

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

MORS KODUNU KONUŞMAYA ÇEVİREN EEG TABANLI BEYİN-BİLGİSAYAR ARAYÜZÜ

DOKTORA TEZİ

Güneş EKİM

**AĞUSTOS 2021
TRABZON**



KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**MORS KODUNU KONUŞMAYA ÇEVİREN EEG TABANLI BEYİN-BİLGİSAYAR
ARAYÜZÜ**

Güneş EKİM

Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünde
"DOKTOR (ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ)"
Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 07 / 07 / 2021

Tezin Savunma Tarihi : 03 / 08 / 2021

Tez Danışmanı : Prof. Dr. Ayten ATASOY

Trabzon 2021

ÖNSÖZ

Felç veya nörolojik bir hastalıktan dolayı oluşan konuşma yetisinin kaybolması, kişinin duyabilme, görebilme, düşünebilme ve algılayabilme yetilerinin de kaybolması anlamına gelmez. Biyomedikal ve makine öğrenme tekniklerinin gelişmesiyle birlikte, bu hastalıklara maruz kalan kişiler için düşünceleri konuşmaya dönüştürebilecek çalışmalar devam etmektedir. Bir Beyin-Bilgisayar Arayüzü doğrudan kafatasının uygun noktalarına yerleştirilmiş elektrotlardan aldığı sinyalleri kullanarak bir cihazın kontrolünü sağlayabilir veya bir bilgisayar ekranında kelime dizileri oluşturabilir. Bilişsel işlevleri zarar görmemiş motor engelli kişilerin çevreleriyle iletişimlerini sağlayabilmek ve dolayısıyla hayatlarını kolaylaştırmak amacını taşıyan bu tez çalışmasında, kişilerin bilinçli olarak yaptıkları göz kırpmalardan faydalanarak, Mors kodları ile oluşturulan kelimelerin seslendirilmesi üzerine çok disiplinli bