardımıyla önemli bilgileri öznitelik haritası olarak çıkarılmaktadır. Modelin kodlayıcı kısmında tercih edilen evrişim veya ortaklama katmanları yardımıyla girişte verilen işaretin boyutu azaltılarak sıkıştırma işlemi gerçekleştirilmektedir.

Kodçözücü kısımda ise, kodlayıcının çıkışından alınan işaret evrişim ve üst-örnekleme (upsampling) katmanları yardımıyla boyut arttırımı işlemine tabi tutulmaktadır. Böylece otokodlayıcı model mimarisinin çıkışında, girişten verilen işaretin en az hata ile elde edilmesi amaçlanmaktadır. Şekil 4.16'da genel otokodlayıcı modeli gösterilmektedir.



Şekil 4.16 : Genel otokodlayıcı modeli.

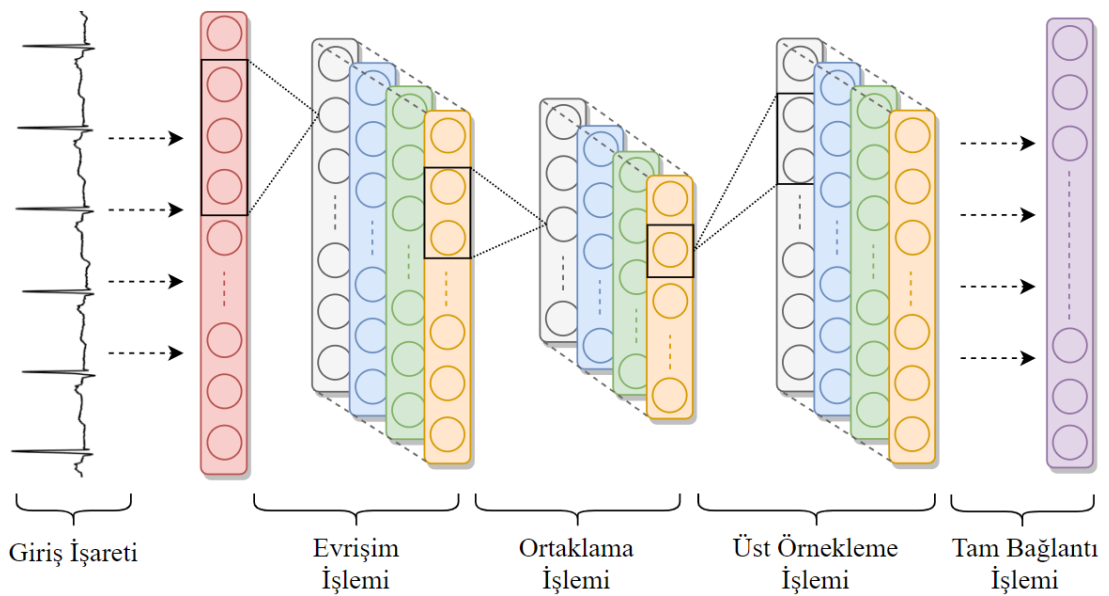
Burada x ile giriş vektör değerleri, $\hat{x}$ ile de sıkıştırılan işaretin yeniden elde edildikten sonra oluşan değerler temsil edilmektedir. Kodlayıcı ve kodçözücü bölümünün ortasında yer alan y ile sıkıştırılarak boyutu azaltılmış öznitelikler ifade edilmektedir.

Otokodlayıcılar ESA’larda olduğu gibi genellikle görüntüler üzerinde kullanılmaktadır [61-62]. Bu uygulamalar, girişte verilen görüntüyü sıkıştırma ve en az hata ile yeniden üretmeyi amaçlamaktadır. Yine ESA modellerindeki gibi otokodlayıcı yapıları da bir boyutlu olarak kullanılabilir.

4.5.1 Bir boyutlu evrişimsel otokodlayıcılar

Otokodlayıcı modelleri de hem iki boyutlu hem de tek boyutlu olarak tasarlanabilmektedir. Görüntü gibi iki boyutlu veriler üzerinde çalışıldığında daha verimli bir sıkıştırma işlemi gerçekleştirmek için iki boyutlu otokodlayıcı modelleri tasarlanmaktadır. Fakat zaman serisi verileri ile çalışıldığında tek boyutlu evrişimsel otokodlayıcılar (1B-EOK) oldukça başarılı sıkıştırma değerleri sunmaktadır. İlk olarak 1B-EOK’lar tipik derin sinir ağları ile karşılaştırıldığında, güçlü özellik öğrenmesinden dolayı sınıflandırma ve sıkıştırma konularında daha yüksek başarı göstermektedir. İkinci olarak girişten aldığı görsel verilerle çalışan EOK modelleri ile karşılaştırıldığında, 1B-EOK modelleri işlem yükü bakımından oldukça tasarruflu ve zaman bakımından daha hızlı çalıştığı gözlenmektedir. 1B-EOK’lar girişten aldıkları tek boyutlu işaretleri önemli verileri kaybetmeden daha başarılı sıkıştırabilmektedir.

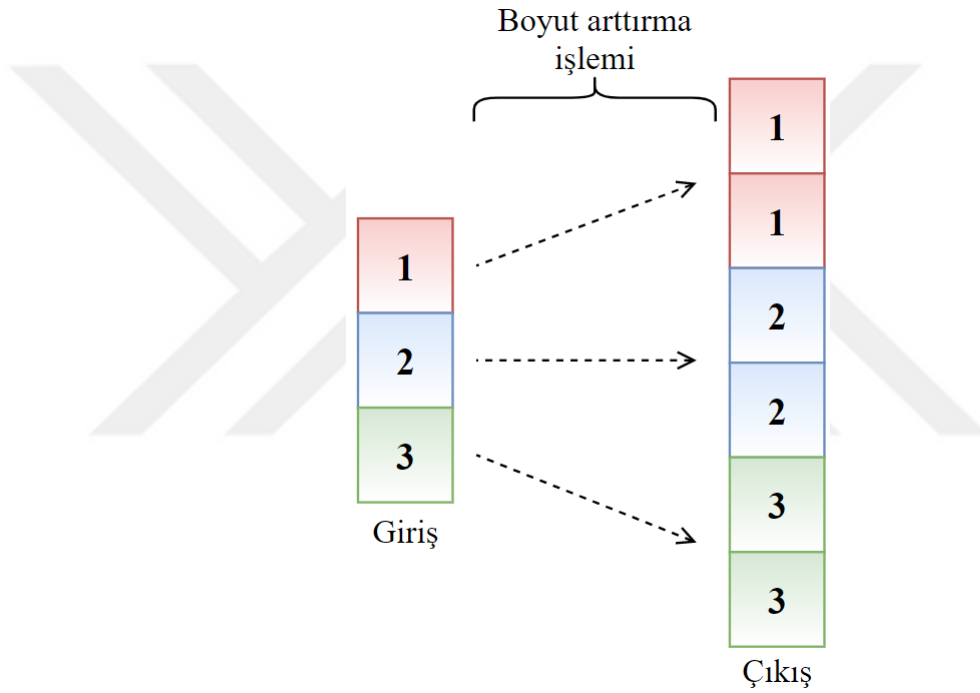
1B-EOK’ların bir diğer önemli özelliği olarak etiket bilgisi olmadan işaretlerin öznitelik haritalarını oluşturarak sıkıştırma veya sınıflandırma yaparken gözetimsiz öğrenmeyi kullanması verilebilmektedir. Şekil 4.17’de bir boyutlu evrişimsel otokodlayıcı modeli gösterilmektedir [63].



Şekil 4.17 : Bir boyutlu evrişimsel otokodlayıcı modeli.

4.5.1.1 Boyut genişletme katmanı

Ortaklama katmanının aksine boyut genişletme için kullanılan katmanlarda, girişe verilen işaretin boyutunu arttırmak amaçlanmaktadır. Boyut arttırma işlemi, kullanılan veri setine uygun olarak çeşitli şekillerde yapılabilir. Boyut arttırma işlemleri en yakın komşu örnekleme veya bir değerin yanına sıfır değerini atayarak yapılabilir. Bu katman ile kodlayıcı katmanlarında kaybedilen bilgi geri kazanılamamaktadır. Çıktı olarak asıl amaç kodlayıcı girişine verilen boyutta çıkış üretmek ve hatayı minimumda tutacak değerleri atayabilmektir. Şekil 4.18’de en yakın komşu örnekleme ile yapılan boyut arttırma işlemi gösterilmektedir.



Şekil 4.18 : Boyut arttırma işlemi örneği.

Boyut artırma katmanı, Şekil 4.18’de de görüldüğü gibi girişinden aldığı 3x1 boyutlu vektörü çıkışında 6x1 boyutlu olarak çıkışında vermektedir.

5. MATERYAL VE METOT

5.1 EKG Veri Tabanı

Bu çalışmada, geliştirilen sıkıştırma yöntemlerinin eğitim ve test aşamaları için MIT-BIH Arrhythmia veri seti içerisinde bulunan 48 kaydın ilk 10 dakikalık bölümleri kullanılmıştır. Bu veri seti, yapılacak çalışmaları teşvik etmek ve farklı algoritmaların tekrarlanabilir ve objektif olarak karşılaştırılabilir olması için Boston'un Beth Israel Hospital'ın (BIH) Aritmi Laboratuvarı tarafından uzun süreli EKG kayıtları toplanarak sayısallaştırılmıştır.

MIT-BIH Aritmi Veritabanı için 1969-1975 yılları arasında BIH Aritmi Laboratuvarı tarafından incelenen 47 denekten 24 saatlik kayıtlar yapılarak ve bu kayıtlardan 48 tane yarım saatlik alıntılar seçilerek oluşturulmuştur (kayıt 201 ve 202 aynı kişiden alınmıştır). Veriler, %60'ı yatarak tedavi gören, 32-89 yaş aralığındaki 25 erkek ve 23-89 yaş aralığındaki 22 kadın olmak üzere toplam 47 kişiden toplanmıştır. EKG kayıtları 2 kanallı Holter cihazı kullanılarak kaydedilmiştir. Sayısallaştırma oranı (kanal başına saniyede 360 örnek), 60 Hz (şebeke frekansı) parazitini gidermek için basit sayısal süzgeçlerin kullanımına uygun olarak seçilmiştir [64-65].

5.1.1 Veri ön işleme ve veri arttırma

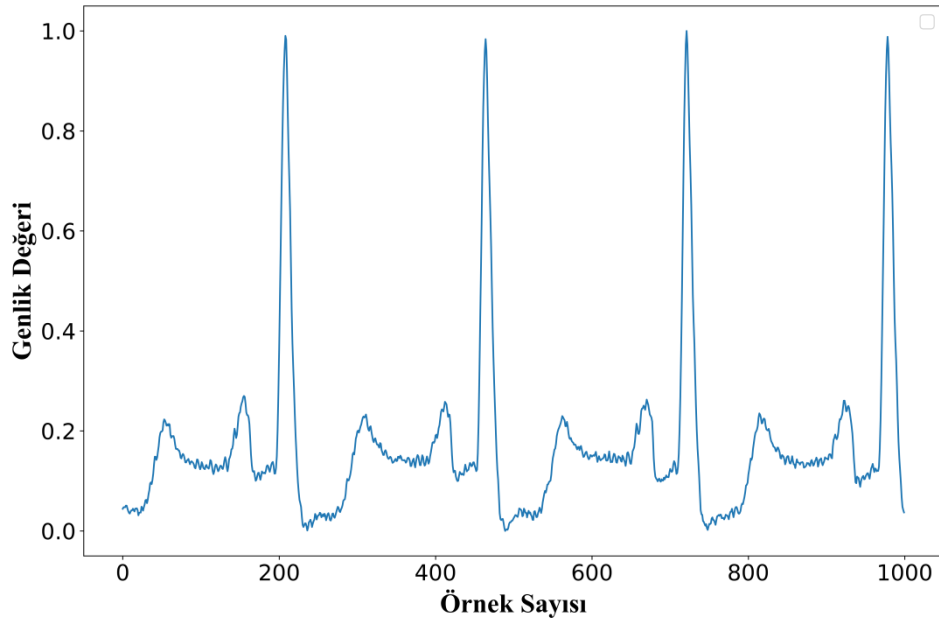
EKG işaretleri, geliştirilen modeller üzerinde kullanımı esnasında daha etkili sonuçlar elde edilebilmesi için ön işleme sürecinden geçirilmişlerdir. İşaretler üzerinde ilk olarak sıkıştırma başarısını olumsuz etkileyebilecek olan taban hattı kayması (baseline drift), yüksek frekans gürültüsü ve şebeke gürültüsü gibi bileşenler temizlenmiştir. Sözü edilen bileşenlerin temizlenmesi için, EKG işaretleri 1-150 Hz aralığında frekans bandına sahip 4. Dereceden Butterworth bant geçiren ve 60 Hz merkez frekanslı dar bantlı söndüren süzgeçlerden geçirilmiştir.

Gürültüden temizlenen her bir EKG işareti, 1000 örnekten oluşan bölütlere ayrılmış ve denklem 5.1'de verilen Minimum-Maksimum normalleştirme yöntemi kullanılarak genlik değerleri (0-1) arasına normaliz edilmiştir.

$$x_{\text{NOR}} = \frac{x - x_{\text{min}}}{x_{\text{max}} - x_{\text{min}}} \quad (5.1)$$

Burada x_{NOR} ile normalize edilmiş çıkış, x ile gürültüden arındırılmış EKG işareti, x_{max} ile EKG işaretinin maksimum ve x_{min} ile EKG işaretinin minimum değeri ifade edilmektedir.

Önerilen iki yöntemde de daha iyi sonuçlar elde edebilmek için veri arttırma işlemi uygulanmıştır. Veri arttırma işlemi modellerin eğitimi için kullanılan işaretlere en az üç QRS dalgası sığacak şekilde %50 örtüşmeli olarak yapılmıştır. Şekil 5.1’de ön işleme ve veri arttırma adımlarından geçmiş olan örnek bir işaret gösterilmektedir.



Şekil 5.1 : Ön işleme ve veri arttırma işleminden geçmiş örnek işaret.

EKG işaretlerinin örnekleme frekansı 360 Hz olduğundan dolayı her bir EKG bölütü 1000 örnekten oluşacak şekilde 48x100 tane EKG bölütü elde edilmiştir. Önerilen yöntem-1 ve önerilen yöntem-2’de elde edilen bu EKG işaretlerinin %80’i eğitim veri kümesi, %10’u doğrulama veri kümesi ve kalan %10’u test veri kümesi olarak kullanılmıştır.

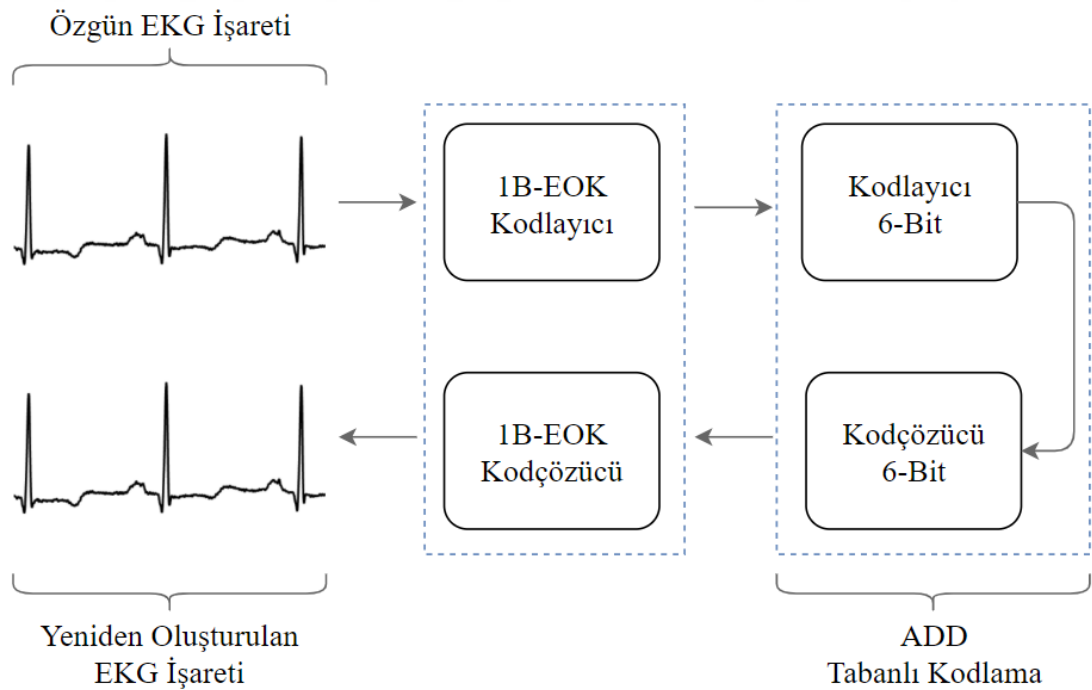
5.2 Ayırık Dalgacık Dönüşümü

Önerilen yöntemlerin sıkıştırma başarımını yükseltmek amacıyla geliştirilen modellerde 1B-EOK yapılarının, kodlayıcı ve kod çözücü bölümleri arasına ayırık dalgacık dönüşümü tabanlı (ADD) kodlayıcı-kodçözücü uygulanmıştır [42].

Modellerdeki 1B-EOK yapılarının kodlayıcı çıkışından elde edilen tek boyutlu sıkıştırılmış işaretlerin ADD katsayıları, 4 seviyeli Daubechies-2 (db2) dalgacık kılavuzu kullanılarak elde edilmiştir. Burada kullanılacak eşik değeri, işaretin enerjisinin %95'i korunacak şekilde otomatik olarak belirlenmiştir. Belirlenen eşik değerinden küçük olan ADD katsayıları 0 ile değiştirilerek ADD katsayıları dizisi yeniden elde edilmiştir. Bu katsayıların sıfırdan farklı olanları 2^Q ile $2^{Q+1} - 1$ değerleri arasına dönüştürülürken, ardışık sıfırların sayısı ise 1 ile $2^Q - 1$ değerleri arasına dönüştürülüp $(Q + 1)$ adet bit kullanarak kodlanmıştır. Elde edilen bu katsayılar ADD tabanlı kodçözücünden geçirildikten sonra 1B-EOK yapısının kodçözücü kısmına girdi olarak uygulanmış ve EKG işareti yeniden elde edilmiştir.

5.3 Önerilen Yöntem-1 (Evrşimsel Otokodlayıcı ve ADD dayalı sıkıştırma modeli)

Bu tez çalışmasında önerilen birinci yöntem, evrşimsel otokodlayıcı ve ADD dayalı sıkıştırma yöntemidir. Önerilen bu yöntem ile gürültüden arındırılan ve ön işleme sürecinden geçirilen EKG işaretleri sıkıştırılarak başarılı bir şekilde yeniden elde edilebilmiştir. Önerilen yöntem-1'e ait blok diyagramı şekil 5.2'de gösterilmektedir.

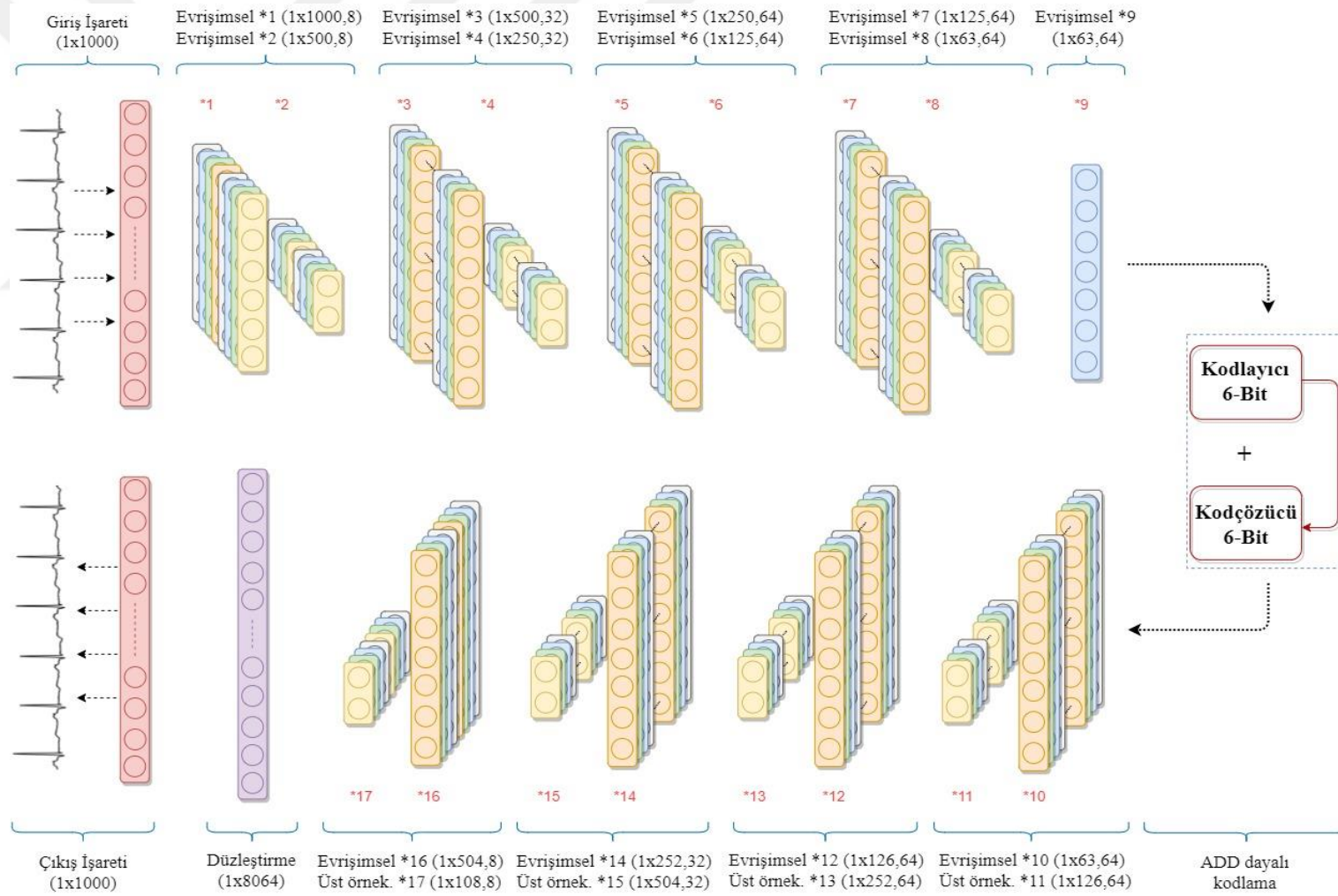


Şekil 5.2 : Önerilen yöntem-1'e ait blok diyagramı.

Önerilen yöntem-1’de geliştirilen işaret sıkıştırma mimarisine ait evrişimsel otokodlayıcı bölümünün kodlayıcı kısmında, 9 adet evrişimsel katman ve 1 adet paket normalizasyonu kullanılmıştır. Evrişimsel otokodlayıcının kodçözücü kısmında ise 4 adet evrişimsel katman, 4 adet üst örnekleme katmanı, 1 adet düzleştirme ve 1 adet tam bağlantılı katmanlar kullanılmıştır. Ayrıca evrişimsel otokodlayıcı bölümünün kodlayıcı ve kodçözücü kısımları arasında ADD tabanlı 6-Bit kodlayıcı-kodçözücü yapısı kullanılmıştır. Geliştirilen mimari içerisinde evrişimsel katmanlarda doğrultulmuş doğrusal birim (ReLU) ve çıkış katmanı olan tam bağlantılı katmanda sigmoid aktivasyon fonksiyonları kullanılmıştır. ADD tabanlı kodlayıcı-kodçözücü için Q değeri 5 olarak alınmış ve sistemin eğitimi için küme boyutu 32 olarak seçilmiştir. Eğitim esnasında öğrenmeyi kolaylaştırmak adına rastgele sayı üretici (seed) kullanılarak başlangıçtaki ağırlık değerleri ayarlanmıştır.

Geliştirilen modelin kodlayıcı kısmında kullanılan maksimum ortaklama (maximum pooling) katmanları işaretin boyutunu azaltırken yeniden oluşturma hatasında artmaya neden olduğu gözlenmiştir. Bu nedenle geliştirilen mimaride, girişe verilen EKG işaretlerinin boyutunu azaltmak için ortaklama katmanları yerine evrişim katmanları tercih edilmiştir. Boyut azaltmak için kullanılan evrişim katmanlarında adım sayısı (stride) 2 olarak kullanılırken diğer evrişim katmanlarında adım sayısı 1 olarak kullanılmıştır. Ayrıca 1B-EOK yapısının kodlayıcı ve kodçözücü kısmında bulunan bütün evrişim katmanlarında gelen girdi ile alınan çıktı boyutu aynı olacak şekilde dolgulama yöntemi kullanılmıştır. Boyut azaltma için kullanılan evrişim katmanlarındaki girdi-çıkı arasındaki boyut farkı, kullanılan adım sayısından kaynaklı olarak gerçekleşmiştir.

Önerilen yöntem-1 için geliştirilen mimaride 1B-EOK yapısı için ‘Adam’ en iyilime yöntemi kullanılmıştır. Öğrenme hızı (learning rate) ilk 40 eğitim döngüsü için 0,0001 olarak seçilmişken geri kalan eğitim döngüleri boyunca 0,001 olarak seçilmiştir. Kayıp fonksiyonu için ortalama karesel hata (mean squared error - MSE) ölçütü kullanılmıştır. Şekil 5.3’te önerilen yöntem-1’e ait geliştirilen işaret sıkıştırma mimarisi gösterilmektedir.



Şekil 5.3 : Önerilen Yöntem-1 mimarisi.

Çizelge 5.1’de önerilen yöntem-1 için geliştirilen işaret sıkıştırma mimarisine ait kullanılan bütün katmanlar için detaylar verilmiştir.

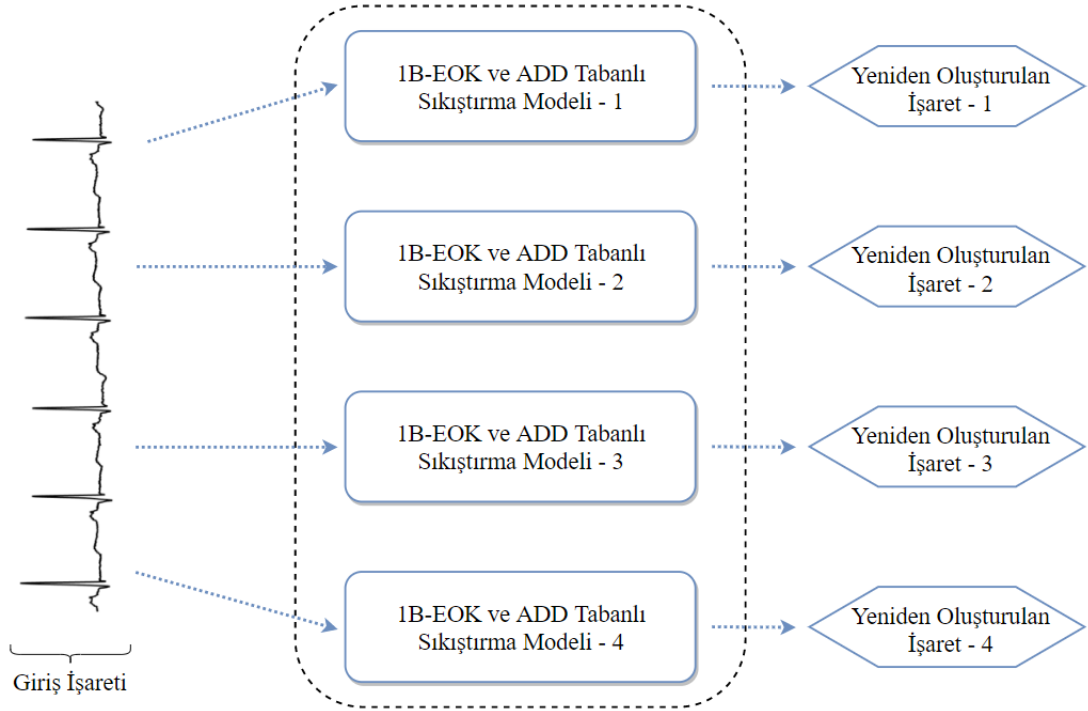
Çizelge 5.1 : Önerilen yöntem-1 için geliştirilen 1B-EOK mimarisinin detayları.

	Katman	Adım Sayısı	Aktivasyon Fonksiyonu	Süzgeç Boyutu	Çıkış Boyutu	Parametre Sayısı
1	Evrişimsel	1	ReLU	6	1x1000,8	56
2	Evrişimsel	2	ReLU	2	1x500,8	136
3	Evrişimsel	1	ReLU	7	1x500,32	1824
4	Paket norm.	-	-	-	1x500,32	128
5	Evrişimsel	2	ReLU	2	1x250,32	2080
6	Evrişimsel	1	ReLU	7	1x250,64	14400
7	Evrişimsel	2	ReLU	2	1x125,64	8256
8	Evrişimsel	1	ReLU	7	1x125,64	28736
9	Evrişimsel	2	ReLU	2	1x63,64	8256
10	Evrişimsel	1	ReLU	7	1x63,1	449
11	Evrişimsel	1	ReLU	7	1x63,64	512
12	Üst örnekleme	-	-	2	1x126,64	0
13	Evrişimsel	1	ReLU	7	1x126,64	28376
14	Üst örnekleme	-	-	2	1x252,64	0
15	Evrişimsel	1	ReLU	7	1x252,32	14368
16	Üst örnekleme	-	-	2	1x504,32	0
17	Evrişimsel	1	ReLU	6	1x504,8	1544
18	Üst örnekleme	-	-	2	1x1008,8	0
19	Düzleştirme	-	-	-	1x8064	0
20	Tam Bağlantılı	-	Sigmoid	-	1x1000	8065000
Toplam parametre sayısı						8174481

5.4 Önerilen Yöntem-2

Bu tez çalışması kapsamında önerilen ikinci yöntem’de, aynı giriş ile beslenen ve birbirine paralel bir şekilde çalışarak aynı anda eğitim işlemine başlayan modellerden oluşan EKG işareti sıkıştırma sistemi geliştirilmiştir. Geliştirilen sistemde, aynı EKG işareti sistem içerisinde bulunan dört farklı modele girdi olarak verilerek, dört farklı sıkıştırma oranı ve yeniden oluşturma hatasına sahip yeniden oluşturulmuş EKG işaretleri elde edilmiştir.

Sistem içerisinde kullanılan dört model için önerilen yöntem-1’de olduğu gibi 1B-EOK kodlayıcı-kodçözücü bölümleri arasında ADD dayalı kodlayıcı-kodçözücü yapısı kullanılmıştır. Böylece her modelin çıkışında elde edilen başarımlar artırılmıştır. Şekil 5.4’te önerilen yöntem-2’ye ait blok diyagramı gösterilmektedir.



Şekil 5.4 : Önerilen yöntem-2'ye ait blok diyagramı.

Sistem içerisinde kullanılan modellere ilişkin detaylar aşağıda verilmektedir.

- **1B-EOK ve ADD Tabanlı Sıkıştırma Modeli-1 :**

Geliştirilen sistemin ilk modelinde, 1B-EOK yapısının kodlayıcı kısmında 5 adet evrişimsel katman kullanılmıştır. Önerilen yöntem-1’de olduğu gibi bu modelde de boyut azaltma işlemi adım sayısı 2 olan evrişim katmanları ile gerçekleştirilmiştir. Evrişim katmanlarının her birinde aktivasyon fonksiyonu olarak ReLU kullanılmıştır.

Çıkış katmanında ise sigmoid aktivasyon fonksiyonu tercih edilmiştir. 1B-EOK yapısının kodçözücü kısmında ise 2 adet evrişimsel, 2 adet üst örnekleme, düzleştirme ve tam bağlantılı katmanlar kullanılmıştır. Sıkıştırılan işaretlerin boyut arttırma işlemi üst örnekleme katmanları ile yapılmıştır. Modelde küme boyutu 32 seçilmiştir. Öğrenme hızı ilk 40 eğitim döngüsü boyunca 0,0001 devamındaki eğitim döngüleri için 0,001 olarak kullanılmıştır. Modelde sıkıştırma başarımını arttırmak için 1B-EOK yapısının kodlayıcı ve kodçözücü kısımları arasında ADD tabanlı 6-bit kodlayıcı-kodçözücü yapısı kullanılmıştır. Geliştirilen sistem içerisindeki model-1’de kayıp fonksiyonu olarak ortalama karesel hata ölçütü kullanılmıştır. Çizelge 5.2’de 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-1’e ait kullanılan katmanlar için detaylar verilmiştir.

Çizelge 5.2 : 1B-EOK sıkıştırma modeli-1 katman detayları.

	Katman	Adım Sayısı	Aktivasyon Fonksiyonu	Süzgeç Boyutu	Çıkış Boyutu	Parametre Sayısı
1	Evrişimsel	1	ReLU	6	1x1000,16	112
2	Paket norm.	-	-	-	1x1000,16	64
3	Evrişimsel	2	ReLU	2	1x500,32	1056
4	Evrişimsel	1	ReLU	6	1x500,64	12352
5	Evrişimsel	2	ReLU	2	1x250,64	8256
6	Evrişimsel	1	ReLU	7	1x250,1	449
7	Evrişimsel	1	ReLU	6	1x250,64	448
8	Üst örnekleme	-	-	2	1x500,64	0
9	Evrişimsel	1	ReLU	6	1x500,8	3080
10	Üst örnekleme	-	-	2	1x1000,8	0
11	Düzleştirme	-	-	-	1x8000	0
12	Tam Bağlantılı	-	Sigmoid	-	1x1000	8001000
Toplam parametre sayısı						8026817

- **1B-EOK ve ADD Tabanlı Sıkıştırma Modeli-2 :**

Geliştirilen sistemin ikinci modelinde, 1B-EOK yapısının kodlayıcı kısmında 7 adet evrişimsel katman kullanılmıştır. Bu modelde de boyut azaltma işlemi adım sayısı 2 olan evrişim katmanları ile gerçekleştirilmiştir. 1B-EOK yapısının kodçözücü kısmında ise 3 adet evrişimsel, 3 adet üst örnekleme, düzleştirme ve tam bağlantılı katmanlar kullanılmıştır. Sıkıştırılan işaretlerin boyut artırma işlemi üst örnekleme katmanları ile yapılmıştır. Modelde küme boyutu 32, öğrenme hızı ilk 40 eğitim döngüsü boyunca 0,0001 devamındaki eğitim döngüleri için 0,001 olarak kullanılmıştır. Ayrıca 1B-EOK yapısının kodlayıcı ve kodçözücü kısımları arasında ADD tabanlı 6-bit kodlayıcı-kodçözücü yapısı kullanılmıştır. Model-2’de kayıp fonksiyonu olarak ortalama karesel hata ölçütü kullanılmıştır. Çizelge 5.3’te 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-2’ye ait detaylar verilmiştir.

Çizelge 5.3 : 1B-EOK sıkıştırma modeli-2 katman detayları.

	Katman	Adım Sayısı	Aktivasyon Fonksiyonu	Süzgeç Boyutu	Çıkış Boyutu	Parametre Sayısı
1	Evrişimsel	1	ReLU	6	1x1000,8	56
2	Evrişimsel	2	ReLU	2	1x500,8	136
3	Evrişimsel	1	ReLU	7	1x500,32	1824
4	Paket norm.	-	-	-	1x500,32	128
5	Evrişimsel	2	ReLU	2	1x250,32	2080
6	Evrişimsel	1	ReLU	7	1x250,64	14400
7	Evrişimsel	2	ReLU	2	1x125,64	8256
8	Evrişimsel	1	ReLU	7	1x125,1	449
9	Evrişimsel	1	ReLU	7	1x125,64	512
10	Üst örnekleme	-	-	2	1x250,64	0
11	Evrişimsel	1	ReLU	7	1x250,32	14368
12	Üst örnekleme	-	-	2	1x500,32	0
13	Evrişimsel	1	ReLU	6	1x500,8	1544
14	Üst örnekleme	-	-	2	1x1000,8	0
15	Düzleştirme	-	-	-	1x8000	0
16	Tam Bağlantılı	-	Sigmoid	-	1x1000	8065000
Toplam parametre sayısı						8001000

• **1B-EOK ve ADD Tabanlı Sıkıştırma Modeli-3 :**

Geliştirilen sistemin üçüncü modelinde, 1B-EOK yapısının kodlayıcı kısmında 9 adet evrişimsel katman kullanılmıştır. Bu modelde de boyut azaltma işlemi adım sayısı 2 olan evrişim katmanları ile gerçekleştirilmiştir. 1B-EOK yapısının kodçözücü kısmında ise 4 adet evrişimsel, 4 adet üst örnekleme, düzleştirme ve tam bağlantılı katmanlar kullanılmıştır. Sıkıştırılan işaretlerin boyut artırma işlemi üst örnekleme katmanları ile yapılmıştır. Çizelge 5.4'te 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-3'ye ait detaylar verilmiştir.

Çizelge 5.4 : 1B-EOK sıkıştırma modeli-3 katman detayları.

	Katman	Adım Sayısı	Aktivasyon Fonksiyonu	Süzgeç Boyutu	Çıkış Boyutu	Parametre Sayısı
1	Evrişimsel	1	ReLU	6	1x1000,8	56
2	Evrişimsel	2	ReLU	2	1x500,8	136
3	Evrişimsel	1	ReLU	7	1x500,32	1824
4	Paket norm.	-	-	-	1x500,32	128
5	Evrişimsel	2	ReLU	2	1x250,32	2080
6	Evrişimsel	1	ReLU	7	1x250,64	14400
7	Evrişimsel	2	ReLU	2	1x125,64	8256
8	Evrişimsel	1	ReLU	7	1x125,64	28736
9	Evrişimsel	2	ReLU	2	1x63,64	8256
10	Evrişimsel	1	ReLU	7	1x63,1	449
11	Evrişimsel	1	ReLU	7	1x63,64	512
12	Üst örnekleme	-	-	2	1x126,64	0
13	Evrişimsel	1	ReLU	7	1x126,64	28376
14	Üst örnekleme	-	-	2	1x252,64	0
15	Evrişimsel	1	ReLU	7	1x252,32	14368
16	Üst örnekleme	-	-	2	1x504,32	0
17	Evrişimsel	1	ReLU	6	1x504,8	1544
18	Üst örnekleme	-	-	2	1x1008,8	0
19	Düzleştirme	-	-	-	1x8064	0
20	Tam Bağlantılı	-	Sigmoid	-	1x1000	8065000
Toplam parametre sayısı						8174481

Geliştirilen sistem içerisindeki model-3 yapısında küme boyutu 32, öğrenme hızı ilk 40 eğitim döngüsü boyunca 0,0001 devamındaki eğitim döngüleri için 0,001 olarak kullanılmıştır. Ayrıca 1B-EOK yapısının kodlayıcı ve kodçözücü kısımları arasında ADD tabanlı 6-bit kodlayıcı-kodçözücü yapısı kullanılmıştır. Model-3'te kayıp fonksiyonu olarak ortalama karesel hata ölçütü kullanılmıştır.

- **1B-EOK ve ADD Tabanlı Sıkıştırma Modeli-4 :**

Geliştirilen sistemin dördüncü modelinde, 1B-EOK yapısının kodlayıcı kısmında 11 adet evrişimsel katman kullanılmıştır. Geliştirilen dördüncü modelde de boyut azaltma işlemi için adım sayısı 2 olan evrişim katmanları kullanılmıştır. 1B-EOK yapısının kodçözücü kısmında ise 5 adet evrişimsel, 5 adet üst örnekleme, düzleştirme ve tam bağlantılı katmanlar kullanılmıştır. Sıkıştırılan işaretlerin boyut artırma işlemi üst örnekleme katmanları ile yapılmıştır. Çizelge 5.5'te 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-4'e ait detaylar verilmiştir.

Çizelge 5.5 : 1B-EOK sıkıştırma modeli-4 katman detayları.

	Katman	Adım Sayısı	Aktivasyon Fonksiyonu	Süzgeç Boyutu	Çıkış Boyutu	Parametre Sayısı
1	Evrişimsel	1	ReLU	6	1x1000,8	56
2	Evrişimsel	2	ReLU	2	1x500,8	136
3	Evrişimsel	1	ReLU	7	1x500,16	912
4	Paket norm.	-	-	-	1x500,16	64
5	Evrişimsel	2	ReLU	2	1x250,16	528
6	Evrişimsel	1	ReLU	9	1x250,32	4640
7	Evrişimsel	2	ReLU	2	1x125,32	2080
8	Evrişimsel	1	ReLU	7	1x125,64	14400
9	Evrişimsel	2	ReLU	2	1x63,64	8256
10	Evrişimsel	1	ReLU	9	1x63,32	18464
11	Evrişimsel	2	ReLU	2	1x32,32	2080
12	Evrişimsel	1	ReLU	7	1x32,1	225
13	Evrişimsel	1	ReLU	7	1x32,32	256
14	Üst örnekleme	-	-	2	1x64,32	0

Çizelge 5.5 (devam) : 1B-EOK sıkıştırma modeli-4 katman detayları.

	Katman	Adım Sayısı	Aktivasyon Fonksiyonu	Süzgeç Boyutu	Çıkış Boyutu	Parametre Sayısı
15	Evrişimsel	1	ReLU	9	1×64,64	18496
16	Üst örnekleme	-	-	2	1×128,64	0
17	Evrişimsel	1	ReLU	7	1×128,32	14368
18	Üst örnekleme	-	-	2	1×256,32	0
19	Evrişimsel	1	ReLU	7	1×256,16	3600
20	Üst örnekleme	-	-	2	1×512,16	0
21	Evrişimsel	1	ReLU	6	1×512,8	776
22	Üst örnekleme	-	-	2	1×1024,8	0
23	Düzleştirme	-	-	-	1×8192	0
24	Tam Bağlantılı	-	Sigmoid	-	1×1000	8193000
Toplam parametre sayısı						8282337

Geliştirilen sistem içerisindeki model-4 yapısında küme boyutu 32, öğrenme hızı ilk 40 eğitim döngüsü boyunca 0,0001 devamındaki eğitim döngüleri için 0,001 olarak kullanılmıştır. Ayrıca 1B-EOK yapısının kodlayıcı ve kodçözücü kısımları arasında ADD tabanlı 6-bit kodlayıcı-kodçözücü yapısı kullanılmıştır. Model-4'te kayıp fonksiyonu olarak ortalama karesel hata ölçütü kullanılmıştır.

6. DENEYSEL SONUÇLAR

6.1 Kullanılan Donanım

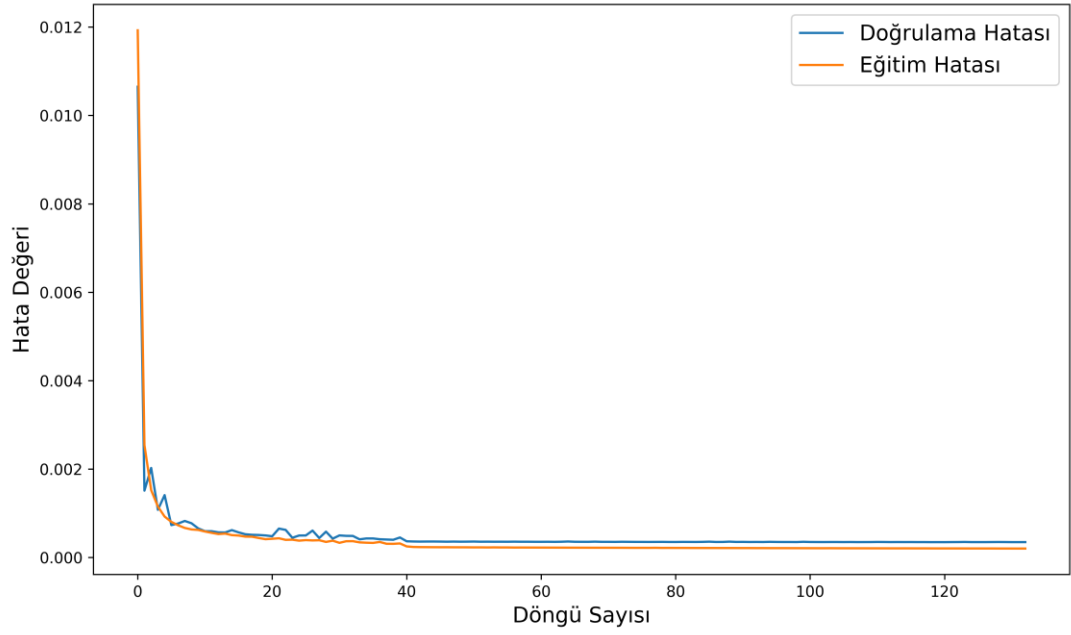
Önerilen birinci ve ikinci yöntemler için evrişimsel otokodlayıcı çalışmaları Python dilinde Keras [66] ve Tensorflow [67] kütüphaneleri aracılığı ile gerçekleştirilmiştir. Yapılan çalışmalarda, 2.80 Ghz Intel Core i5 işlemci, 32 GB RAM ve GPU NVIDIA GTX1060 içeren bir iş istasyonu kullanılmıştır.

6.2 Başarım Sonuçlarının Değerlendirilmesi

6.2.1 Önerilen yöntem-1 için başarım sonuçları

Önerilen yöntem-1’de sıkıştırma başarımını değerlendirmek amacıyla MIT-BIH Arrhythmia veri tabanı içerisinde bulunan 48 kaydın ilk 10 dakikalık bölümleri kullanılmıştır. Bu kayıtlar en az 3 QRS dalgası içerecek şekilde 1000 örneklilik bölümlere ayrılarak toplam 19200 adetten oluşan veri kümesi oluşturulmuştur. Veri kümesinin %90’i (17280 adet) eğitim ve kalan %10’u (1920 adet) test için rastgele bir şekilde ayrılmıştır. Önerilen yöntemin eğitimi sırasında, eğitim için ayrılan verinin %10’u (1728 adet) doğrulama için kullanılmıştır.

Önerilen yöntem-1’in sıkıştırma başarımının değerlendirilmesinde yanlılık etkisini (biasing effect) azaltabilmek için eğitim ve test aşamalarında 10 kat çapraz doğrulama (ten-fold cross validation) yöntemi kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Her kat için kullanılan eğitim ve test verisi değişiklik göstermiştir. Bütün katlarda eğitim döngü sayısı 150 olarak seçilmiştir. Eğitim sırasında zamandan tasarruf etmek için keras kütüphanesi içinde bulunan erken durdurma (EarlyStopping) komutu kullanılmıştır. Bu sayede arka arkaya 10 eğitim döngüsü boyunca model eğitilmediği görüldüğünde sıkıştırma işlemi tamamlanmıştır. Her bir kat için eğitim döngü sayısı ile değişen kayıp eğrileri kaydedilmiştir. Kaydedilen eğrilerdeki tek fark eğitim döngü sayısının erken durdurma komutu ile değişmesinden kaynaklanmıştır. Bunun haricinde benzer grafikler elde edilmiştir. Şekil 6.1’de önerilen yöntem-1’e ait kat 4 için kaydedilen kayıp eğrisi gösterilmektedir.



Şekil 6.1 : Önerilen yöntem-1'e ait kayıp eğrisi (Kat 4).

Her katta model eğitimi tamamlandıktan sonra ayrılan test veri kümesi ile sistemin başarımı hesaplanmıştır. 10 kat için ortalama MPRD, CR ve bu değerlere ait standart sapmaları (std) değerlendirilerek çizelge 6.1’de sunulmuştur.

Çizelge 6.1 : Önerilen yöntem-1’in her bir EKG kaydına göre ortalama başarımlar sonuçları.

#	EKG Kaydı	MPRD (%)	std	CR	std
1	Mit100	19,36	2,37	32,76	1,76
2	Mit101	19,61	6,27	32,23	2,38
3	Mit102	22,89	3,73	31,22	1,84
4	Mit103	14,64	2,57	31,54	1,85
5	Mit104	32,13	12,82	32,42	2,34
6	Mit105	16,19	3,54	29,91	1,81
7	Mit106	17,35	3,33	32,03	2,64
8	Mit107	17,02	2,30	32,40	2,14
9	Mit108	21,94	8,02	33,48	2,53
10	Mit109	14,55	2,51	31,08	1,62
11	Mit111	20,14	4,74	29,77	1,54
12	Mit112	19,12	2,49	29,23	1,37
13	Mit113	15,99	2,95	31,47	1,97
14	Mit114	33,11	6,27	36,16	4,69
15	Mit115	17,15	2,28	33,57	2,47

Çizelge 6.1 (Devam) : Önerilen yöntem-1'in her bir EKG kaydına göre ortalama başarımları.

#	EKG Kaydı	MPRD (%)	std	CR	std
16	Mit116	15,23	2,69	30,31	1,90
17	Mit117	17,02	2,10	34,81	2,45
18	Mit118	21,15	3,84	34,37	2,55
19	Mit119	16,02	2,80	32,78	3,05
20	Mit121	15,28	3,73	33,68	2,88
21	Mit122	13,51	3,42	31,13	1,98
22	Mit123	16,22	2,26	34,90	2,67
23	Mit124	16,84	3,61	37,09	3,08
24	Mit200	22,63	5,86	33,71	3,67
25	Mit201	16,23	3,24	33,14	4,82
26	Mit202	14,93	3,00	34,81	2,03
27	Mit203	22,60	8,83	32,46	3,57
28	Mit205	16,35	2,72	30,15	1,51
29	Mit207	19,01	5,22	38,69	4,70
30	Mit208	18,27	3,51	29,90	1,96
31	Mit209	20,06	4,64	28,65	1,34
32	Mit210	17,27	5,87	32,34	2,35
33	Mit212	21,68	4,19	28,17	1,40
34	Mit213	17,08	2,87	27,46	1,19
35	Mit214	18,18	4,52	33,32	3,22
36	Mit215	21,24	4,92	28,00	1,40
37	Mit217	18,27	2,92	33,25	2,38
38	Mit219	16,58	3,12	31,89	2,86
39	Mit220	17,47	1,92	32,62	2,01
40	Mit221	16,63	2,92	33,54	2,53
41	Mit222	24,90	4,30	31,53	1,77
42	Mit223	15,85	3,20	30,46	1,93
43	Mit228	24,44	8,38	33,87	4,62
44	Mit230	17,08	2,61	31,74	2,28
45	Mit231	20,30	3,07	34,90	4,14
46	Mit232	23,65	5,31	35,49	5,80
47	Mit233	17,24	3,23	29,36	1,82
48	Mit234	15,80	3,29	31,68	1,67

Çizelge 6.1'de sunulmuş olan sonuçlara göre 48 EKG işaretlerinin, 36 tanesinde %13 ile %20 aralığında ve 10 tanesinde %20 ile %25 aralığında değişen ortalama

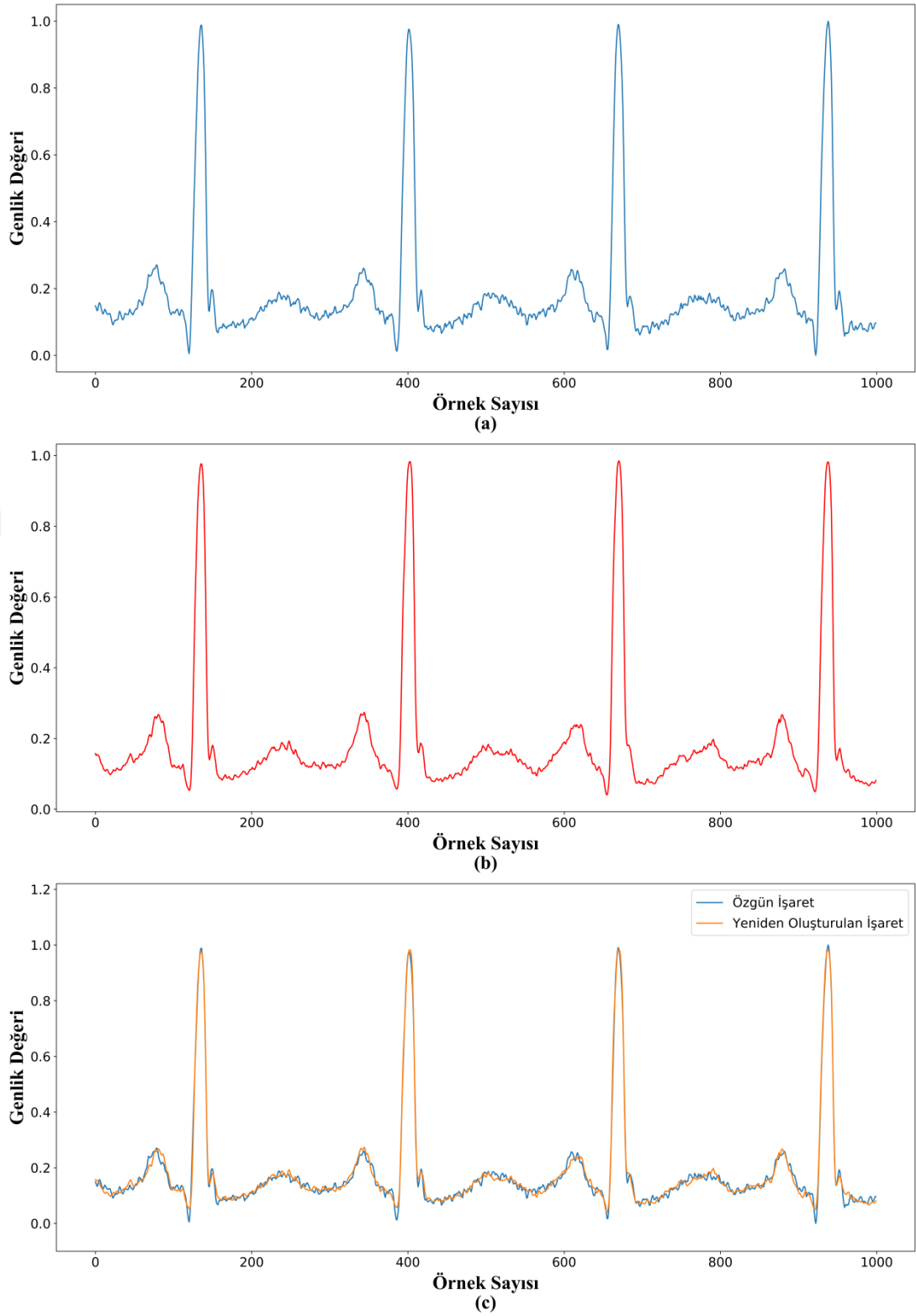
MPRD değerleri elde edilmiştir. Fakat Mit104 ve Mit114 isimli EKG işaretlerinde ortalama MPRD değerleri %30 değerinin üstünde elde edilmiştir. Bu iki EKG işaretinde karakteristik EKG dalga formlarının dışında çerçevelerin fazla olmasından dolayı ortalama MPRD değerleri %30'un üzerine çıkmıştır. Bu iki işaret için eğitim veri kümesinin yeterli olmadığı düşünülmektedir. Bu sonuçlar neticesinde önerilen yöntem-1'de 27.46: 1 ile 38.69: 1 aralığında değişen oranlarda sıkıştırma değerleri sağlanmıştır. Çizelge 6.2'de her bir kat için önerilen yöntem-1'in MPRD, CR, eğitim ve test süreleri açısından işaret sıkıştırma başarımı verilmiştir.

Çizelge 6.2 : Önerilen yöntem-1'in ortalama MPRD ve CR değerlerine göre sıkıştırma başarımı

Kat	MPRD (%)	Sıkıştırma Oranı (CR)	Eğitim Süresi (saat)	Test Süresi (ms/işaret)
Kat1	19,74	32,27	3,18	4,48
Kat2	17,94	30,98	2,86	3,83
Kat3	17,87	31,79	2,09	3,69
Kat4	18,61	32,25	2,22	3,88
Kat5	19,29	32,59	3,18	3,77
Kat6	18,93	32,35	1,35	3,85
Kat7	19,04	32,91	2,65	3,85
Kat8	20,04	32,86	2,29	3,83
Kat9	18,41	31,93	3,18	3,91
Kat10	19,25	32,74	3,2	4,02
Ortalama	18,91	32,27	2,62	3,91

Çizelge 6.2'de sunulmuş olan sonuçlara göre önerilen yöntem-1, %18.91 ortalama MPRD ve 32.27:1 ortalama CR değerleri elde etmiştir. Bunun yanı sıra her bir EKG işareti için yeniden oluşturma süresi ortalama 3.91ms'dir.

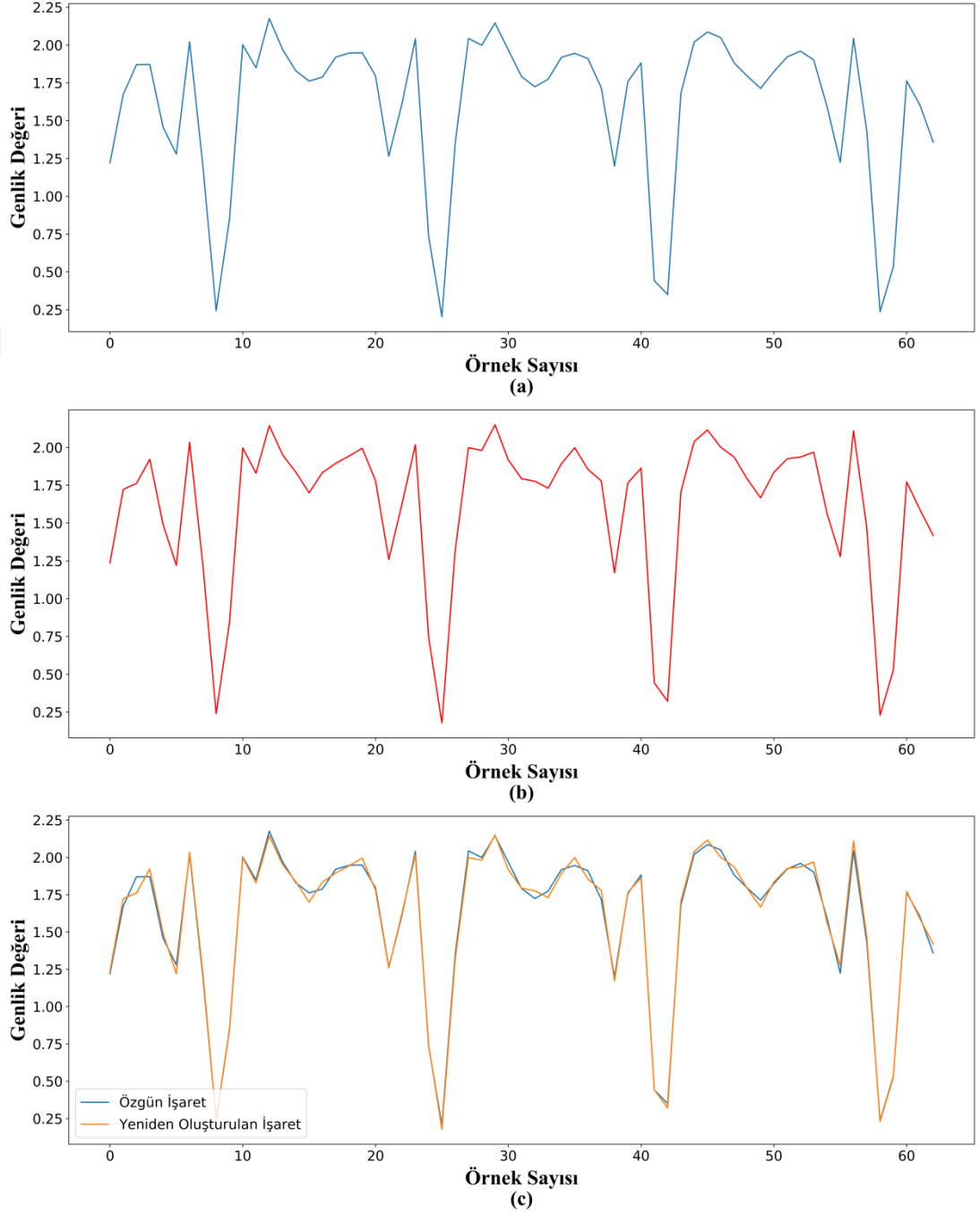
Şekil 6.2'de geliştirilen modelde test edildikten sonra düşük MPRD değeri sağlayan özgün ve yeniden oluşturulmuş işaretler sunulmuştur.



Şekil 6.2 : Mit122 kaydına ait EKG işareti (Kat-3, MPRD = %9.11, CR = 30.56).

Şekil 6.2’de (a) ile özgün işaret, (b) ile yeniden oluşturulan işaret, (c) ile özgün ve yeniden oluşturulan işaretler üst üste çizdirilerek görsel değerlendirme yapılmıştır. Sıkıştırılan özgün işaretin, başarılı bir şekilde yeniden oluşturulduğu gözlenmiştir.

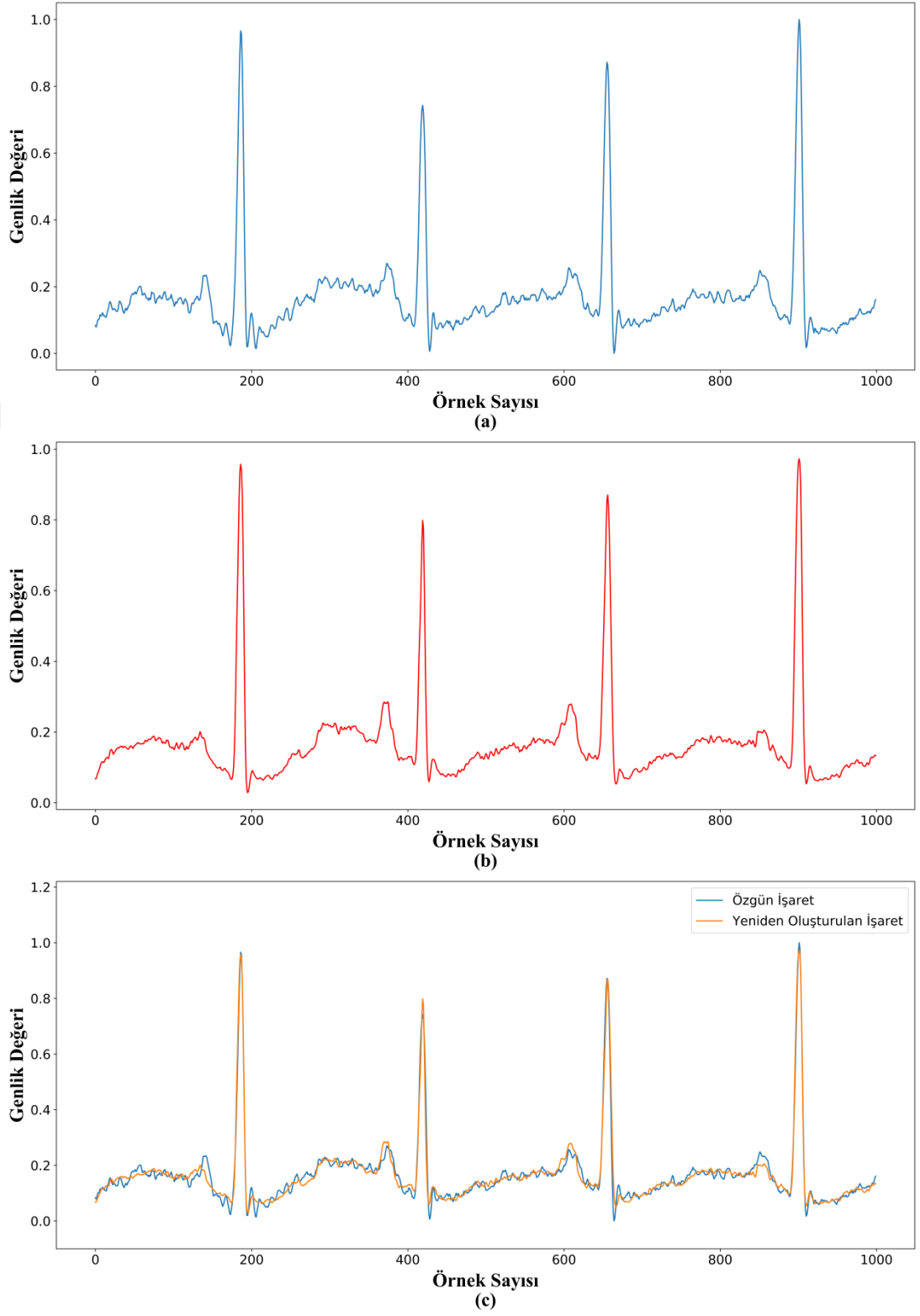
Önerilen yöntem-1 ile QRS kompleks dalga formu çok küçük genlik farkları ile yeniden oluşturulabilmiştir. Ayrıca Mit122 kaydına ait 1B-EOK ve ADD tabanlı EKG işaret sıkıştırma sisteminin, ADD giriş ve çıkış işaretleri şekil 6.3'te sunulmuştur.



Şekil 6.3 : Mit122 kaydına ait sıkıştırılmış işaret (Kat-3).

Şekil 6.3'te Mit122 kaydına ait EKG işaretinin, modelin ADD dayalı sıkıştırma kısmına ait giriş işareti (a), çıkış işareti (b) ve her iki işaretin üst üste çizdirilmiş hali (c) ile sunulmuştur.

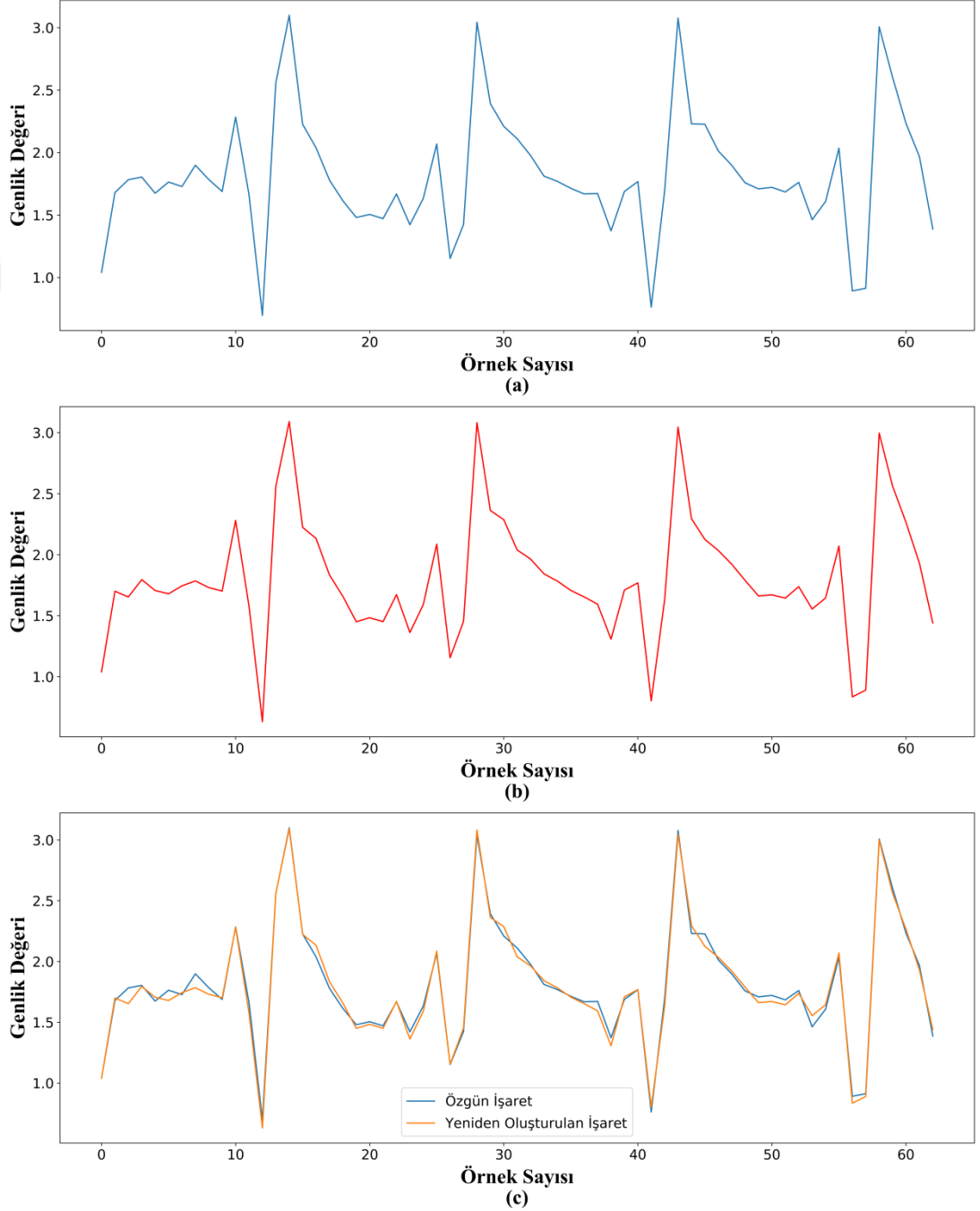
Şekil 6.4'te geliştirilen modelde ortalama MPRD değeri sağlayan özgün ve yeniden oluşturulmuş işaretler sunulmuştur.



Şekil 6.4 : Mit234 kaydına ait EKG işareti (Kat-7, MPRD = %18.23, CR = 30.06).

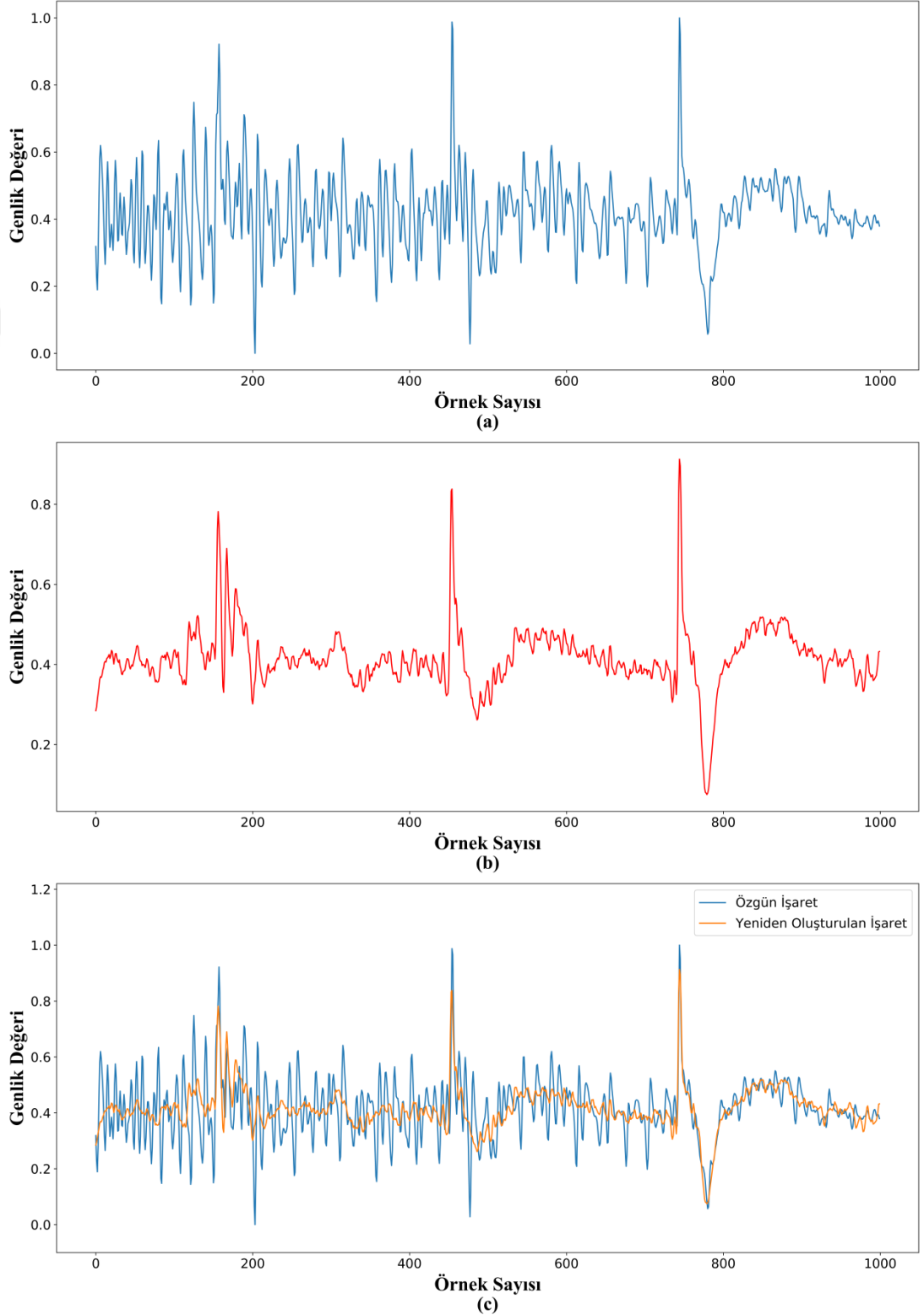
Şekil 6.4'te (a) ile özgün işaret, (b) ile yeniden oluşturulan işaret, (c) ile özgün ve yeniden oluşturulan işaretler üst üste çizdirilerek görsel değerlendirme yapılmıştır. Sıkıştırılan özgün işaret, başarılı bir şekilde yeniden oluşturulduğu gözlenmiştir.

Mit234 kaydına ait 1B-EOK ve ADD tabanlı EKG işaret sıkıştırma sisteminin, ADD giriş ve çıkış işaretleri şekil 6.5'te sunulmuştur.



Şekil 6.5 : Mit234 kaydına ait sıkıştırılmış işaret (Kat-7).

Şekil 6.5'te Mit234 kaydına ait EKG işaretinin, modelin ADD dayalı sıkıştırma kısmına ait giriş işareti (a), çıkış işareti (b) ve her iki işaretin üst üste çizilmiş hali (c) ile sunulmuştur. Şekil 6.6'da ise önerilen yöntem-1 uygulanması sonucunda çok yüksek MPRD değeri sağlayan özgün ve yeniden oluşturulmuş işaretler sunulmuştur.



Şekil 6.6 : Mit104 kaydına ait EKG işareti (Kat-9, MPRD = %81.80, CR = 27.36).

Şekil 6.6’da (a) özgün işaret, (b) yeniden oluşturulan işaret, (c) özgün ve yeniden oluşturulan işaretler üst üste çizdirilerek görsel değerlendirme yapılmıştır. Burada test işareti olarak verilen Mit104 kaydına ait EKG bölütü tipik QRS dalga formunu içermediğinden dolayı MPRD değeri çok fazla çıkmıştır.

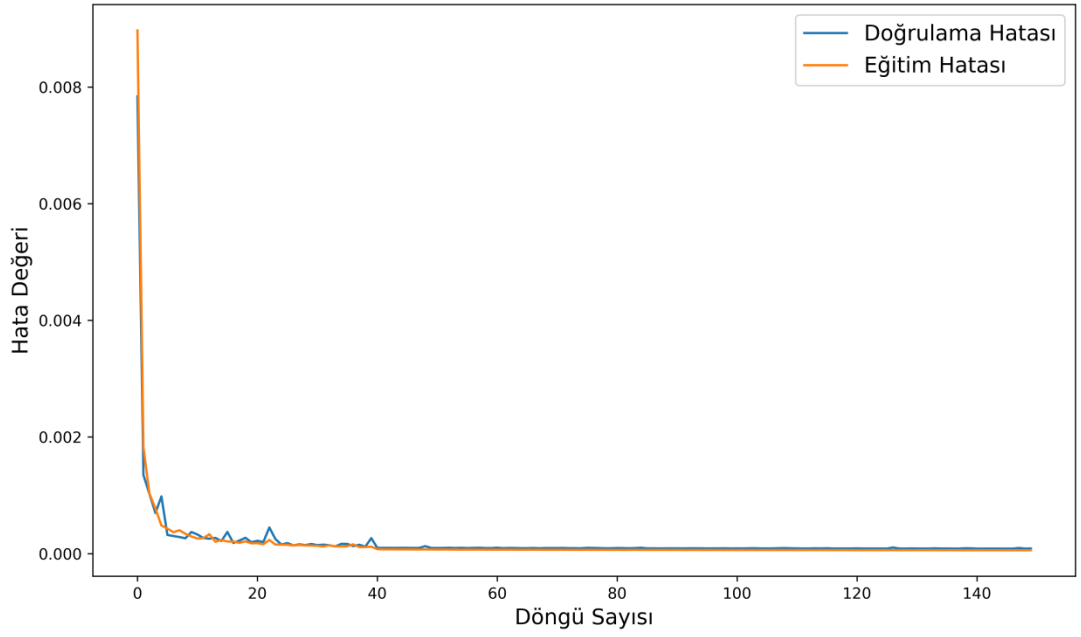
6.2.2 Önerilen yöntem-2 için başarımlar

Önerilen yöntem-2’de de sıkıştırma başarımını değerlendirmek amacıyla MIT-BIH Arrhythmia veri tabanı içerisinde bulunan 48 kaydın ilk 10 dakikalık bölümleri kullanılmıştır. Bu kayıtlar en az 3 QRS dalgası içerecek şekilde 1000 örneklik bölümlere ayrılarak toplam 19200 adetten oluşan veri kümesi oluşturulmuştur. Veri kümesinin %90’i (17280 adet) eğitim ve kalan %10’u (1920 adet) test için rastgele bir şekilde ayrılmıştır. Önerilen yöntemin eğitimi sırasında, eğitim için ayrılan verinin %10’u (1728 adet) doğrulama için kullanılmıştır.

Önerilen yöntem-2’de geliştirilen sistem içerisindeki dört model için sıkıştırma başarımının değerlendirilmesinde yanlılık etkisini (biasing effect) azaltabilmek için eğitim ve test aşamalarında 10 kat çapraz doğrulama (ten-fold cross validation) yöntemi kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Modellerde her kat için kullanılan eğitim ve test verisi değişiklik göstermiştir. Bütün katlarda eğitim döngü sayısı 150 olarak seçilmiştir. Eğitim sırasında zamandan tasarruf etmek için keras kütüphanesi içinde bulunan erken durdurma (EarlyStopping) komutu kullanılmıştır. Bu sayede arka arkaya 10 eğitim döngüsü boyunca model eğitilmediği tespit edildiğinde sıkıştırma işlemi tamamlanmıştır. Önerilen yöntem-2’de birbiri ile paralel çalışan 4 farklı 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modelleri için sonuçlar elde edilmiştir.

6.2.2.1 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-1 sonuçları

1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-1 için 10 katlı çapraz doğrulama yöntemi kullanılmıştır. Her bir kat için eğitim döngü sayısı ile değişen kayıp eğrileri kaydedilmiştir. Kaydedilen eğrilerdeki tek fark eğitim döngü sayısının erken durdurma komutu ile değişmesinden kaynaklanmıştır. Bunun haricinde benzer grafikler elde edilmiştir. Şekil 6.7’de 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-1’e ait kat 1 için kaydedilen kayıp eğrisi gösterilmektedir.



Şekil 6.7 : 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-1 'e ait kayıp eğrisi (Kat 1).

Şekilde kayıp eğrisinde görüldüğü gibi 40. Eğitim döngüsünden sonra hata değeri kararlılığa ulaşmış ve çok küçük değerlerde azalma gerçekleşmiştir. 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-1 için her katta model eğitimi tamamlandıktan sonra ayrılan test veri kümesi ile sistemin başarımı hesaplanmıştır. 10 kat için ortalama MPRD, CR ve bu değerlere ait standart sapmaları (std) değerlendirilerek çizelge 6.3'te sunulmuştur.

Çizelge 6.3 : Önerilen yöntem-2'de model-1 'e ait ortalama MPRD ve CR değerlerine göre sıkıştırma başarımı

#	EKG Kaydı	MPRD (%)	std	CR	std
1	Mit100	10,39	0,98	15,35	0,97
2	Mit101	11,73	2,81	16,06	2,75
3	Mit102	14,73	1,62	16,40	1,62
4	Mit103	8,35	0,95	16,64	1,01
5	Mit104	20,57	7,00	15,35	4,46
6	Mit105	10,76	1,71	15,20	1,35
7	Mit106	11,16	1,83	17,63	2,42
8	Mit107	13,93	1,64	19,12	1,38
9	Mit108	15,71	5,29	15,29	3,34
10	Mit109	10,98	1,54	17,04	1,44
11	Mit111	12,08	1,61	15,05	1,55
12	Mit112	10,81	1,05	13,80	1,36

Çizelge 6.3 (Devam) : Önerilen yöntem-2'de model-1'e ait ortalama MPRD ve CR değerlerine göre sıkıştırma başarımı

#	EKG Kaydı	MPRD (%)	std	CR	std
13	Mit113	10,01	1,08	19,19	1,33
14	Mit114	19,83	3,32	16,89	3,43
15	Mit115	10,41	1,30	17,55	1,16
16	Mit116	8,87	1,57	15,90	1,53
17	Mit117	13,41	1,41	17,62	2,09
18	Mit118	17,40	2,41	18,36	3,13
19	Mit119	10,80	2,32	17,92	3,14
20	Mit121	9,02	1,49	10,95	1,69
21	Mit122	7,64	0,91	13,59	1,19
22	Mit123	10,05	1,00	17,14	1,88
23	Mit124	9,11	1,81	18,80	2,37
24	Mit200	15,79	3,80	15,86	4,74
25	Mit201	9,93	1,90	15,36	4,15
26	Mit202	11,15	1,66	18,86	1,86
27	Mit203	13,95	3,78	16,72	3,82
28	Mit205	8,86	2,01	11,10	2,01
29	Mit207	15,12	2,86	21,05	4,26
30	Mit208	13,40	1,91	17,17	2,39
31	Mit209	12,60	1,73	14,15	2,02
32	Mit210	11,38	2,97	16,63	2,60
33	Mit212	13,85	2,45	12,50	2,62
34	Mit213	11,36	2,04	14,39	1,11
35	Mit214	12,31	2,90	18,72	3,11
36	Mit215	13,53	2,68	12,33	2,19
37	Mit217	15,67	2,20	20,07	1,40
38	Mit219	10,08	1,57	17,44	1,59
39	Mit220	10,98	1,14	17,55	1,35
40	Mit221	11,86	2,38	18,77	2,02
41	Mit222	15,19	2,33	12,90	1,37
42	Mit223	9,50	1,63	15,21	2,06
43	Mit228	14,90	3,34	14,34	5,05
44	Mit230	10,93	2,24	17,63	1,75
45	Mit231	12,62	1,89	19,93	2,23
46	Mit232	13,95	2,56	12,20	2,40
47	Mit233	13,92	2,50	16,88	2,28
48	Mit234	8,77	1,23	14,13	1,30

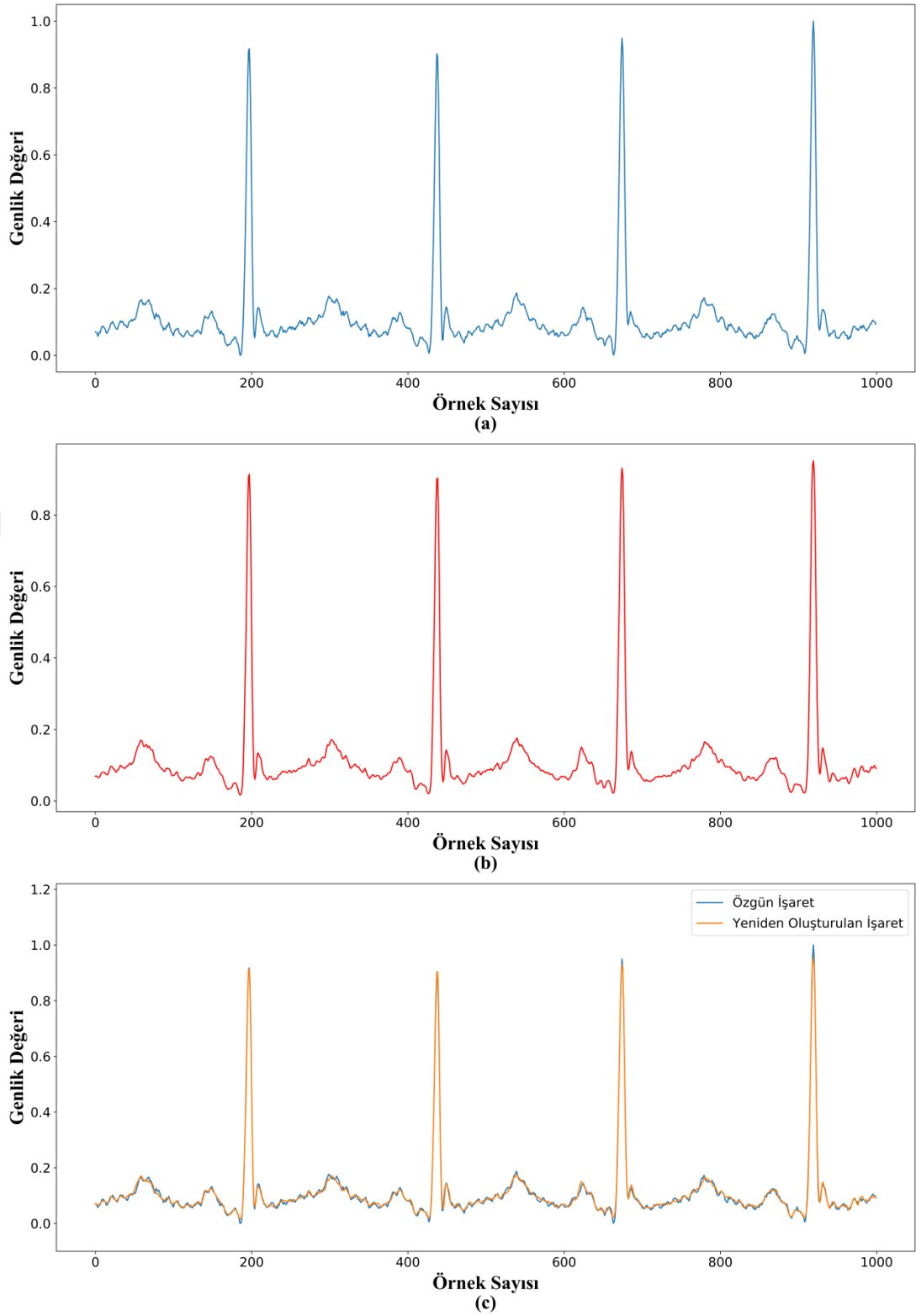
Çizelge 6.3'te sunulmuş olan sonuçlara göre 48 EKG işaretlerinin, 40 tanesinde %7 ile %15 aralığında ve 6 tanesinde %15 ile %17,5 aralığında değişen ortalama MPRD değerleri elde edilmiştir. Fakat Mit104 ve Mit114 isimli EKG işaretlerinde ortalama MPRD değerleri sırasıyla %20,57 ve %19,83 değerleri elde edilmiştir. Bu iki EKG işaretinde, karakteristik EKG dalga formlarının dışında çerçevelerin fazla olmasından dolayı ortalama MPRD değerleri %20 civarında elde edilmiştir. Bu sonuçlar neticesinde önerilen yöntem-2 için geliştirilen sistem içerisinde yer alan 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-1, 10.95: 1 ile 21.05: 1 aralığında değişen oranlarda sıkıştırma değerleri sağlamıştır. Çizelge 6.4'te her bir kat için önerilen yöntem-2'de model-1'e ait ortalama MPRD, CR, eğitim ve test süreleri açısından işaret sıkıştırma başarımı verilmiştir.

Çizelge 6.4 : 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-1'e ait ortalama MPRD ve CR değerlerine göre sıkıştırma başarımı

Kat	MPRD (%)	Sıkıştırma Oranı (CR)	Eğitim Süresi (saat)	Test Süresi (ms/işaret)
Kat 1	12,89	16,19	1,28	3,28
Kat 2	12,59	16,58	1,16	2,51
Kat 3	11,50	15,57	0,42	2,28
Kat 4	11,96	16,29	0,55	2,87
Kat 5	13,34	16,92	1,16	3,11
Kat 6	11,85	16,07	1,05	2,25
Kat 7	11,69	15,16	0,45	2,75
Kat 8	12,32	16,35	0,39	3,36
Kat 9	11,97	16,04	1,48	2,82
Kat 10	12,70	16,75	0,36	3,52
Ortalama	12,28	16,19	0,83	2,87

Çizelge 6.4'te gösterilmiş olan sonuçlara göre önerilen yöntem-2'de model-1 ile %12.28 ortalama MPRD ve 16.19: 1 ortalama CR değerleri elde edilmiştir. Bunun yanı sıra her bir EKG işareti için yeniden oluşturma süresi ortalama 2.87 ms'dir.

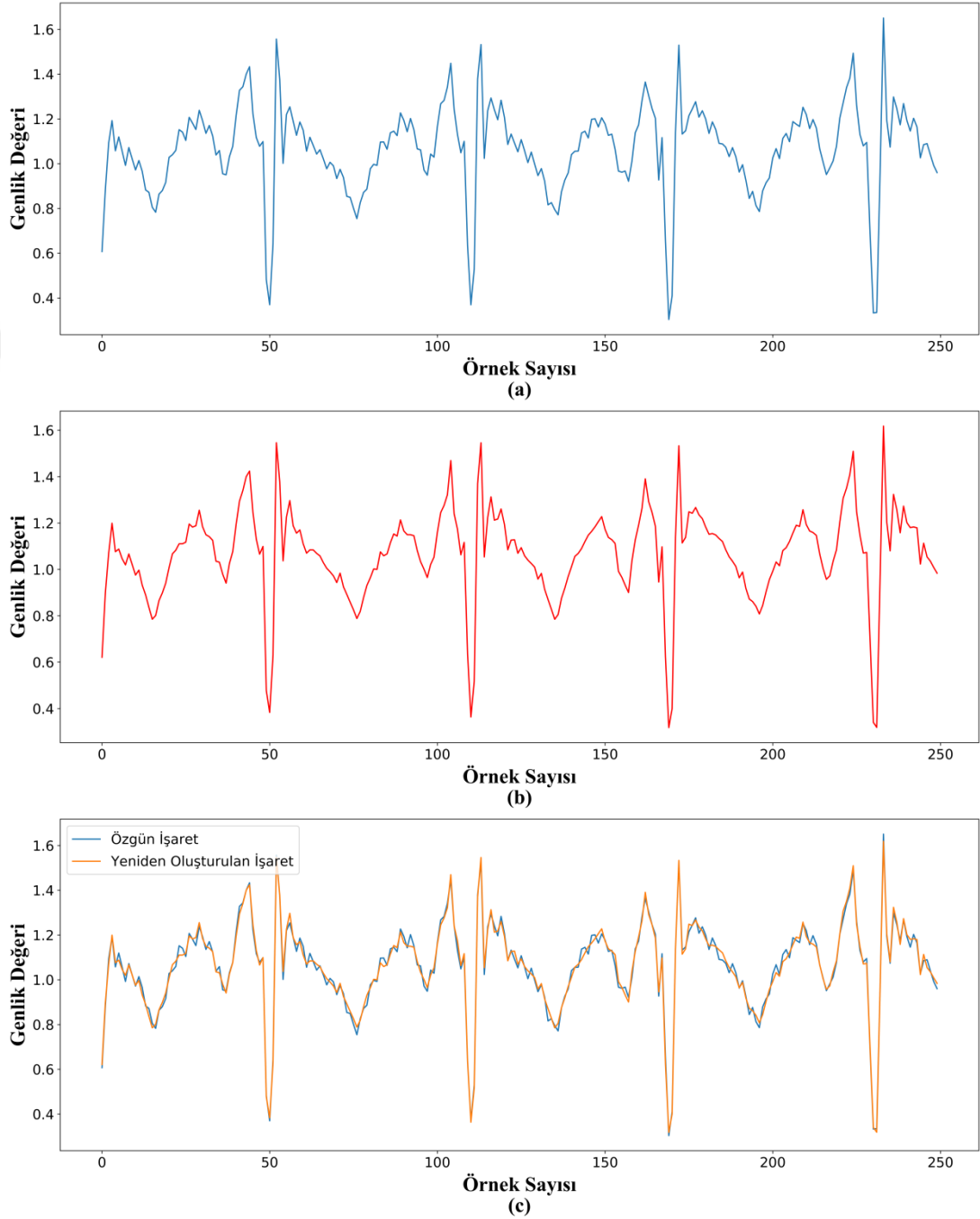
Şekil 6.8'de geliştirilen sistemin 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-1'e ait düşük MPRD değeri sağlayan özgün ve yeniden oluşturulmuş işaretler sunulmuştur.



Şekil 6.8 : Mit205 kaydına ait EKG işareti (Kat-4, MPRD = %6.15, CR = 9.40).

Şekil 6.8’de (a) ile özgün işaret, (b) ile yeniden oluşturulan işaret, (c) ile özgün ve yeniden oluşturulan işaretler üst üste çizdirilerek görsel değerlendirme yapılmıştır. Sıkıştırılan özgün işaret, başarılı bir şekilde MPRD = %6.15 değeri ile yeniden

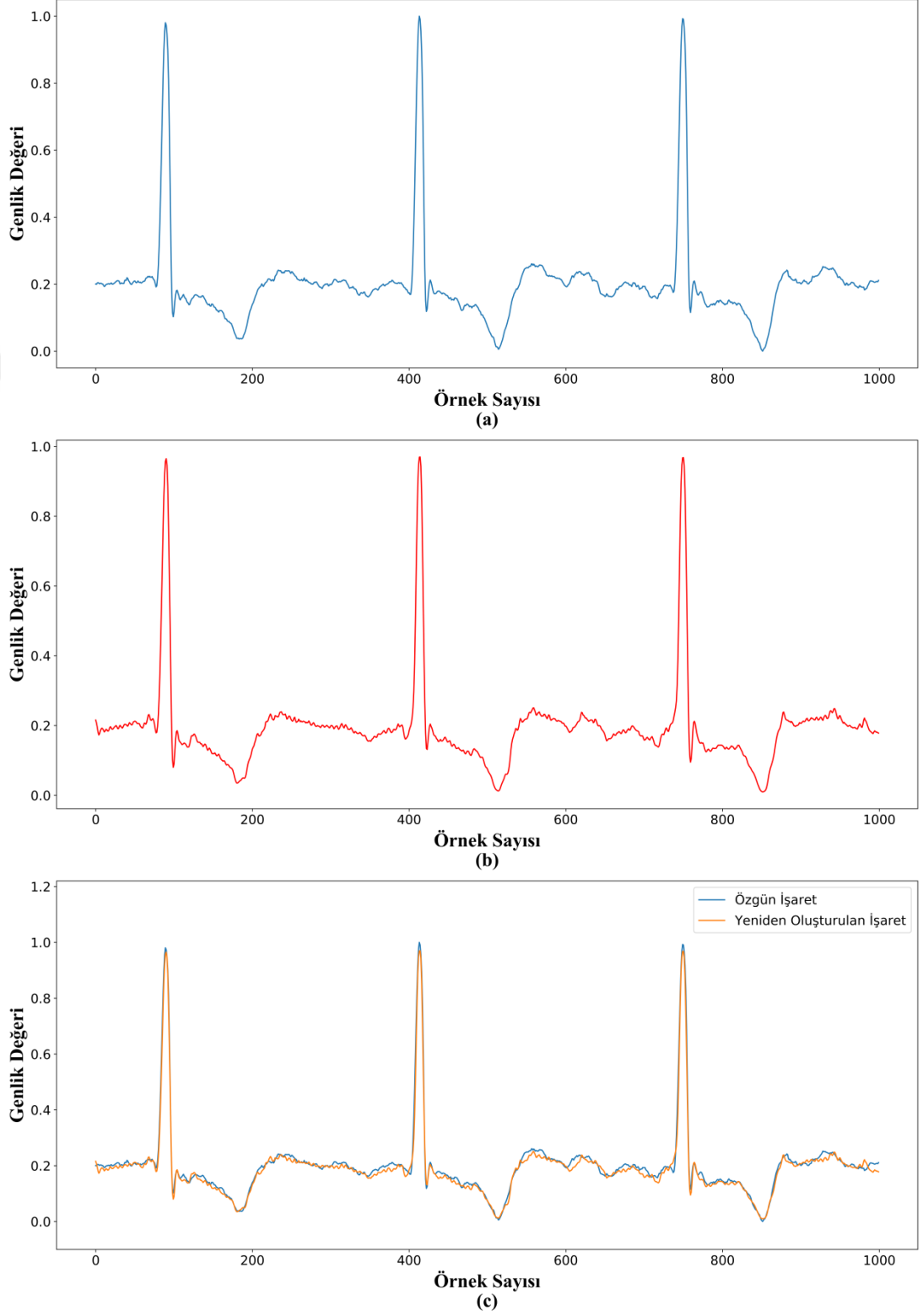
oluşturulduğu gözlenmiştir. Burada QRS kompleks dalga formu çok küçük genlik farkları ile yeniden oluşturulabilmiştir. Ayrıca Mit205 kaydına ait 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma model-1 işaret sıkıştırma sisteminin, ADD giriş ve çıkış işaretleri Şekil 6.9’da sunulmuştur.



Şekil 6.9 : Mit205 kaydına ait sıkıştırılmış işaret (Kat-4).

Şekil 6.9’da Mit205 kaydına ait EKG işaretinin, modelin ADD dayalı sıkıştırma kısmına ait giriş işareti (a), çıkış işareti (b) ve her iki işaretin üst üste çizilmiş hali (c) ile sunulmuştur.

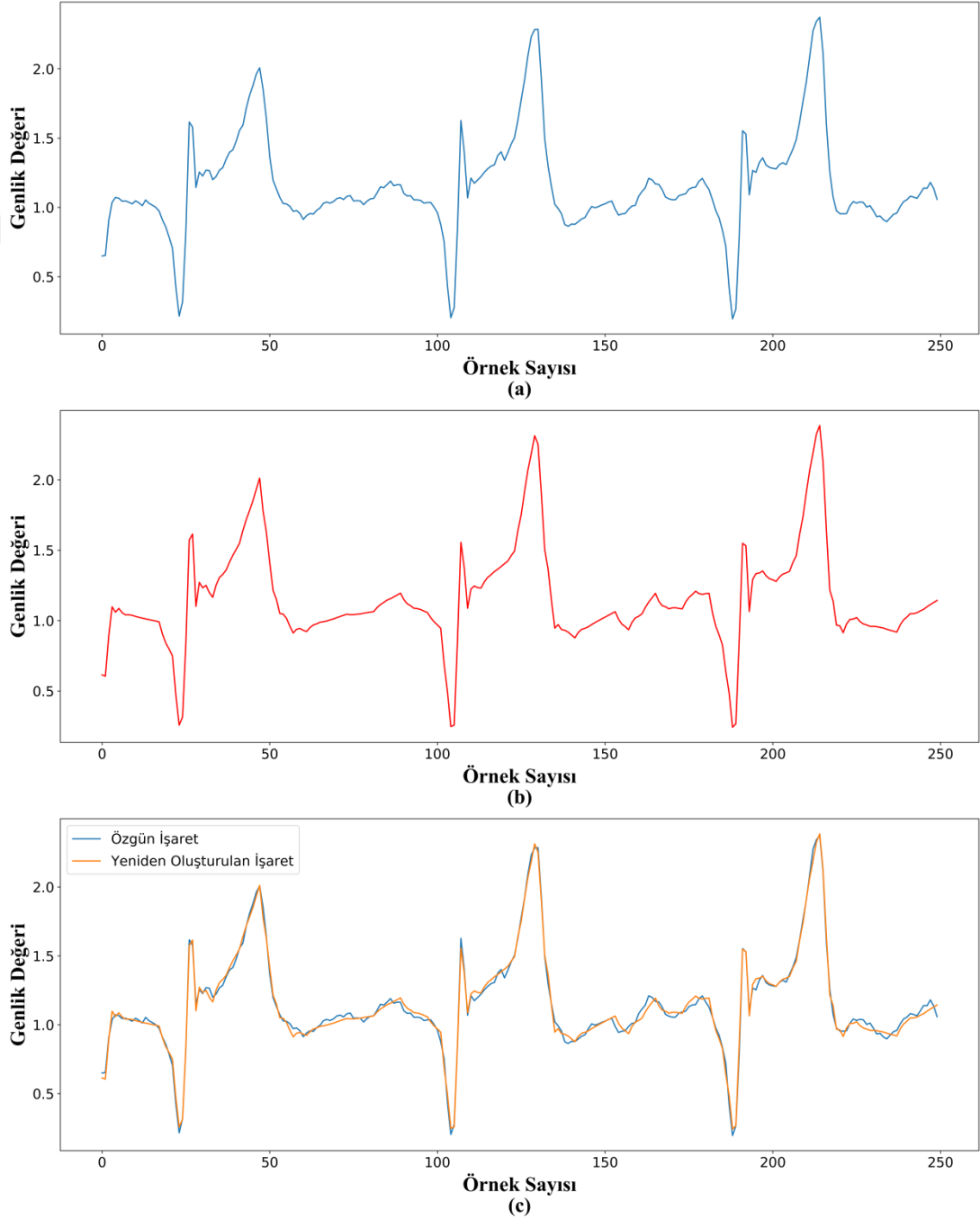
Önerilen yöntem-2 kapsamında 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-1'de uygulanan sıkıştırma işlemi sonucunda ortalama MPRD değeri sağlayan özgün ve yeniden oluşturulmuş işaretler Şekil 6.10'da sunulmuştur.



Şekil 6.10 : Mit219 kaydına ait EKG işareti (Kat-2, MPRD = %12.28, CR = 17.80).

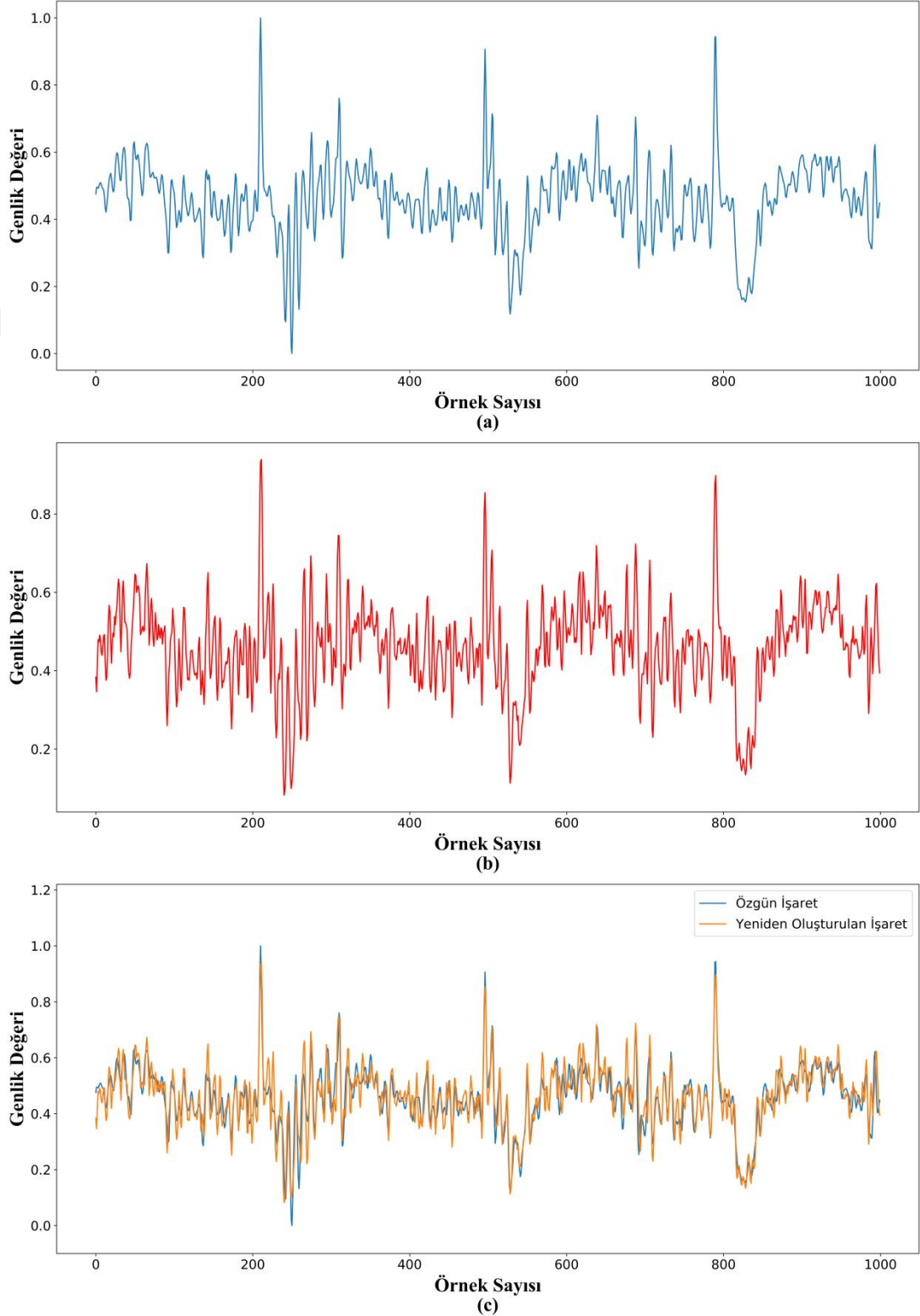
Şekil 6.10'da (a) özgün işaret, (b) yeniden oluşturulan işaret, (c) özgün ve yeniden oluşturulan işaretler üst üste çizdirilerek görsel değerlendirme yapılmıştır. Sıkıştırılan özgün işaret, başarılı bir şekilde $MPRD = \%12.28$ değeri ile yeniden oluşturulduğu gözlenmiştir.

Mit219 kaydına ait 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma model-1 işaret sıkıştırma sisteminin, ADD giriş ve çıkış işaretleri şekil 6.11'de sunulmuştur.



Şekil 6.11 : Mit219 kaydına ait sıkıştırılmış işaret (Kat-2).

Şekil 6.11’de Mit205 kaydına ait EKG işaretinin, modelin ADD dayalı sıkıştırma kısmına ait giriş işareti (a), çıkış işareti (b) ve her iki işaretin üst üste çizilmiş hali (c) ile sunulmuştur. Ayrıca model-1’in test sonuçlarında MPRD değeri %50’nin üzerinde çıkan EKG işareti örneği Şekil 6.12’de sunulmuştur.

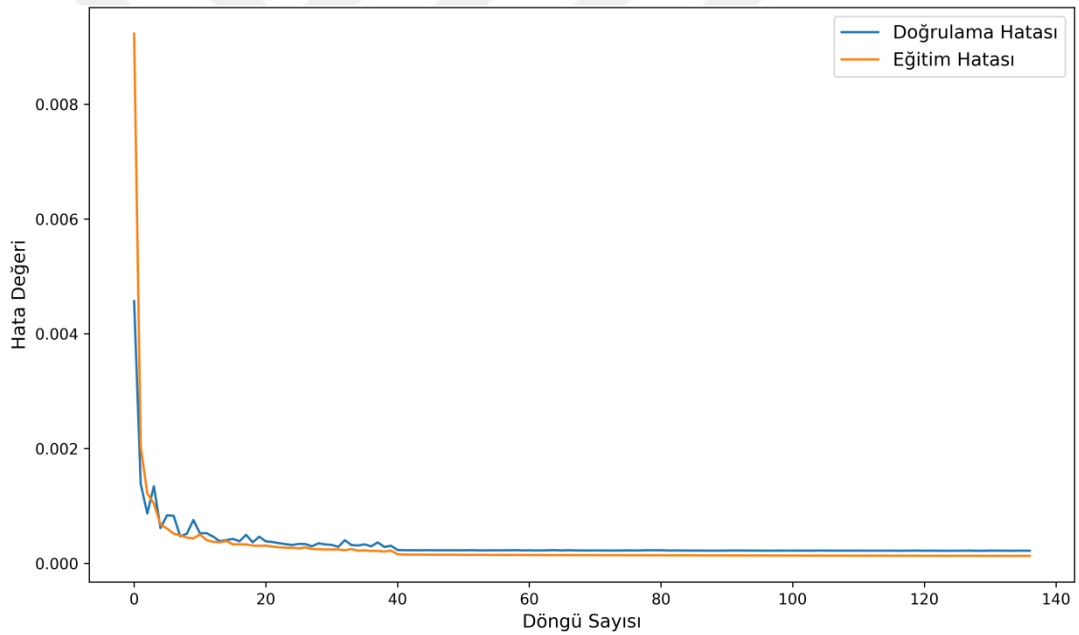


Şekil 6.12 : Mit104 kaydına ait EKG işareti (Kat-9, MPRD = %50.72, CR = 7.97).

Şekil 6.12’de Mit104 kaydına ait EKG işaretinin, modelin ADD dayalı işaret sıkıştırma kısmının giriş işareti (a), çıkış işareti (b) ve her iki işaretin üst üste çizilmiş hali (c) ile sunulmuştur. Burada MPRD değerinin %50 seviyesinin üstünde çıkmasının nedeni karakteristik bir EKG dalga formuna sahip olmamasından kaynaklandığı görülmüştür.

6.2.2.2 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-2 sonuçları

1B-EOK ve ADD Tabanlı Sıkıştırma Modeli-2 için 10 katlı çapraz doğrulama yöntemi kullanılmıştır. Her bir kat için eğitim döngü sayısı ile değişen kayıp eğrileri kaydedilmiştir. Kaydedilen eğrilerdeki tek fark eğitim döngü sayısının erken durdurma komutu ile değişmesinden kaynaklanmıştır. Bunun haricinde benzer grafikler elde edilmiştir. Şekil 6.13’te 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma model-2’ye ait kat 8 için kaydedilen kayıp eğrisi gösterilmektedir.



Şekil 6.13 : 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-2'ye ait kayıp eğrisi (Kat 8).

1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-2 için elde edilen kayıp eğrisinde, eğrinin 40. Eğitim döngüsünden sonra salınım yapmadığı ve kararlı bir şekilde ilerlediği görülmektedir. Erken durdurma komutu ile birlikte 150 eğitim döngüsü tamamlanmadan eğitim işleminin sona erdiği ve modelin öğrenme işlemini tamamladığı görülmüştür.

1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-2 için her katta model eğitimi tamamlandıktan sonra ayrılan test veri kümesi ile sistemin başarımı hesaplanmıştır.

10 kat için ortalama MPRD, CR ve bu değerlere ait standart sapmaları (std) değerlendirilerek çizelge 6.5’te sunulmuştur.

Çizelge 6.5 : Önerilen yöntem-2’de model-2’ye ait ortalama MPRD ve CR değerlerine göre sıkılaştırma başarımı.

#	EKG Kaydı	MPRD (%)	std	CR	std
1	Mit100	14,02	1,28	21,61	1,30
2	Mit101	14,63	4,39	23,79	2,16
3	Mit102	17,67	2,19	22,45	1,37
4	Mit103	10,65	1,16	22,54	0,94
5	Mit104	26,19	12,62	22,15	3,51
6	Mit105	11,48	1,67	21,43	1,34
7	Mit106	13,03	1,65	23,80	2,19
8	Mit107	13,82	1,79	23,34	1,30
9	Mit108	20,01	8,27	23,44	2,86
10	Mit109	11,18	2,03	21,71	1,36
11	Mit111	15,09	3,92	19,98	1,30
12	Mit112	13,00	1,59	19,91	1,32
13	Mit113	11,77	1,28	24,18	1,52
14	Mit114	31,53	5,72	26,48	3,99
15	Mit115	13,62	1,85	24,41	1,94
16	Mit116	11,24	1,59	22,22	1,81
17	Mit117	18,18	1,86	27,05	1,96
18	Mit118	17,60	2,69	24,11	2,28
19	Mit119	12,22	2,42	23,91	3,11
20	Mit121	11,05	1,64	22,73	2,19
21	Mit122	9,73	1,12	21,15	1,40
22	Mit123	12,86	1,49	25,96	2,76
23	Mit124	11,54	2,10	27,56	1,91
24	Mit200	19,90	5,36	23,12	4,33
25	Mit201	11,15	1,61	21,87	5,00
26	Mit202	11,59	1,48	26,15	1,99
27	Mit203	16,42	6,47	22,39	3,06
28	Mit205	12,42	2,03	19,97	1,44
29	Mit207	18,33	4,78	28,75	4,25
30	Mit208	13,40	2,47	21,53	2,29

Çizelge 6.5 (devam) : Önerilen yöntem-2’de model-2’ye ait ortalama MPRD ve CR değerlerine göre sıkıştırma başarımı.

#	EKG Kaydı	MPRD (%)	std	CR	std
31	Mit209	15,88	3,39	19,56	1,59
32	Mit210	12,78	4,86	23,14	2,26
33	Mit212	16,82	3,69	18,38	1,67
34	Mit213	12,30	1,69	18,99	0,96
35	Mit214	12,47	2,87	23,46	2,64
36	Mit215	17,40	4,49	17,91	1,35
37	Mit217	14,80	1,99	24,95	1,78
38	Mit219	11,13	1,63	22,41	1,84
39	Mit220	14,16	1,45	24,91	1,83
40	Mit221	12,07	1,72	23,99	1,92
41	Mit222	18,74	2,98	20,21	1,72
42	Mit223	10,67	1,67	21,33	1,49
43	Mit228	18,82	6,36	21,80	5,16
44	Mit230	14,24	3,10	24,07	2,54
45	Mit231	15,54	2,47	26,65	3,24
46	Mit232	19,38	5,39	22,41	3,92
47	Mit233	14,19	2,11	21,85	1,88
48	Mit234	10,85	1,25	22,84	1,30

Çizelge 6.5’te sunulmuş olan sonuçlara göre 48 EKG işaretlerinin, 34 tanesinde %9,5 ile %16 aralığında ve 12 tanesinde %16 ile %20 aralığında değişen ortalama MPRD değerleri elde edilmiştir. Fakat Mit104 ve Mit114 isimli EKG işaretlerinde ortalama MPRD değerleri sırasıyla %26,19 ve %31,53 değeri elde edilmiştir. Bu iki EKG işaretinde karakteristik EKG dalga formlarının dışında çerçevelerin fazla olmasından dolayı ortalama MPRD değerleri %25’in üzerine çıkmıştır. Bu sonuçlar neticesinde önerilen yöntem-2 için geliştirilen sistem içerisinde yer alan 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-2 ile 17.91:1 ile 28.75:1 aralığında değişen oranlarda sıkıştırma değerleri sağlanmıştır.

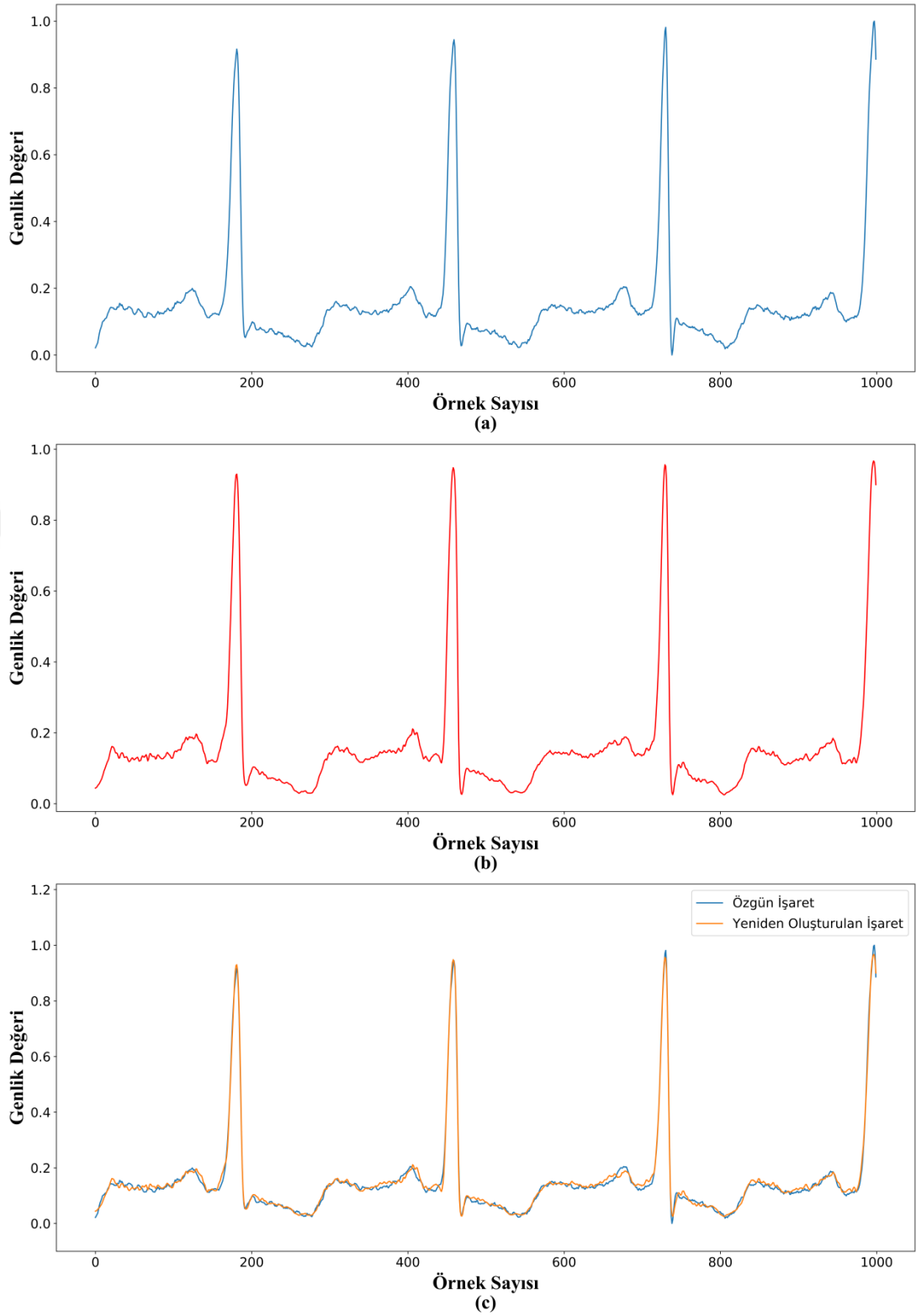
Çizelge 6.6’da her bir kat için önerilen yöntem-2’de model-2’ye ait ortalama MPRD, CR, eğitim ve test süreleri açısından işaret sıkıştırma başarımı verilmiştir.

Çizelge 6.6 : 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-2'ye ait ortalama MPRD ve CR değerlerine göre sıkıştırma başarımı

Kat	MPRD (%)	Sıkıştırma Oranı (CR)	Eğitim Süresi (saat)	Test Süresi (ms/işaret)
Kat 1	15,19	22,93	1,46	2,59
Kat 2	14,56	22,95	1,24	3,14
Kat 3	14,01	22,83	1,02	3,08
Kat 4	14,70	22,48	1,17	2,81
Kat 5	14,80	23,21	0,56	3,45
Kat 6	14,58	22,82	1,45	3,25
Kat 7	15,69	22,63	0,52	1,75
Kat 8	14,80	22,89	1,09	2,44
Kat 9	14,88	23,14	1,44	2,42
Kat 10	14,39	22,79	1,36	2,62
Ortalama	14,76	22,87	1,13	2,75

Çizelge 6.6'da sunulmuş olan sonuçlara göre önerilen yöntem-2'de model-2 ile %14.76 ortalama MPRD ve 22.87: 1 ortalama CR değerleri elde edilmiştir. Bunun yanı sıra her bir EKG işareti için yeniden oluşturma süresi ortalama 2.75 ms'dir.

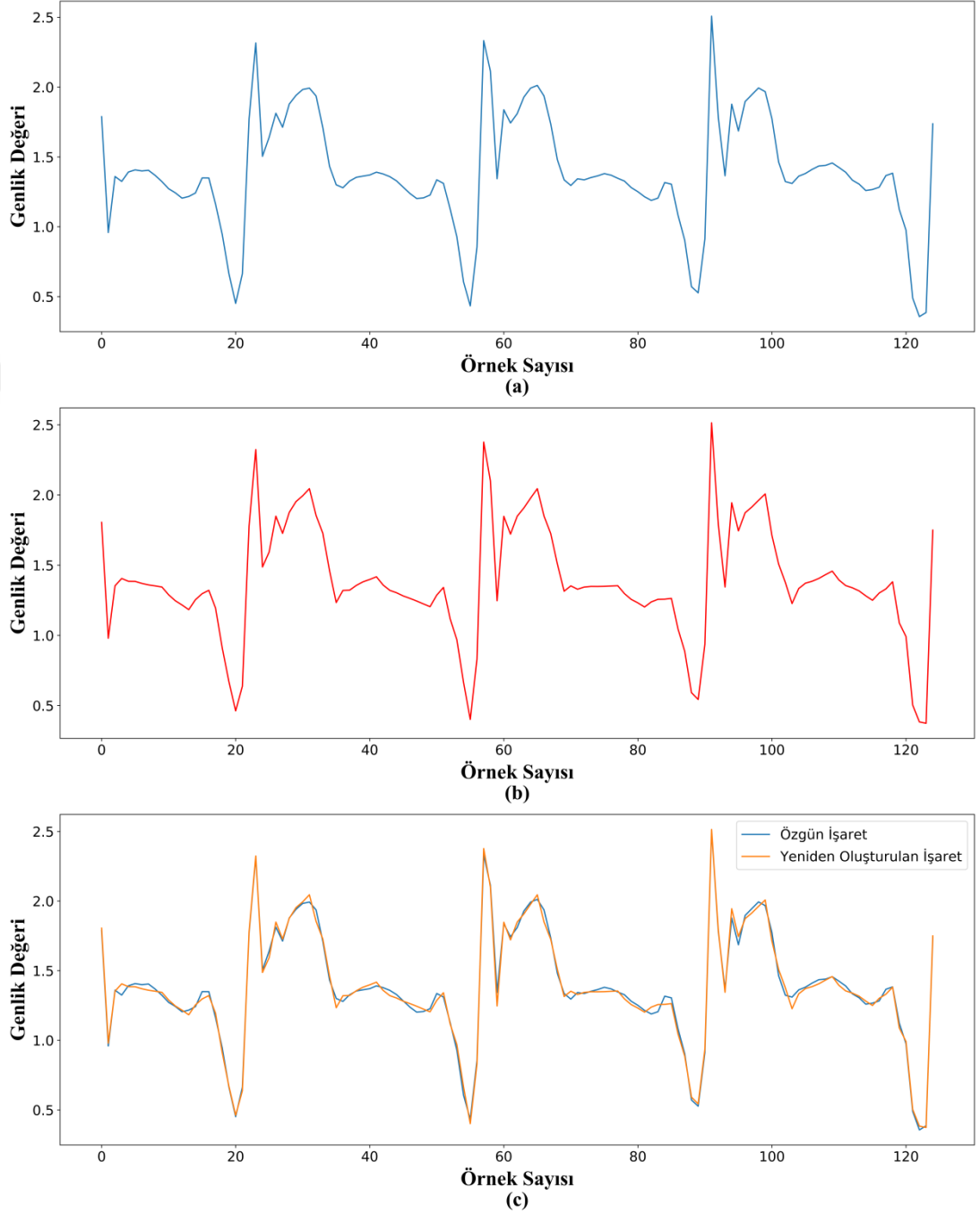
Şekil 6.14'te geliştirilen sistemin 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-2'ye ait düşük MPRD değeri sağlayan özgün ve yeniden oluşturulmuş işaretler sunulmuştur.



Şekil 6.14 : Mit223 kaydına ait EKG işareti (Kat-10, MPRD = %7.43, CR = 21.32).

Şekil 6.14'te (a) ile özgün işaret, (b) ile yeniden oluşturulan işaret, (c) ile özgün ve yeniden oluşturulan işaretler üst üste çizdirilerek görsel değerlendirme yapılmıştır. Sıkıştırılan özgün işaret, başarılı bir şekilde MPRD = %7.43 değeri ile yeniden oluşturulduğu gözlenmiştir. Burada QRS kompleks dalga formu çok küçük genlik

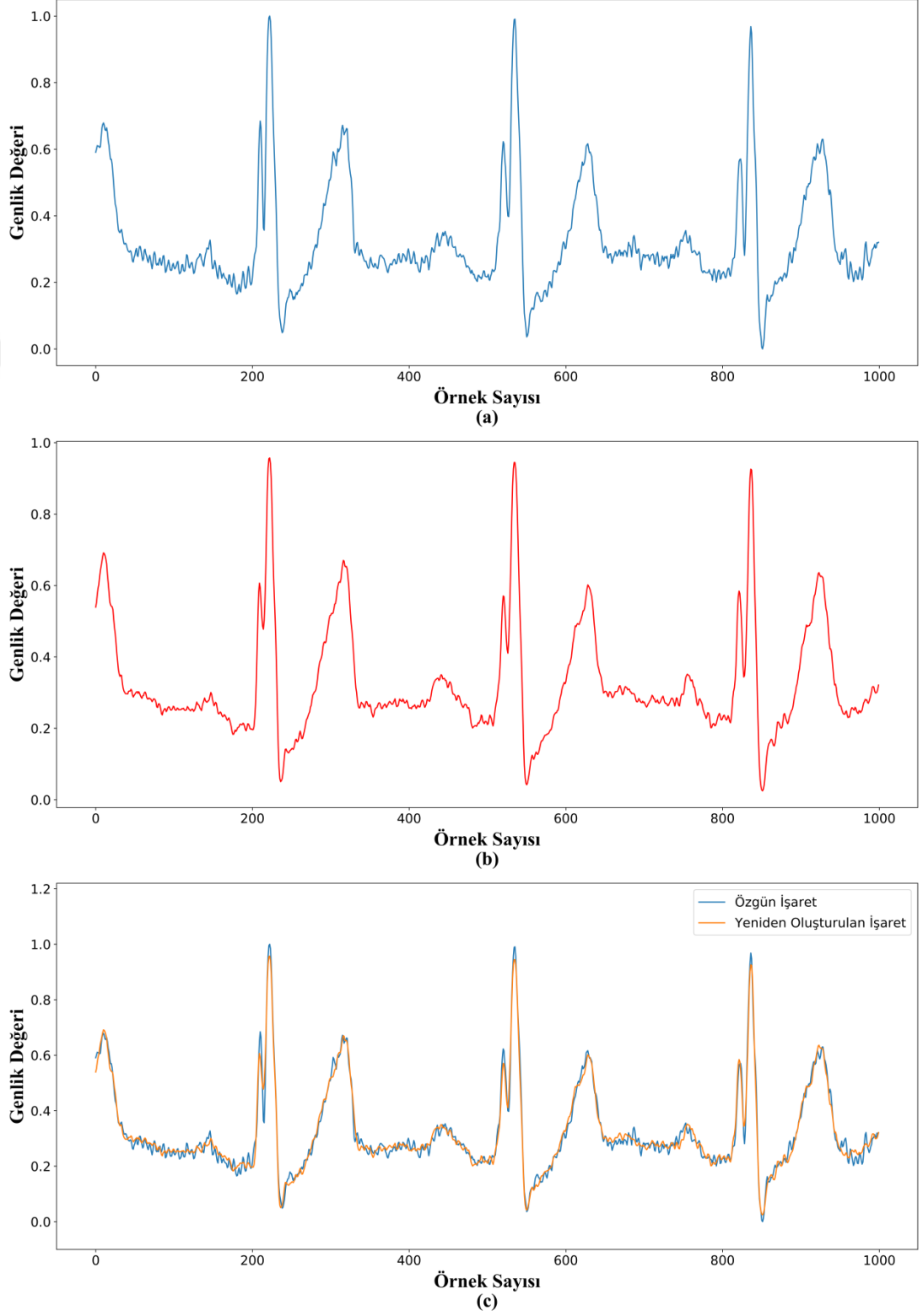
farkları ile yeniden oluşturulabilmiştir. Ayrıca Mit223 kaydına ait 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma model-2 işaret sıkıştırma sisteminin, ADD giriş ve çıkış işaretleri Şekil 6.15'te sunulmuştur.



Şekil 6.15 : Mit223 kaydına ait sıkıştırılmış işaret (Kat-10).

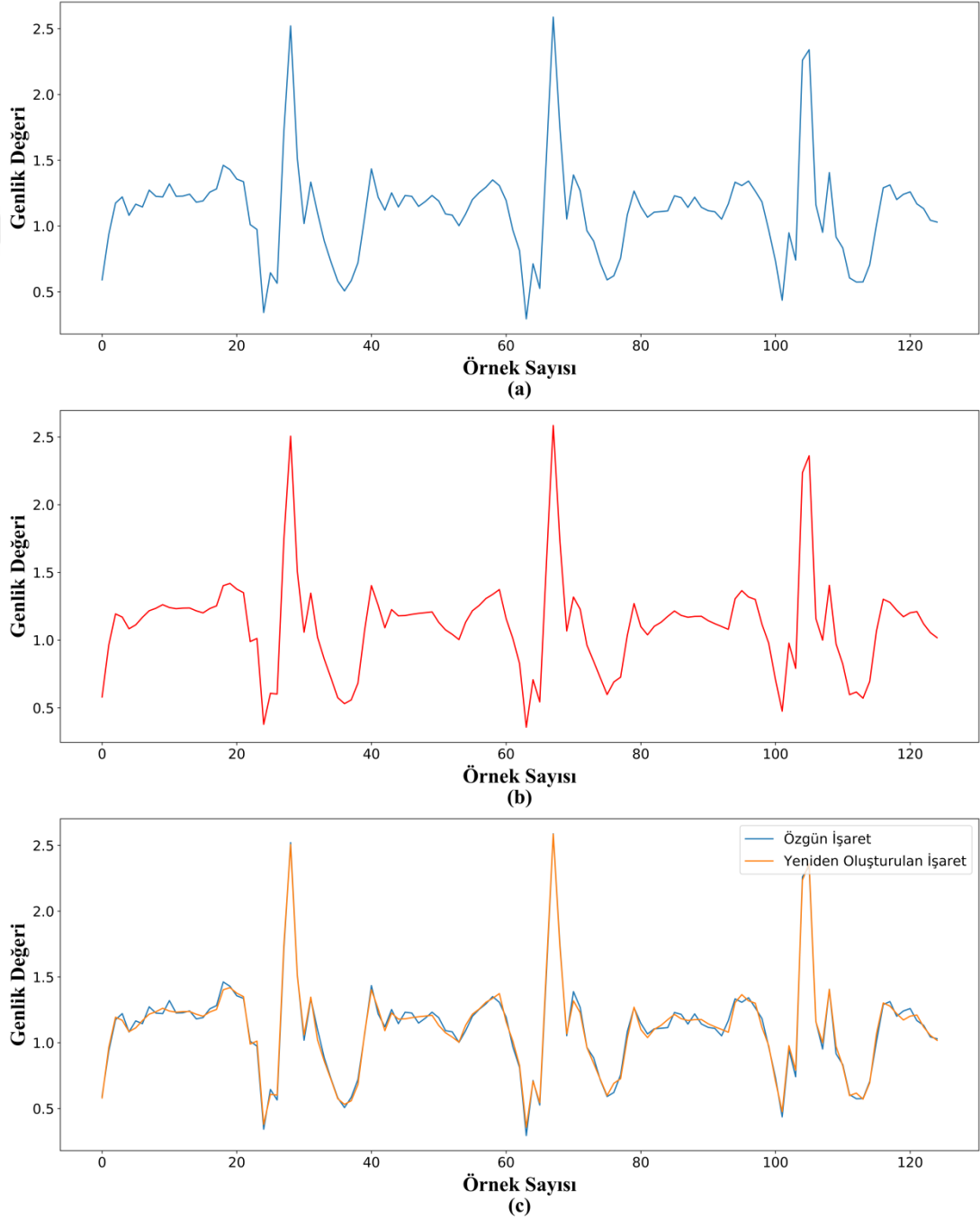
Şekil 6.15'te Mit223 kaydına ait EKG işaretinin, modelin ADD dayalı sıkıştırma kısmına ait giriş işareti (a), çıkış işareti (b) ve her iki işaretin üst üste çizilmiş hali (c) ile sunulmuştur.

Şekil 6.16’da ise önerilen yöntem-2’de 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-2’ye ait ortalama MPRD değeri sağlayan test verileri arasından seçilen özgün ve yeniden oluşturulmuş işaretler sunulmuştur.



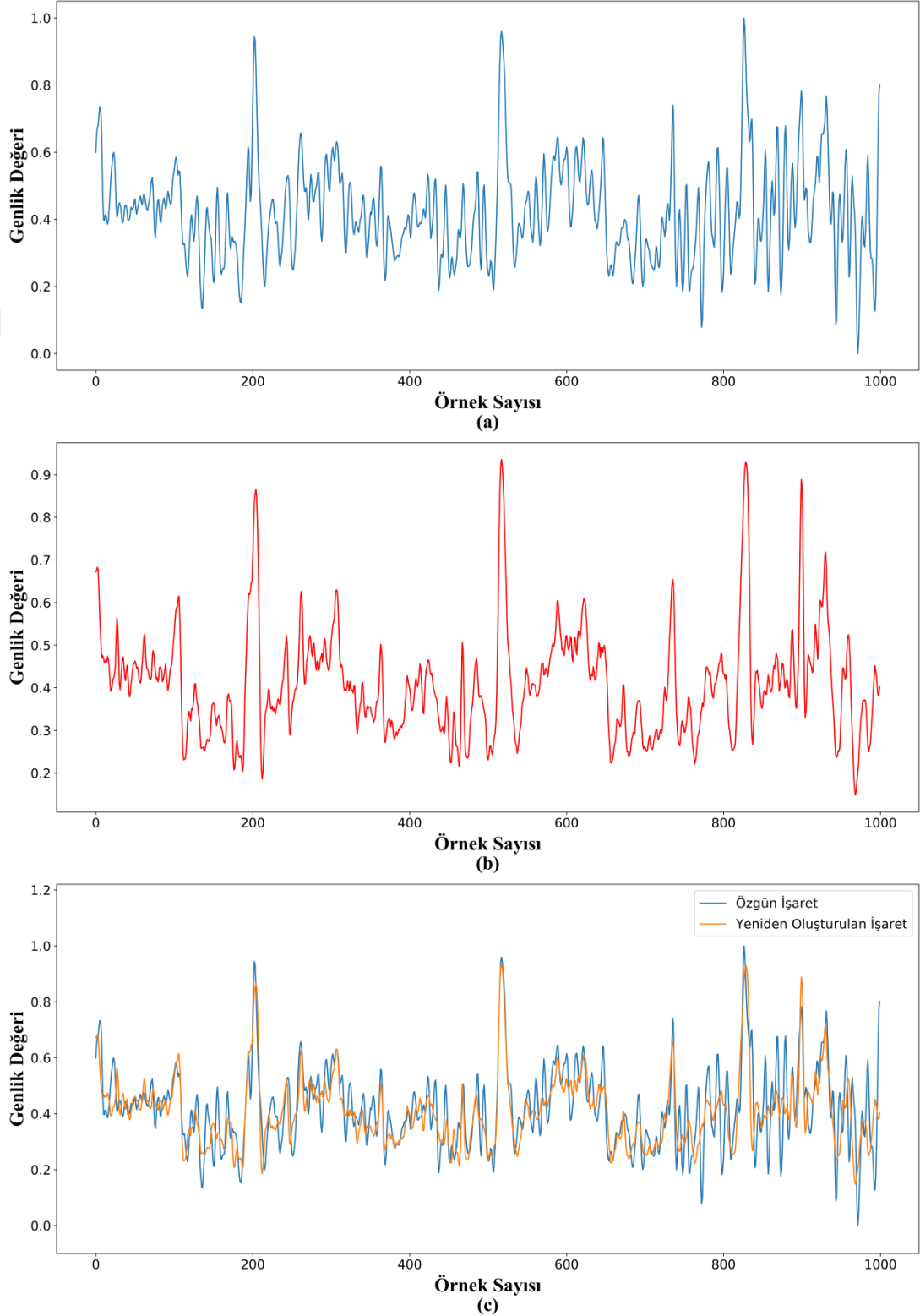
Şekil 6.16 : Mit111 kaydına ait EKG işareti (Kat-2, MPRD = %14.75, CR = 19.09).

Şekil 6.16'da (a) ile özgün işaret, (b) ile yeniden oluşturulan işaret, (c) ile özgün ve yeniden oluşturulan işaretler üst üste çizdirilerek görsel değerlendirme yapılmıştır. Sıkıştırılan özgün işaret, başarılı bir şekilde genel ortalamaya yakın $MPRD = \%14.75$ değeri ile yeniden oluşturulduğu gözlenmiştir. Ayrıca Mit111 kaydına ait 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma model-2 işaret sıkıştırma sisteminin, ADD giriş ve çıkış işaretleri Şekil 6.17'de sunulmuştur.



Şekil 6.17 : Mit111 kaydına ait sıkıştırılmış işaret (Kat-2).

Şekil 6.17’de Mit111 kaydına ait EKG işaretinin, modelin ADD dayalı sıkıştırma kısmına ait giriş işareti (a), çıkış işareti (b) ve her iki işaretin üst üste çizilmiş hali (c) ile sunulmuştur. Model-2’nin test sonuçlarında MPRD değeri %64’ün üzerinde çıkarak kötü bir sonuç sunan EKG işareti örneği Şekil 6.18’de sunulmuştur.

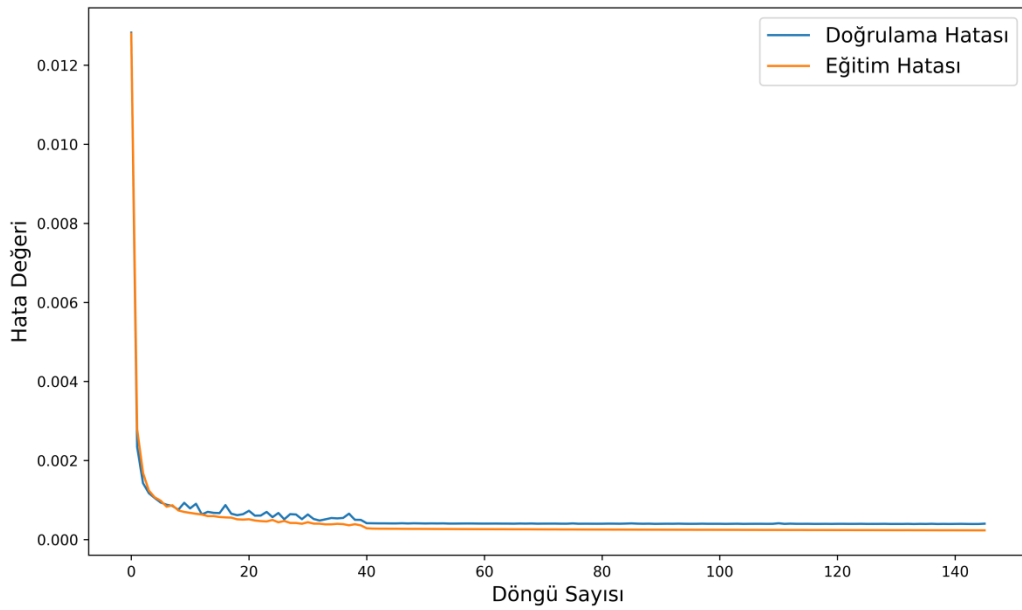


Şekil 6.18 : Mit228 kaydına ait EKG işareti (Kat-2, MPRD = %64.63, CR = 14.78).

Şekil 6.18’de Mit228 kaydına ait EKG işaretinin, modelin ADD dayalı sıkıştırma kısmına ait giriş işareti (a), çıkış işareti (b) ve her iki işaretin üst üste çizilmiş hali (c) ile sunulmuştur. Burada MPRD değerinin %60 seviyesinin üstünde çıkmasının nedeni karakteristik bir EKG dalga formuna sahip olmamasından kaynaklandığı görülmüştür.

6.2.2.3 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-3 sonuçları

1B-EOK ve ADD Tabanlı Sıkıştırma Modeli-3 için 10 katlı çapraz doğrulama yöntemi kullanılmıştır. Her bir kat için eğitim döngü sayısı ile değişen kayıp eğrileri kaydedilmiştir. Kaydedilen eğrilerdeki tek fark eğitim döngü sayısının erken durdurma komutu ile değişmesinden kaynaklanmıştır. Bunun haricinde benzer grafikler elde edilmiştir. Şekil 6.19’da 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-3’e ait kat 9 için kaydedilen kayıp eğrisi gösterilmektedir.



Şekil 6.19 : 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-3'e ait kayıp eğrisi (Kat 9).

1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-3 için elde edilen kayıp eğrisinde, eğrinin 40. Eğitim döngüsünden sonra salınım yapmadığı ve kararlı bir şekilde ilerlediği görülmektedir. Erken durdurma komutu ile birlikte 150 eğitim döngüsü tamamlanmadan eğitim işleminin sona erdiği ve modelin öğrenme işlemini tamamladığı görülmüştür. 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-3 için her katta model eğitimi tamamlandıktan sonra ayrılan test veri kümesi ile sistemin başarımı hesaplanmıştır. 10 kat için ortalama MPRD, CR ve bu değerlere ait standart sapmaları (std) değerlendirilerek çizelge 6.7’de sunulmuştur.

Çizelge 6.7 : Önerilen yöntem-2’de model-3’e ait ortalama MPRD ve CR değerlerine göre sıkıştırma başarımı.

#	EKG Kaydı	MPRD (%)	std	CR	std
1	Mit100	18,42	3,04	32,11	2,10
2	Mit101	18,03	5,45	32,75	2,67
3	Mit102	22,51	3,96	31,11	2,04
4	Mit103	14,27	2,88	31,53	2,00
5	Mit104	31,23	12,93	32,15	2,67
6	Mit105	15,07	3,20	30,88	2,52
7	Mit106	16,47	3,08	31,89	2,74
8	Mit107	16,57	3,05	31,51	2,15
9	Mit108	22,59	8,43	33,68	2,87
10	Mit109	14,45	2,88	30,82	1,88
11	Mit111	19,24	4,79	29,88	1,75
12	Mit112	18,04	2,67	29,25	1,62
13	Mit113	15,05	2,65	32,04	2,29
14	Mit114	32,38	7,98	33,76	4,18
15	Mit115	16,51	2,53	33,31	2,52
16	Mit116	14,87	3,01	31,03	2,52
17	Mit117	16,95	2,77	34,05	2,38
18	Mit118	20,53	4,08	33,91	2,81
19	Mit119	15,96	3,31	33,65	3,73
20	Mit121	15,11	3,67	34,88	4,47
21	Mit122	13,51	2,98	32,19	3,05
22	Mit123	15,56	2,52	34,50	2,85
23	Mit124	16,51	3,80	37,29	3,80
24	Mit200	22,31	6,06	32,79	3,42
25	Mit201	15,61	3,21	32,90	5,54
26	Mit202	14,47	3,00	35,50	3,39
27	Mit203	21,52	8,83	32,28	3,54
28	Mit205	16,02	3,29	30,41	2,08
29	Mit207	19,28	5,68	37,07	4,80
30	Mit208	17,98	3,83	30,44	2,49
31	Mit209	19,45	4,71	28,58	1,44
32	Mit210	16,80	5,84	32,36	3,11
33	Mit212	21,17	4,45	28,23	1,57
34	Mit213	16,71	4,04	27,64	2,11
35	Mit214	17,56	4,00	33,44	3,22
36	Mit215	20,90	5,11	27,89	1,66
37	Mit217	17,94	3,62	32,72	2,38

Çizelge 6.7 (devam) : Önerilen yöntem-2’de model-3’e ait ortalama MPRD ve CR değerlerine göre sıkıştırma başarımı.

#	EKG Kaydı	MPRD (%)	std	CR	std
38	Mit219	16,19	3,18	31,72	2,94
39	Mit220	17,07	2,44	31,97	2,16
40	Mit221	16,18	3,05	33,08	3,00
41	Mit222	24,14	4,12	31,56	2,10
42	Mit223	15,05	2,94	30,92	2,52
43	Mit228	25,39	8,42	33,58	5,33
44	Mit230	16,96	3,44	32,25	2,58
45	Mit231	19,94	3,48	34,97	4,58
46	Mit232	23,82	6,23	35,35	5,83
47	Mit233	16,60	3,18	29,27	1,79
48	Mit234	14,63	3,17	31,82	2,57

Çizelge 6.8’de her bir kat için model-3’e ait ortalama MPRD, CR, eğitim ve test süreleri açısından işaret sıkıştırma başarımı verilmiştir.

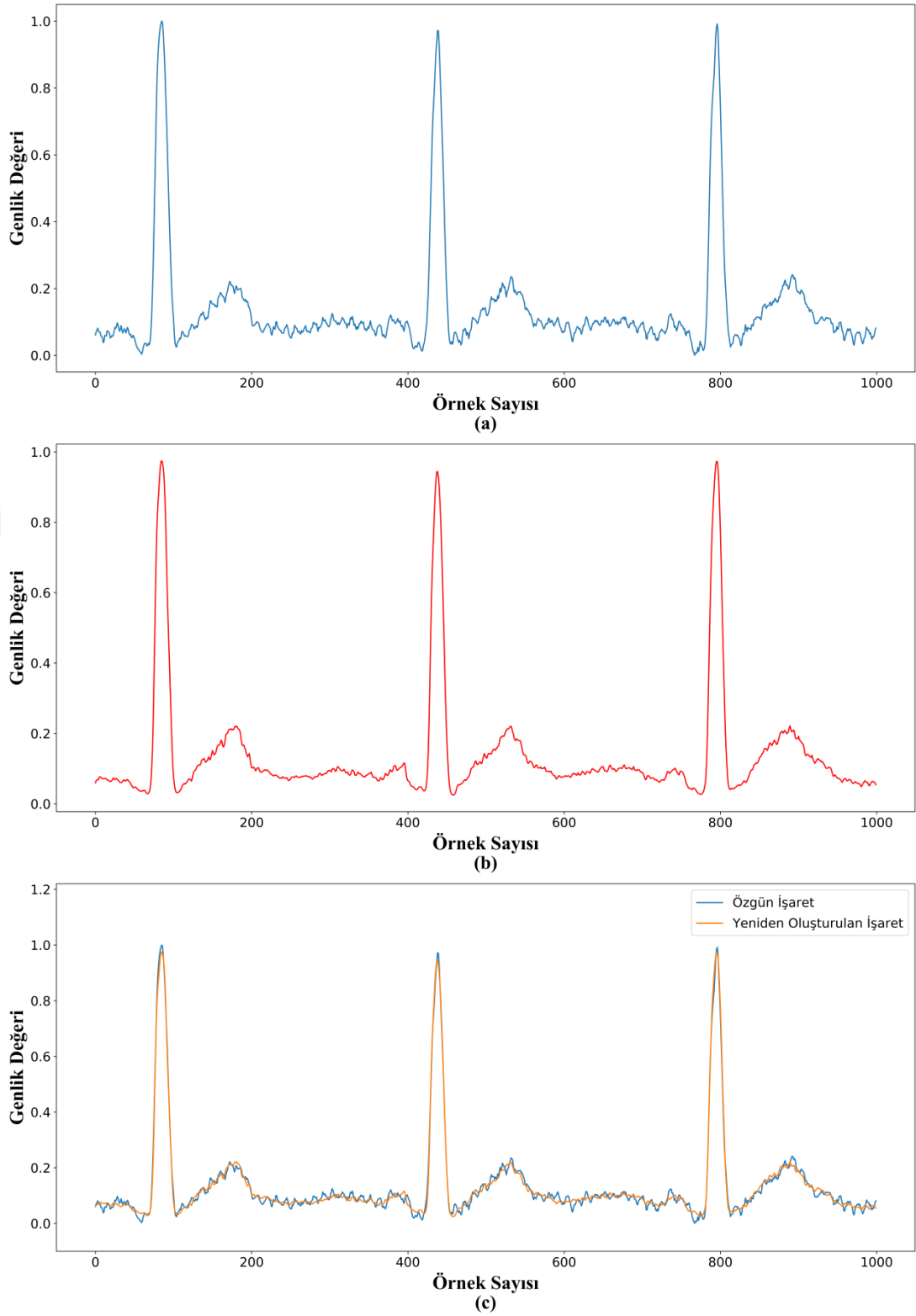
Çizelge 6.8: 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-3’e ait ortalama MPRD ve CR değerlerine göre sıkıştırma başarımı.

Kat	MPRD (%)	Sıkıştırma Oranı (CR)	Eğitim Süresi (saat)	Test Süresi (ms/işaret)
Kat 1	19,01	34,05	2,46	3,27
Kat 2	17,82	32,30	2,75	3,49
Kat 3	17,52	32,22	2,64	3,18
Kat 4	18,24	30,86	2,03	3,40
Kat 5	19,48	32,08	1,55	3,88
Kat 6	17,46	31,51	3,41	4,10
Kat 7	18,07	32,18	2,39	3,62
Kat 8	19,08	32,97	3,22	3,59
Kat 9	20,40	32,99	3,57	4,28
Kat 10	17,23	31,05	2,14	3,25
Ortalama	18,43	32,22	2,61	3,60

Çizelge 6.8’de sunulmuş olan sonuçlara göre geliştirilen model-3 ile %18.43 ortalama MPRD ve 32.22: 1 ortalama CR değerleri elde edilmiştir. Bunun yanı sıra her bir EKG işareti için yeniden oluşturma süresi ortalama 3.60 ms’dir.

Model 3 kapsamında elde edilen sonuçlara göre 48 EKG işaretinin, 36 tanesinde %13,5 ile %20 aralığında ve 10 tanesinde %20 ile %26 aralığında değişen ortalama MPRD değerleri elde edilmiştir. Fakat Mit104 ve Mit114 isimli EKG işaretlerinde ortalama MPRD değerleri %30 değerinin üstünde elde edilmiştir. Bu iki EKG işaretinde karakteristik EKG dalga formlarının dışında çerçevelerin fazla olmasından dolayı ortalama MPRD değerleri yüksek çıkmıştır. Bu sonuçlar neticesinde geliştirilen model-3'te 27.63: 1 ile 37.28: 1 aralığında değişen oranlarda sıkıştırma değerleri sağlanmıştır.

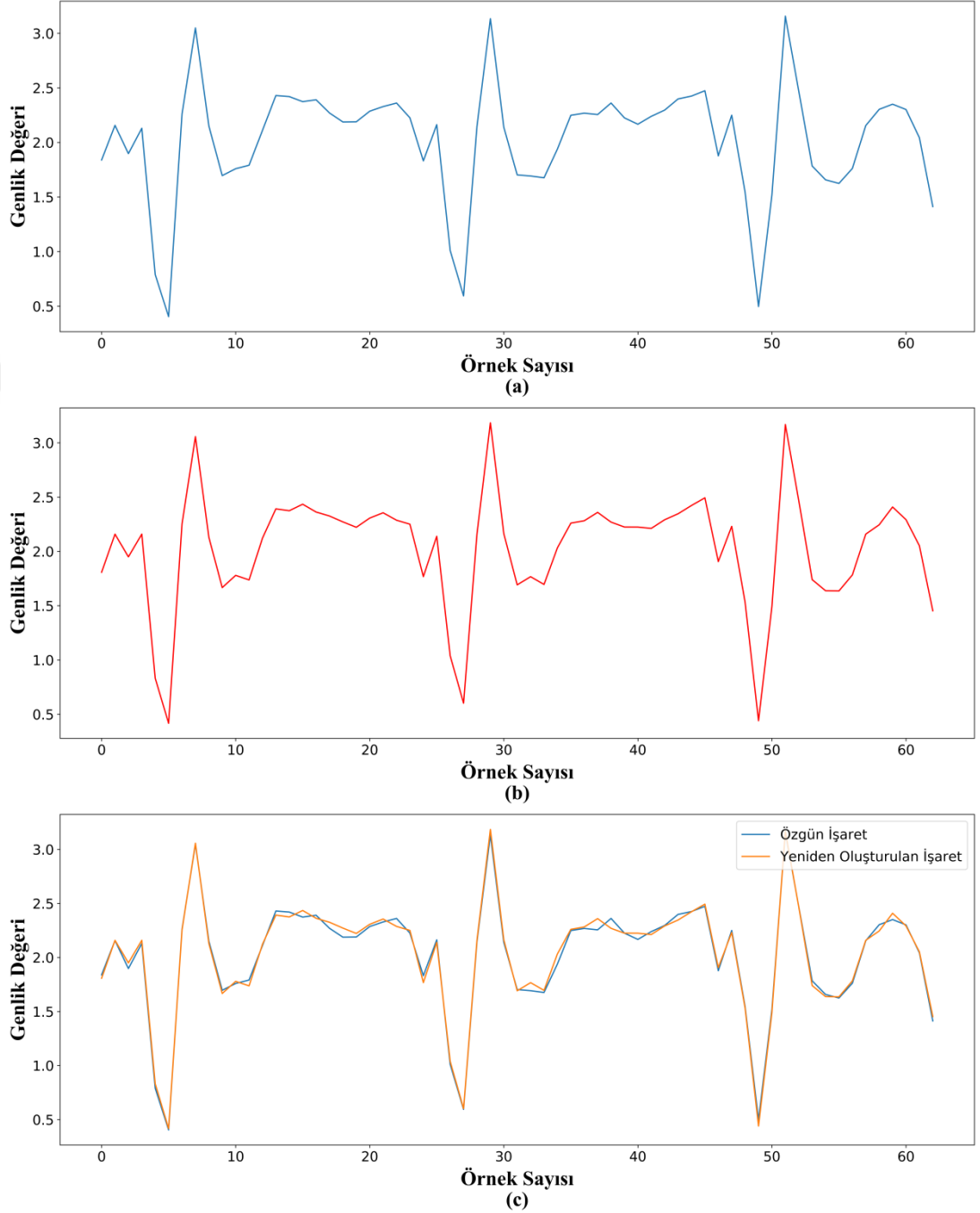
Şekil 6.20'de geliştirilen sistemin 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-3'e ait düşük MPRD değeri sağlayan test verileri arasından seçilen özgün ve yeniden oluşturulmuş işaretler sunulmuştur.



Şekil 6.20 : Mit121 kaydına ait EKG işareti (Kat-7, MPRD = %9.32, CR = 32.16).

Şekil 6.20’de (a) ile özgün işaret, (b) ile yeniden oluşturulan işaret, (c) ile özgün ve yeniden oluşturulan işaretler üst üste çizdirilerek görsel değerlendirme yapılmıştır. Sıkıştırılan özgün işaret, başarılı bir şekilde MPRD = %9.32 değeri ile yeniden oluşturulduğu gözlenmiştir. Burada QRS kompleks dalga formu çok küçük genlik

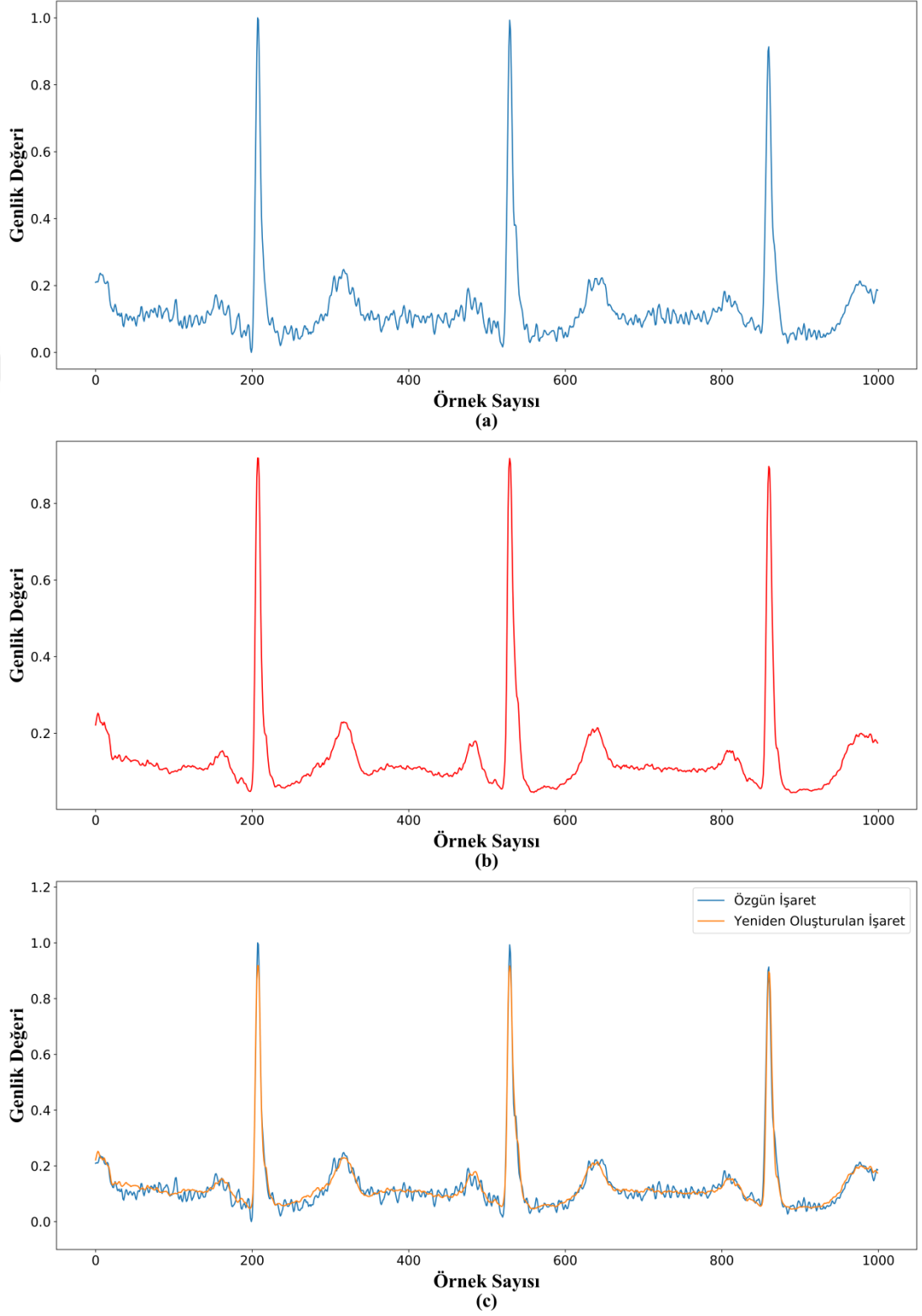
farkları ile yeniden oluşturulabilmiştir. Ayrıca Mit121 kaydına ait 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma model-3 işaret sıkıştırma sisteminin, ADD giriş ve çıkış işaretleri Şekil 6.21’de sunulmuştur.



Şekil 6.21 : Mit121 kaydına ait sıkıştırılmış işaret (Kat-7).

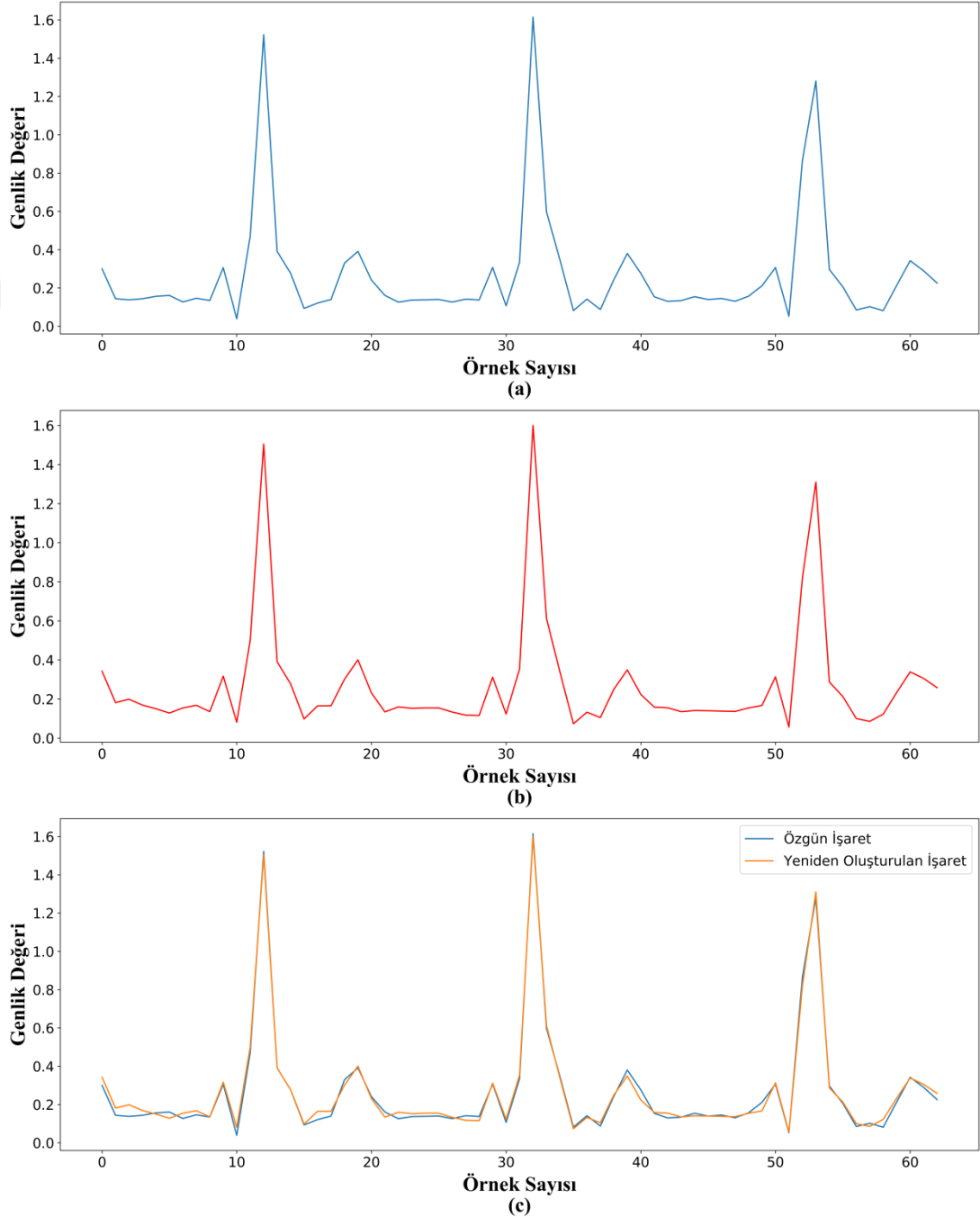
Şekil 6.21’de Mit111 kaydına ait EKG işaretinin, modelin ADD dayalı sıkıştırma kısmına ait giriş işareti (a), çıkış işareti (b) ve her iki işaretin üst üste çizilmiş hali (c) ile sunulmuştur.

Şekil 6.22’de ise geliştirilen sistemin 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-3’e ait ortalama MPRD değeri sağlayan test verileri arasından seçilen özgün ve yeniden oluşturulmuş işaretler sunulmuştur.



Şekil 6.22 : Mit101 kaydına ait EKG işareti (Kat-1, MPRD = %18.99, CR = 33.33).

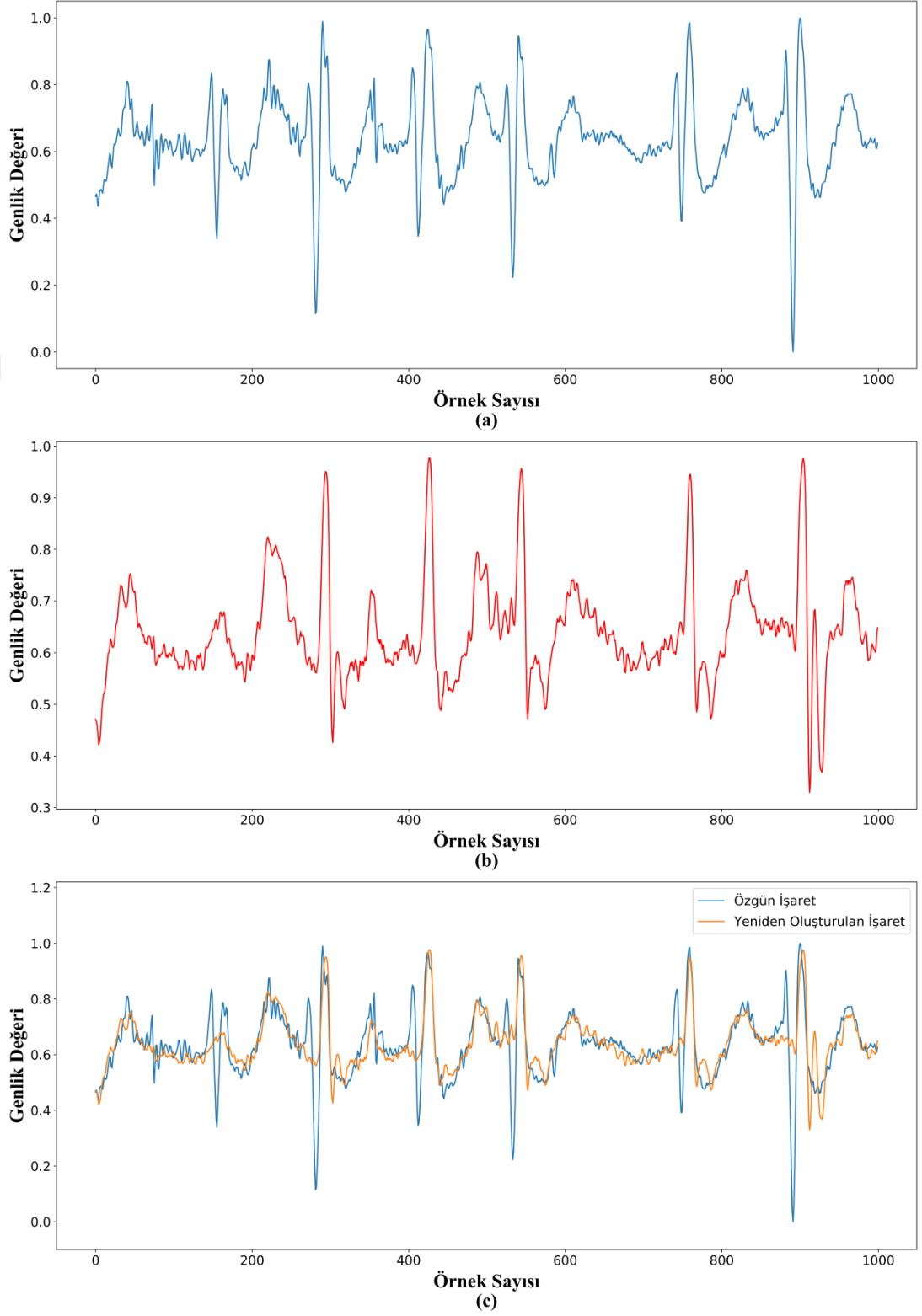
Şekil 6.22’de (a) ile özgün işaret, (b) ile yeniden oluşturulan işaret, (c) ile özgün ve yeniden oluşturulan işaretler üst üste çizdirilerek görsel değerlendirme yapılmıştır. Burada QRS kompleks dalga formu çok küçük genlik farkları ile yeniden oluşturulabilmiştir. Ayrıca Mit101 kaydına ait model-3’e ait ADD yapısının giriş ve çıkış işaretleri Şekil 6.23’te sunulmuştur.



Şekil 6.23 : Mit101 kaydına ait sıkıştırılmış işaret (Kat-1).

Şekil 6.23’te Mit101 kaydına ait EKG işaretinin, modelin ADD dayalı sıkıştırma kısmına ait giriş işareti (a), çıkış işareti (b) ve her iki işaretin üst üste çizilmiş hali (c)

ile sunulmuştur. Model-3'ün test sonuçlarında en kötü MPRD değeri %89,5 olarak Mit104 kaydı sağlamıştır. Şekil 6.24'te kötü bir sonuca örnek olarak Mit203 kaydına ait EKG işareti örneği sunulmuştur.

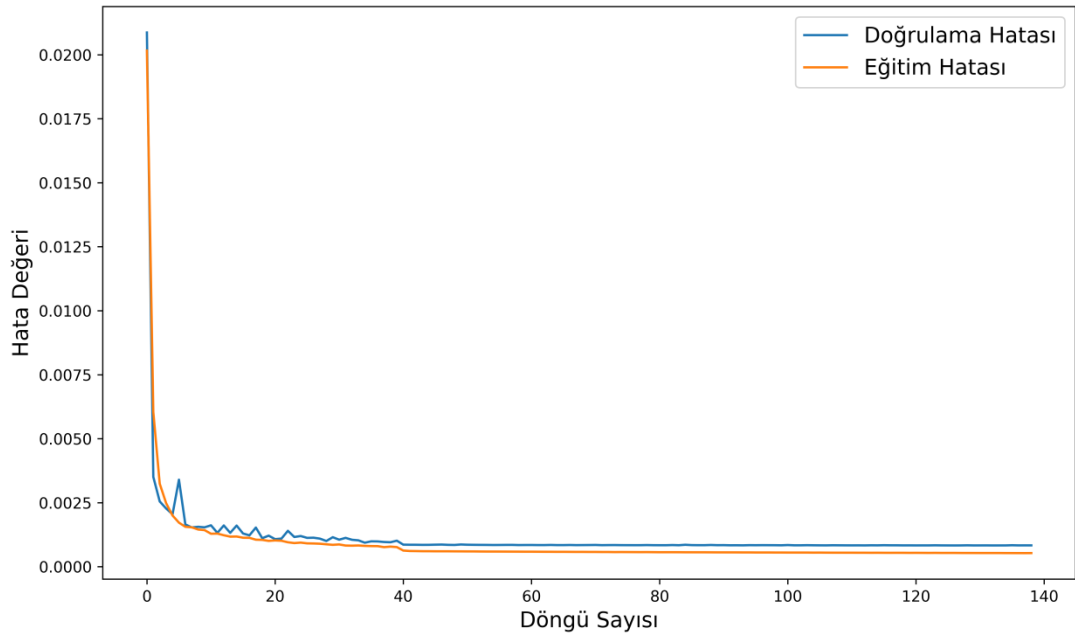


Şekil 6.24 : Mit203 kaydına ait EKG işareti (Kat-5, MPRD = %71.03, CR = 26.57).

Şekil 6.24'te örnek olarak verilen Mit203 kaydına ait EKG işaretinin, modelin ADD dayalı sıkıştırma kısmına ait giriş işareti (a), çıkış işareti (b) ve her iki işaretin üst üste çizilmiş hali (c) ile sunulmuştur. Burada MPRD değerinin %70 seviyesinin üstünde çıkmasının nedeni karakteristik bir EKG dalga formuna sahip olmamasından kaynaklandığı görülmüştür.

6.2.2.4 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-4 sonuçları

1B-EOK ve ADD Tabanlı Sıkıştırma Modeli-4 için 10 katlı çapraz doğrulama yöntemi kullanılmıştır. Her bir kat için eğitim döngü sayısı ile değişen kayıp eğrileri kaydedilmiştir. Kaydedilen eğrilerdeki tek fark eğitim döngü sayısının erken durdurma komutu ile değişmesinden kaynaklanmıştır. Bunun haricinde benzer grafikler elde edilmiştir. Şekil 6.25'te 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-4'e ait kat 6 için kaydedilen kayıp eğrisi gösterilmektedir.



Şekil 6.25 : 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-4'ye ait kayıp eğrisi (Kat 6).

1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-4 için elde edilen kayıp eğrisinde, eğrinin 40. Eğitim döngüsünden sonra salınım yapmadığı ve kararlı bir şekilde ilerlediği görülmektedir. Erken durdurma komutu ile birlikte 150 eğitim döngüsü tamamlanmadan eğitim işleminin sona erdiği ve modelin öğrenme işlemini tamamladığı görülmüştür. 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-4 için her

katta model eğitimi tamamlandıktan sonra ayrılan test veri kümesi ile sistemin başarımı hesaplanmıştır. 10 kat için ortalama MPRD, CR ve bu değerlere ait standart sapmaları (std) değerlendirilerek çizelge 6.9’da sunulmuştur.

Çizelge 6.9 : Önerilen yöntem-2’de model-4’e ait ortalama MPRD ve CR değerlerine göre sıkıştırma başarımı.

#	EKG Kaydı	MPRD (%)	std	CR	std
1	Mit100	32,03	7,62	49,77	3,03
2	Mit101	32,14	8,49	51,14	3,74
3	Mit102	35,86	6,17	48,11	2,32
4	Mit103	25,56	7,81	49,87	3,36
5	Mit104	41,88	13,04	49,03	2,72
6	Mit105	24,03	6,06	48,51	2,72
7	Mit106	28,07	6,35	50,79	3,57
8	Mit107	21,92	4,38	48,38	2,79
9	Mit108	32,03	8,80	50,88	4,07
10	Mit109	21,74	5,65	48,50	2,86
11	Mit111	30,63	6,35	48,50	2,33
12	Mit112	26,03	4,57	47,97	2,62
13	Mit113	26,07	7,33	49,25	3,47
14	Mit114	43,34	9,05	49,36	4,49
15	Mit115	27,87	5,98	50,79	3,55
16	Mit116	23,73	5,94	48,35	2,72
17	Mit117	22,52	4,43	49,91	2,92
18	Mit118	27,23	5,78	49,66	3,00
19	Mit119	25,67	6,41	50,72	3,52
20	Mit121	22,24	5,68	52,19	3,71
21	Mit122	22,08	5,24	49,22	2,84
22	Mit123	25,74	5,43	53,72	4,36
23	Mit124	24,94	5,35	54,25	3,87
24	Mit200	29,83	6,67	48,82	2,82
25	Mit201	27,73	6,81	51,74	5,96
26	Mit202	21,87	5,61	53,62	5,06
27	Mit203	33,87	11,53	49,52	3,30
28	Mit205	29,64	9,39	48,29	2,27
29	Mit207	26,71	8,98	50,36	3,79
30	Mit208	27,31	7,06	48,10	2,55
31	Mit209	31,37	8,37	46,97	1,90
32	Mit210	25,71	7,76	49,27	2,71

Çizelge 6.9 (Devam) : Önerilen yöntem-2’de model-4’e ait ortalama MPRD ve CR değerlerine göre sıkıştırma başarımı.

#	EKG Kaydı	MPRD (%)	std	CR	std
33	Mit212	30,13	5,90	47,14	2,21
34	Mit213	24,37	5,33	46,77	1,97
35	Mit214	25,06	5,59	49,99	3,50
36	Mit215	32,27	8,19	47,36	2,44
37	Mit217	22,54	6,25	48,47	2,56
38	Mit219	25,56	5,67	49,56	3,00
39	Mit220	29,38	6,00	50,93	2,86
40	Mit221	25,18	5,47	49,99	3,49
41	Mit222	39,67	9,63	49,80	3,31
42	Mit223	23,89	6,26	49,99	3,10
43	Mit228	35,66	10,82	51,17	5,28
44	Mit230	27,79	4,84	50,36	3,33
45	Mit231	32,30	5,98	52,92	5,63
46	Mit232	30,95	6,14	54,77	7,33
47	Mit233	26,04	5,71	47,89	2,24
48	Mit234	26,13	8,37	48,93	2,49

Çizelge 6.10’da ise her bir kat için model-4’e ait ortalama MPRD, CR, eğitim ve test süreleri açısından işaret sıkıştırma başarımı verilmiştir.

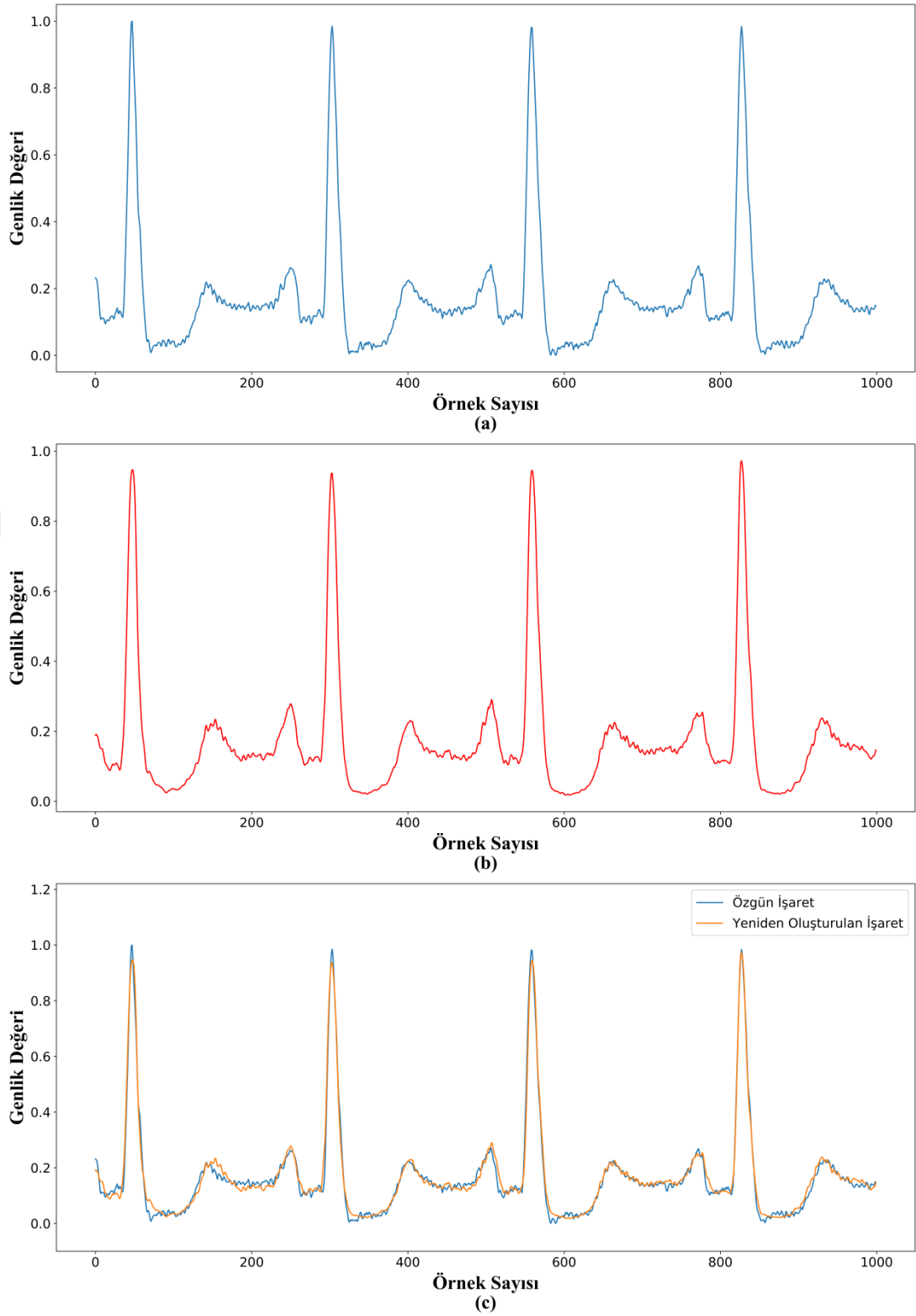
Model 4 kapsamında elde edilen sonuçlara göre 48 EKG işaretinin, 34 tanesinde %21,74 ile %30 aralığında ve 11 tanesinde %30 ile %36 aralığında değişen ortalama MPRD değerleri elde edilmiştir. Fakat Mit104, Mit114 ve Mit222 isimli EKG işaretlerinde ortalama MPRD değerleri %39 değerinin üstünde elde edilmiştir. Bu üç EKG işaretinde karakteristik EKG dalga formlarının dışında çerçevelerin fazla olmasından dolayı ortalama MPRD değerleri yüksek çıkmıştır. Bu sonuçlar neticesinde geliştirilen model-4’te 46.77: 1 ile 54.77: 1 aralığında değişen oranlarda sıkıştırma değerleri sağlanmıştır.

Çizelge 6.10 : 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-4'e ait ortalama MPRD ve CR değerlerine göre sıkıştırma başarımı.

Kat	MPRD (%)	Sıkıştırma Oranı (CR)	Eğitim Süresi (saat)	Test Süresi (ms/işaret)
Kat 1	32,56	50,71	2,58	3,11
Kat 2	25,89	49,71	2,49	3,52
Kat 3	29,75	49,92	3,24	3,45
Kat 4	29,28	50,87	2,42	3,18
Kat 5	26,20	48,49	2,37	4,23
Kat 6	26,97	48,46	2,51	3,58
Kat 7	26,92	49,48	3,28	3,12
Kat 8	25,68	49,98	3,44	4,24
Kat 9	30,29	50,51	3,02	3,69
Kat 10	29,11	50,15	3,29	4,02
Ortalama	28,27	49,83	2,86	3,61

Çizelge 6.10'da sunulmuş olan sonuçlara göre geliştirilen model-4 ile %28.27 ortalama MPRD ve 49.83: 1 ortalama CR değerleri elde edilmiştir. Bunun yanı sıra her bir EKG işareti için yeniden oluşturma süresi ortalama 3.61 ms'dir.

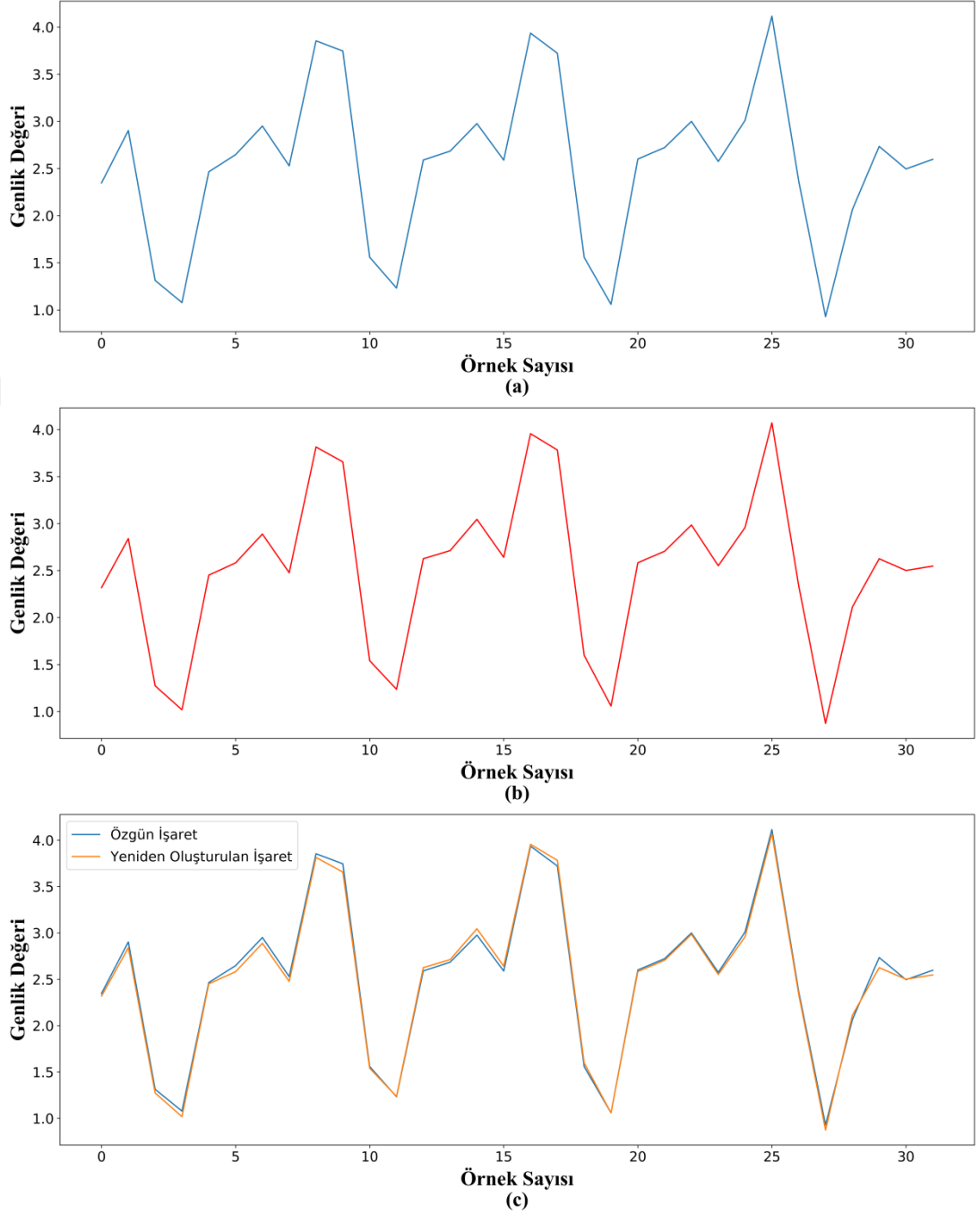
Şekil 6.26'da geliştirilen sistemin 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-4'e ait düşük MPRD değeri sağlayan test verileri arasından seçilen özgün ve yeniden oluşturulmuş işaretler sunulmuştur.



Şekil 6.26 : Mit105 kaydına ait EKG işareti (Kat-3, MPRD = %12.59, CR = 47.01).

Şekil 6.26’da (a) ile özgün işaret, (b) ile yeniden oluşturulan işaret, (c) ile özgün ve yeniden oluşturulan işaretler üst üste çizdirilerek görsel değerlendirme yapılmıştır. Sıkıştırılan özgün işaret, başarılı bir şekilde MPRD = %12.59 değeri ile yeniden oluşturulduğu gözlenmiştir. Burada QRS kompleks dalga formu çok küçük genlik

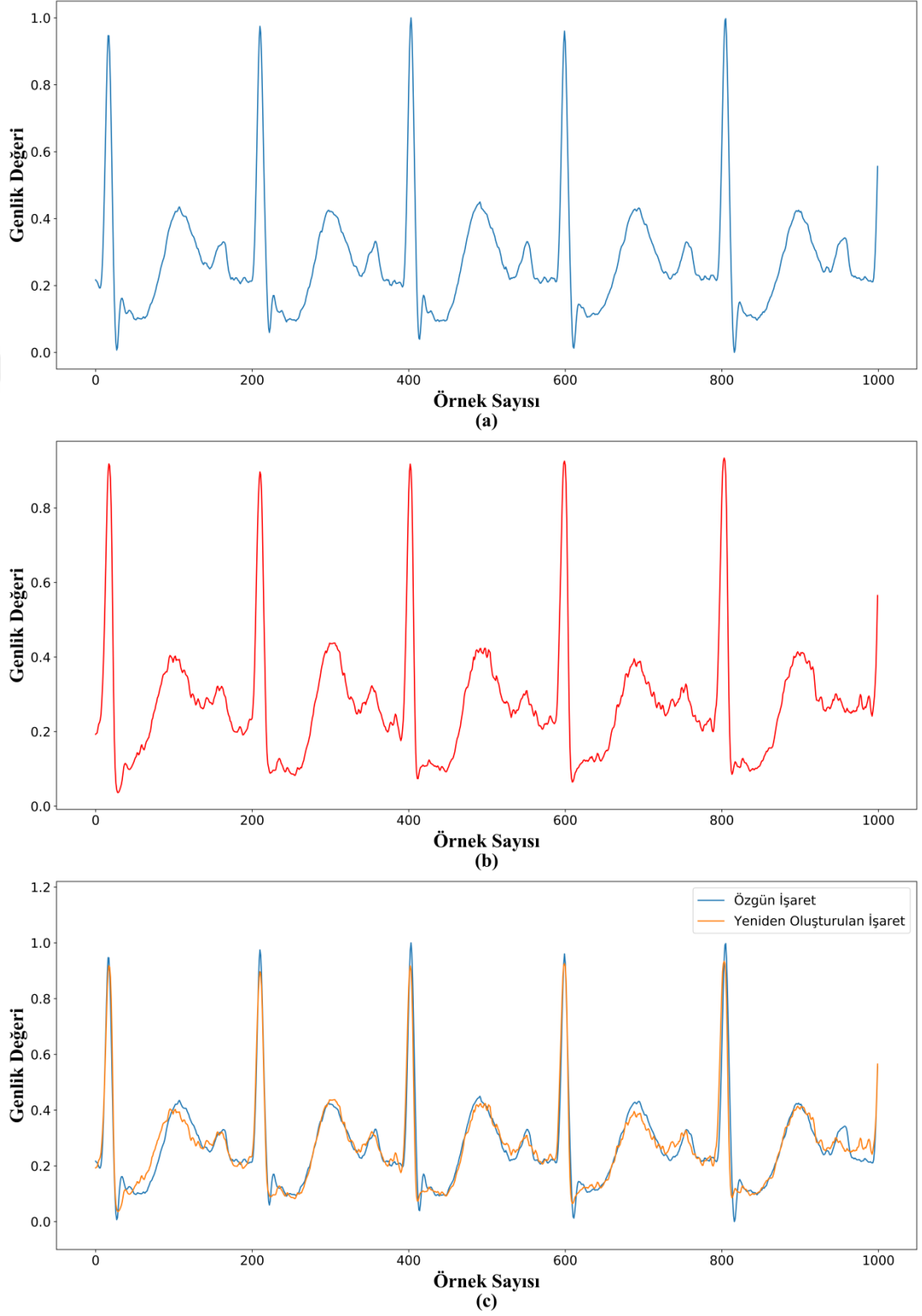
farkları ile yeniden oluşturulabilmiştir. Ayrıca Mit105 kaydına ait 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma model-3 işaret sıkıştırma sisteminin, ADD giriş ve çıkış işaretleri şekil 6.27’de sunulmuştur.



Şekil 6.27 : Mit105 kaydına ait sıkıştırılmış işaret (Kat-3).

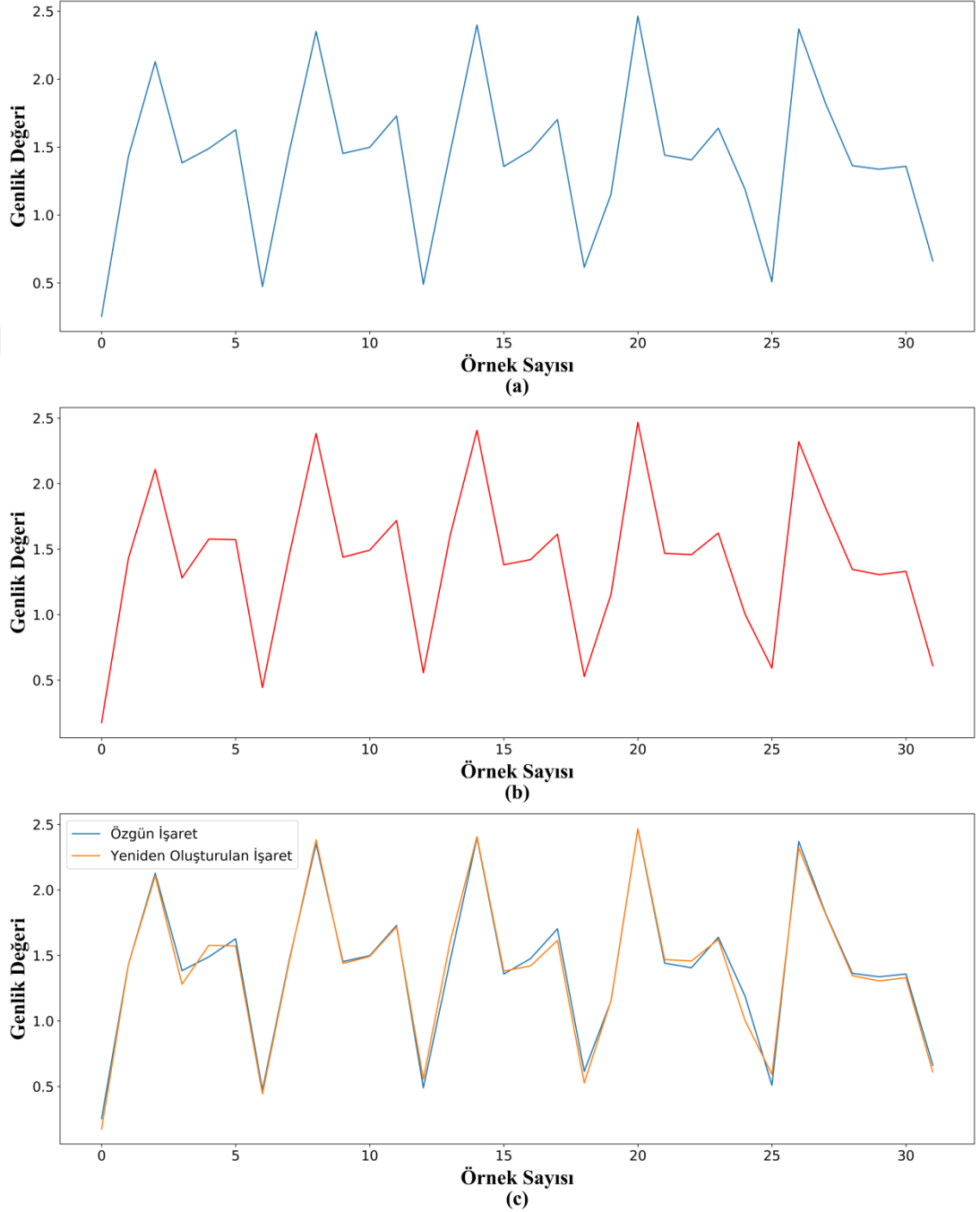
Şekil 6.27’de Mit105 kaydına ait EKG işaretinin, modelin ADD dayalı sıkıştırma kısmına ait giriş işareti (a), çıkış işareti (b) ve her iki işaretin üst üste çizilmiş hali (c) ile sunulmuştur.

Şekil 6.28’de ise geliştirilen sistemin 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma modeli-4’e ait ortalama MPRD değeri sağlayan test verileri arasından seçilen özgün ve yeniden oluşturulmuş işaretler sunulmuştur.



Şekil 6.28 : Mit213 kaydına ait EKG işareti (Kat-7, MPRD = %28.22, CR = 44.71).

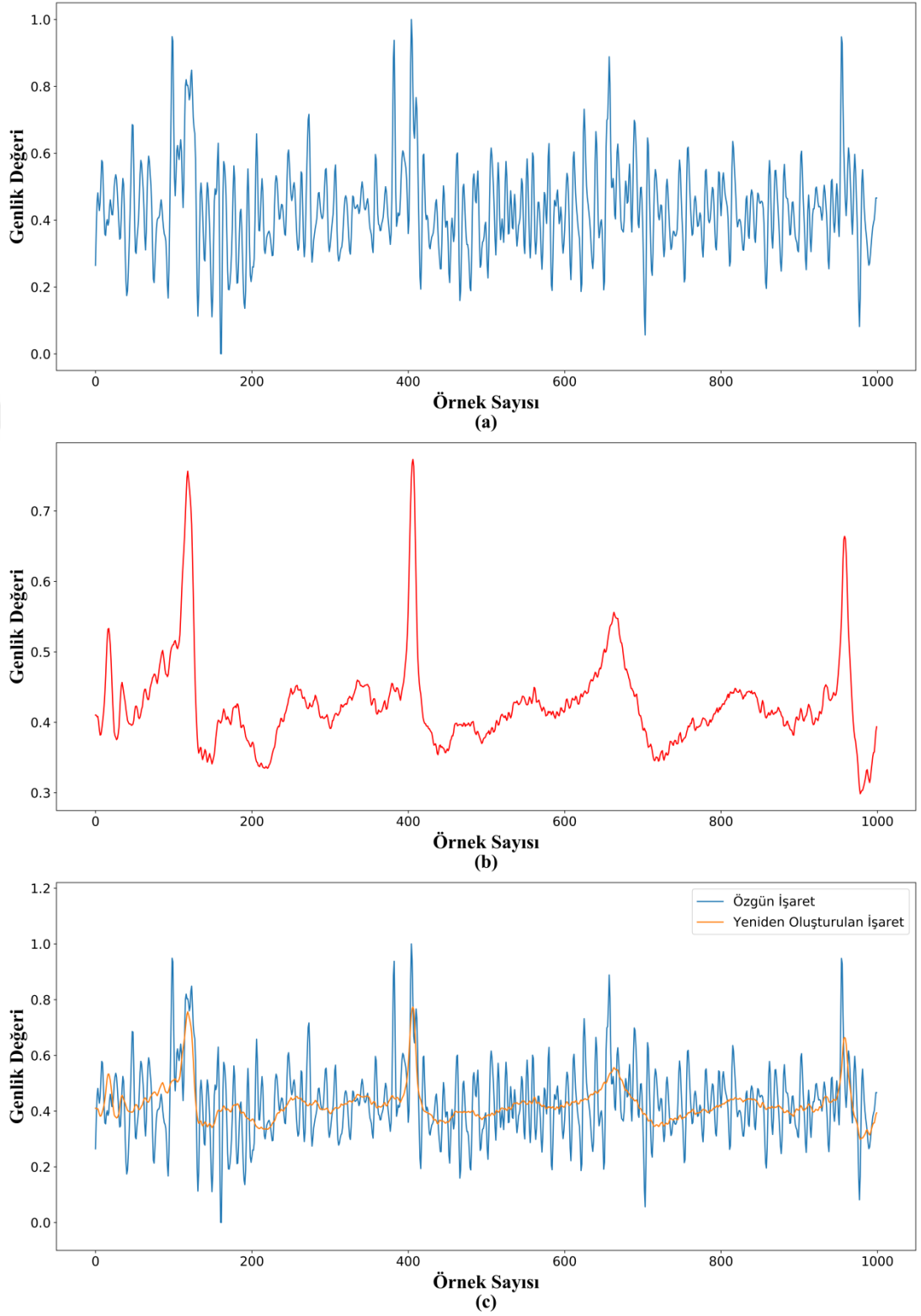
Şekil 6.28’de (a) ile özgün işaret, (b) ile yeniden oluşturulan işaret, (c) ile özgün ve yeniden oluşturulan işaretler üst üste çizdirilerek görsel değerlendirme yapılmıştır. Ayrıca Mit213 kaydına ait 1B-EOK ve ADD tabanlı sıkıştırma model-4 işaret sıkıştırma sisteminin, ADD giriş ve çıkış işaretleri Şekil 6.29’da sunulmuştur.



Şekil 6.29 : Mit213 kaydına ait sıkıştırılmış işaret (Kat-7).

Şekil 6.29’da Mit105 kaydına ait EKG işaretinin, modelin ADD dayalı sıkıştırma kısmına ait giriş işareti (a), çıkış işareti (b) ve her iki işaretin üst üste çizilmiş hali (c) ile sunulmuştur.

Model-4'ün test sonuçlarında kötü bir MPRD değeri sunan EKG işareti örneği Şekil 6.30'da sunulmuştur.



Şekil 6.30 : Mit104 kaydına ait EKG işareti (Kat-1, MPRD = %88.68, CR = 48.24).

Şekil 6.30’da Mit104 kaydına ait EKG işaretinin, modelin ADD dayalı sıkıştırma kısmına ait giriş işareti (a), çıkış işareti (b) ve her iki işaretin üst üste çizilmiş hali (c) ile sunulmuştur. Burada MPRD değerinin %88 seviyesinin üstünde çıkmasının nedeni karakteristik bir EKG dalga formuna sahip olmamasından kaynaklandığı görülmüştür.

Çizelge 6.11’de bu tez çalışması içerisinde geliştirilen önerilen yöntem-1 ve önerilen yöntem-2’nin ortalama MPRD ve ortalama CR değerlerinin bulunduğu özet tablo sunulmuştur.

Çizelge 6.11 : Geliştirilen yöntemlerin özeti.

Yöntem	Veri Seti	MPRD (%)	CR
Önerilen Yöntem-1	MIT-BIH Arrhythmia [Tüm kayıtların ilk 10 dakikası]	18.91	32.27
Önerilen Yöntem-2 (Model-1)	MIT-BIH Arrhythmia [Tüm kayıtların ilk 10 dakikası]	12.28	16.22
Önerilen Yöntem-2 (Model-2)	MIT-BIH Arrhythmia [Tüm kayıtların ilk 10 dakikası]	14.74	22.88
Önerilen Yöntem-2 (Model-3)	MIT-BIH Arrhythmia [Tüm kayıtların ilk 10 dakikası]	18.40	32.22
Önerilen Yöntem-2 (Model-4)	MIT-BIH Arrhythmia [Tüm kayıtların ilk 10 dakikası]	28.21	49.82

7. TARTIŞMA VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında evrişimsel otokodlayıcı (EOK) ve ayırık dalgacık dönüşümü (ADD) tabanlı kodlayıcı-kodçözücü yapıları kullanılarak elektrokardiyogram işaretleri (EKG) sıkıştırılmış ve sonrasında yeniden elde edilmiştir. Daha çok iki boyutlu veri kümeleri üzerinde kullanılan evrişimsel katmanlar, bu tez çalışması kapsamında tek boyutlu EKG işaretleri üzerinde kullanılmıştır. Evrişimsel otokodlayıcı yapılarının boyut azaltma katmanlarında genellikle maksimum ortaklama karmanları kullanılmasına karşın önerilen yöntemlerin boyut azaltma katmanlarında evrişimsel katmanlar tercih edilmiştir. Böylece yeniden elde edilen işaretlerin hata değerinde %4 - %6 oranında iyileşme görülmüştür. Önerilen yöntem-1 ve önerilen yöntem-2'de 10 katlı çapraz doğrulama yapılarak yanlılık etkisi minimuma indirilmeye çalışılmıştır.

Önerilen yöntem-1'de tek bir model geliştirilmiş ve sonucunda belli bir değerde sıkıştırma ve ortalama MPRD değeri sağlayan EKG işaretleri elde edilmiştir. Önerilen yöntem-2'de ise girişe verilen işaretleri içerisinde barındırdığı 4 farklı model ile birlikte çıkışında 4 farklı sıkıştırma oranı ve MPRD değeri sağlayan işaretler elde edilmiştir. Burada evrişimsel otokodlayıcı mimarisi içerisinde kullanılan boyut azaltma ve artırma katman sayısını değiştirerek sıkıştırma ve MPRD değerlerinin değiştiği gözlemlenmiştir. Önerilen yöntem-2 mimarisinde elde edilen işaretlerin farklılıkları da bu temele dayanmaktadır. Ayrıca her iki yöntemin eğitimi aşamasında kullanılan veri setinde veri arttırımı yapıldığında sonuçlarda iyileşme olduğu gözlemlenmiştir. Geliştirilen mimarilerin yeterli seviyede veri seti sayısı ile beslendiğinde daha iyi değerler elde edilebileceği sonucuna ulaşılmıştır. Önerilen yöntemlerde elde edilen kötü sonuçlar incelendiğinde, sisteme test olarak verilen EKG işaretlerinin, tipik EKG dalga formundan uzak olduğu tespit edilmiş ve doğal olarak geliştirilen mimaride bu kötü işaretleri sıkıştırıp yeniden üretme noktasında sorun oluşturmuştur. Bu sorunun da önüne geçmek adına eğitim ve test veri setindeki bu tarz işaretler süzgeçlenerek elimine edilebilir veya bu tarz örnekler içeren daha fazla veri, eğitim esnasında kullanılarak geliştirilen mimari eğitilebilir.

Literatür taramasında, EKG sıkıştırma yöntemi olarak evrimsel otokodlayıcı kullanarak yapılmış olan iki çalışma olduğu gözlenmiştir. Bu tez çalışmasında sunulan yöntemlerde, evrimsel otokodlayıcı mimarisinin yanı sıra ADD tabanlı kodlayıcı-kodçözücü sistemi de kullanılmış ve bu şekilde yapılan ilk çalışma olma özelliğini kazanmıştır. 1B-EOK mimarisinin kodlayıcı-kodçözücü kısımları arasına uygulanan ADD tabanlı kodlayıcı-kodçözücü yapısı ile sıkıştırma başarımı kayda değer bir şekilde arttığı kanıtlanmıştır.

Bu tez çalışması kapsamında 48 EKG kaydı içeren MIT-BIH Arrhythmia veri kümesi kullanılmıştır. Gelecek çalışmalarda farklı kişilerden alınmış EKG kayıtları içeren farklı veri setleri ilave edilerek EKG sıkıştırma işlemi yapılarak yüksek sıkıştırma oranı ve düşük MPRD değerine sahip yeniden oluşturulan işaretler elde edilmeye çalışılacaktır. Bunun yanı sıra derin öğrenme uygulamaları arasında yer alan öğrenme aktarması (transfer learning) yöntemi kullanılarak sıkıştırma işlemi üzerinde iyileştirme yetkinliği incelenecektir.

KAYNAKLAR

- [1] **Zigel, Y.** (1998). *ECG Signal Compression*. (M.Sc. Thesis). Ben Gurion University of the Negev, Faculty of Engineering Sciences, Department of Electrical and Computer Engineering, Israel.
- [2] **Gürkan, H.** (2004). *Biyolojik işaretlerin temel tanım ve zarf fonksiyonları ile modellenmesi*. (Doktora tezi). İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- [3] **Cardiovascular system (heart) anatomy**. Erişim tarihi: 04 Mart 2020, <https://healthengine.com.au/info/cardiovascular-system-heart>
- [4] **Kalp**. Erişim tarihi: 18 Mart 2020, <https://tr.wikipedia.org/wiki/Kalp>
- [5] **Webster, J.** (2009). *Medical instrumentation: application and design*. United state of America.
- [6] **Malmivuo, J. & Robert, P.** (1995). *Bioelectromagnetism Principles and Applications of Bioelectric and Biomagnetic Fields*. New York, Oxford University Press.
- [7] **Singh, Y. N., Singh, S. K. & Ray, A. K.** (2012). Bioelectrical Signals as Emerging Biometrics: Issues and Challenges. *ISRN Signal Processing*, 2012, 13
- [8] **Tompkins, W. J.**, (1993). *Biomedical Digital Signal Processing*, Prentice Hall, New Jersey
- [9] **Sörnmo, L. & Laguna, P.** (2005). *Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications*, Elsevier.
- [10] **Pinto, J. R., Cardoso, J. S. & Lourenço, A.** (2018). Evolution, current challenges, and future possibilities in ECG biometrics. *IEEE Access*, 6, 3474634776.
- [11] **Güven, G.** (2016). *Fingertip ECG signal based biometric recognition system*. (Master's thesis). Işık Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- [12] **Lippincott, W. & Lippincott, W.** (2007). *ECG strip ease*. Wolters Kluwer Health, Philadelphia.
- [13] **Hanilçi, A.** (2019). Evrişimsel sinir ağları kullanılarak EKG ve yüz tabanlı biyometrik tanıma. (Yüksek Lisans Tezi). Bursa Teknik Üniversitesi, Bursa.
- [14] **Chan, A. D. C., Hamdy, M. M., Badre, A. & Badee, V.** (2008). Wavelet distance measure for person identification using electrocardiograms, *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, 57(2), 248–253.
- [15] **Shen, T. W., Tompkins, W. J., & Hu, Y. H.** (2011). Implementation of a onelead ECG human identification system on a normal population, *J. Eng. Comput. Innov.*, 2(1), 12–21.
- [16] **Belgacem, N., Nait-Ali, A., Fournier, R., & Bereksi-Reguig, F.** (2012). ECG Based Human Authentication using Wavelets and Random Forests, *IJCIS*, 2, 1–11.

- [17] da Silva, H. P., Lourenço, A., Fred, A., Raposo, N. & Aires-de-Sousa, M. (2014). Check your biosignals here: A new dataset for off-the-person ECG biometrics, *Comput. Methods Programs Biomed.*, 113(2), 503–514.
- [18] Lourenço, A., Silva, H., Santos, D.P. & Fred, A. (2011). Towards a finger based ECG biometric system, in *Proc. Int. Conf. Bio-Inspired Syst. Signal Process.*, 1–6.
- [19] Gurkan, H. & Hanilci, A., (2020). ECG based biometric identification method using QRS images and convolutional neural network. *Pamukkale J Eng Sci*, 26, 318–327.
- [20] Chan, A. D. C., Hamdy ,M. M., Badre A. & Badee V. (2008). Wavelet distance measure for person identification using electrocardiograms. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 57(2), 248-253.
- [21] Guven, G., Gürkan H. & Guz U. (2018). Biometric identification using fingertip electrocardiogram signals. *Signal, Image and Video Processing*, 12(5), 933-940.
- [22] Mahmud, S. (2012). An Improved Data Compression Method for General Data. *International Journal of Scientific & Engineering Research*, 3(3), 1-4.
- [23] Mahdi, Ö. A., Mohammed, M. A. & Mohamed, A. J. (2013). Implementing a Novel Approach an Convert Audio Compression to Text Coding via Hybrid Technique. *IJCSI International Journal of Computer Science Issues*, 9(6), 53-59.
- [24] Valesco, M. V., Roldan, F. C., Llorente, J. G., Valesco, J. B., Aparicio, C. A., Ferreras, F. (2005) On the use of PRD and CR parameters for ECG Compression. *Medical Engineering Physics*, 27, 798-802.
- [25] Gurkan, H. (2012). Compression of ECG signals using variable-length classified vector sets and wavelet transforms, *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 119, 1–17,
- [26] Rangayyan, R. (2002). *Biomedical Signal Analysis: A Case Study Approach*. Wiley - IEEE press.
- [27] Jaleldine, S.M., Hutchens, C.G., Strattan, R.D. & Coberly, W.A. (1990). ECG Data Compression Techniques- A Unified Approach, *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, 37(4), 329-342.
- [28] Bhatt, N.S. (2005). *Application of neural networks for biomedical signal processing*. (D. Thesis). The Maharaja Sayajirao University Of Baroda Vadodara, India.
- [29] Cox, J.R., Nolle, F.M., Fozzard, H. A. & Oliver, G.C. (1968). AZTEC, A preprocessing program for real time ECG rhythm analysis, *IEEE Trans Biomed eng.*, 15,128-129.
- [30] Mueller, W.C. (1978). Arrhythmia detection program for an ambulatory ECG monitor, *Biomed Sci.*, 14, 81-85.
- [31] Abserstein, J.P. & Tompkins, W.J. (1982). A new data reduction algorithm for real time ECG analysis, *IEEE Trans Biomed. Eng.*, 27, 33-40.
- [32] Ishijima, M., Shin, S.-B., Hostetter, G.H. & Sklansky, J. (1983). Scan-Along Polygonal Approximation for Data Compression of Electrocardiograms. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 30, 723–729.

- [33] Cardenas-Barrera, J.L. & Lorenzo-Ginori, J.V. (1999). Mean-shape vector quantizer for ECG signal compression. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 46, 62–70.
- [34] Linde, Y., Buzo, A., & Gray, R. M. (1980). An algorithm for vector quantizer design. *IEEE Trans. Commun.*, 28, 84–95.
- [35] Miaou, S.-G. & Larn, J.-H., (2000). Adaptive vector quantisation for electrocardiogram signal compression using overlapped and linearly shifted codevectors. *Med. Biol. Eng. Comput.*, 38, 547–552.
- [36] Hilton, M.L. (1997). Wavelet and wavelet packet compression of electrocardiograms. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 44, 394–402.
- [37] Lu, Z., Kim, D.Y. & Pearlman, W.A. (2000). Wavelet compression of ECG signals by the set partitioning in hierarchical trees algorithm. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 47, 849–856.
- [38] Batista, L.V., Melcher, E.U.K. & Carvalho, L.C. (2001). Compression of ECG signals by optimized quantization of discrete cosine transform coefficients. *Medical Engineering & Physics*, 23, 127–134.
- [39] Wei, J.-J., Chang, C.-J., Chou, N.-K. & Jan, G.-J. (2001). ECG data compression using truncated singular value decomposition. *IEEE Trans. Inform. Technol. Biomed.*, 5, 290–299.
- [40] Karaş, A. (1997). Elektriksel işaretlerin temel tanım fonksiyonlarıyla karakterizasyonu. (Ph.D. thesis). İstanbul Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- [41] Gürkan, H., Güz, Ü. & Yarman, B.S. (2007). Modeling of Electrocardiogram Signals Using Predefined Signature and Envelope Vector Sets. *EURASIP J. Adv. Signal Process*, 2007, 012071.
- [42] Benzyd, R., Marir, F. & Bouguechal, N.-E. (2007). Electrocardiogram Compression Method Based on the Adaptive Wavelet Coefficients Quantization Combined to a Modified Two-Role Encoder. *IEEE Signal Processing Letters*, 14, 373–376.
- [43] Zigel, Y., Cohen, A. & Katz, A. (2000). ECG signal compression using analysis by synthesis coding. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 47(10), 1308-1316
- [44] Abo-Zahhad, M., Ahmed, S.M. & Zakaria, A. (2012). An efficient technique for compressing ECG signals using QRS detection, estimation, and 2D DWT coefficients Thresholding. *Modelling and Simulation in Engineering*, 2012, 1–10.
- [45] Abo-Zahhad, M. & Rajoub, B. A. (2002). An effective coding technique for the compression of one-dimensional signals using wavelet transforms. *Medical Engineering and Physics*, 24(3), 185–199.
- [46] Bilgin, A., Marcellin, M.W. & Altbach, M.I. (2003). Compression of electrocardiogram signals using JPEG2000. *IEEE Trans. Consumer Electron.*, 49, 833–840.
- [47] Gusmão, D.B., Lima, A.T.M. & Costa, M.V.C. (2019). Two-Dimensional compression of ECG signals using HEVC-Intra encoder and pre-processing techniques. *XXVI Brazilian Congress on Biomedical Engineering, IFMBE Proceedings.*, 70(2), 503–509.

- [48] **Yildirim, O., Tan, R.S. & Acharya, U.R.** (2018). An efficient compression of ECG signals using deep convolutional autoencoders. *Cognitive Systems Research*, 52, 198–211.
- [49] **J. Pan,** (1985). A real-time QRS detection algorithm, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 32(3), 230-236.
- [50] **Wang, F., Ma, Q., Liu, W., Chang, S., Wang, H., He, J. & Huang, Q.** (2019). A novel ECG signal compression method using spindle convolutional auto-encoder. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 175, 139–150.
- [51] **Goodfellow, I., Bengio, Y. & Courville, A.** (2016). Deep learning. "MIT press"
- [52] **Bengio, Y., Courville, A. & Vincent, P.** (2013). Representation learning: A review and new perspectives. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 35(8), 1798–1828.
- [53] **Schmidhuber, J.** (2015). Deep learning in neural networks: An overview. *Neural Networks Elsevier*, 61, 85–117.
- [54] **Patterson, J., & Gibson, A.** (2017). Deep learning: A practitioner's approach. "O'Reilly Media, Inc."
- [55] **LeCun, Y., Bengio, Y. & Hinton, G.** (2015). Deep learning. *Nature*, 521, 436–444.
- [56] **Alpaydin, E.** (2010). Introduction to machine learning, 2nd ed., Adaptive computation and machine learning. *MIT Press, Cambridge, Mass.*
- [57] **Hinton, G. & Terrence, S.** (1999). Unsupervised Learning: Foundations of Neural Computation. *MIT Press*.
- [58] **Eichhorn, J.** (2007). *Applications of kernel machines to structured data*, (Doctoral Thesis). Technische Universität Berlin, Fakultät IV - Elektrotechnik und Informatik, Berlin.
- [59] **Türk, Ö.** (2019). *EEG işaretlerinden epilepsi türlerinin sınıflandırılmasında skalogram tabanlı derin öğrenme yaklaşımı*. (Doktora Tezi). Dicle Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Diyarbakır.
- [60] **Ioffe, S., Szegedy, C.** (2015). Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. *Proceedings of the 32 nd International Conference on Machine Learning*, 37, 1-9.
- [61] **Wang, C., Han, Y., & Wang, W.** (2019). An End-to-End Deep Learning Image Compression Framework Based on Semantic Analysis. *Applied Sciences*, 9, 3580.
- [62] **Theis, L., Shi, W., Cunningham, A. & Huszár, F.** (2017). Lossy Image Compression with Compressive Autoencoders. *ICLR*, 1-19.
- [63] **Chen, S., Yu, J. & Wang, S.** (2020). One-dimensional convolutional auto-encoder-based feature learning for fault diagnosis of multivariate processes. *Journal of Process Control*, 87, 54–67.
- [64] **Physionet MIT-BIH Arrhythmia Database.** Erişim: 9 Ağustos 2019, <https://physionet.org/physiobank/database/mitdb/>
- [65] **Moody, G.B. & Mark, R.G.** (2001). The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database. *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.*, 20, 45–50.

[66] Chollet et al., F. (2015). Keras, <https://keras.io>,.

[67] Abadi, M., Agarwal, A., Barham, P., Brevdo, E., Chen, Z., Citro, C., Corrado, G. S., Davis, A., Dean, J., Devin, M., Ghemawat, S., Good-fellow, I., Harp, A., Irving, G., Isard, M., Jia, Y., Jozefowicz, R., Kaiser, L., Kudlur, M., Levenberg, J., Mané, D., Monga, R., Moore, S., Murray, D., Olah, C., Schuster, M., Shlens, J., Steiner, B., Sutskever, I., Talwar, K., Tucker, P., Vanhoucke, V., Vasudevan, V., Viégas, F., Vinyals, O., Warden, P., Wattenberg, M., Wicke, M., Yu, Y. & Zheng, X. (2015). Ten-sorFlow: Large-scale machine learning on heterogeneous systems, <https://www.tensorflow.org/>.



ÖZGEÇMİŞ



Ad-Soyad : Tahir BEKİRYAZICI
Doğum Tarihi ve Yeri : 06.09.1992 / Trabzon
E-posta : tahir.bekiryazici@btu.edu.tr

ÖĞRENİM DURUMU:

- **Lisans** : 2016, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü
- **Yüksek Lisans** : 2020, Bursa Teknik Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

MESLEKİ DENEYİM VE ÖDÜLLER:

- Araştırma Görevlisi – Bursa Teknik Üniversitesi (09.2018 – ...)

TEZDEN TÜRETİLEN ESERLER, SUNUMLAR VE PATENTLER:

- **Bekiryazıcı, T. & Gürkan, H. (2020).** Evrişimsel otokodlayıcı ve ayrık dalgacık dönüşümü tabanlı EKG sıkıştırma yöntemi, 28. IEEE Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, Gaziantep, Türkiye (Sözlü sunum için kabul edilmiştir.)
- Elektrokardiyogram işaretlerinin derin sinir ağlarına dayalı sıkıştırılması, Bursa Teknik Üniversitesi, Bilimsel Araştırmalar Projeleri Birimi, Proje numarası: 190Y003.

DİĞER ESERLER, SUNUMLAR VE PATENTLER:

- **Aydemir, G. & Bekiryazıcı, T. & Gürkan, H. (2020).** Uzun kısa-süreli bellek tabanlı diziden diziye otokodlayıcı kullanarak EKG işaretlerinin sıkıştırılması, 28. IEEE Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, Gaziantep, Türkiye (Sözlü sunum için kabul edilmiştir.)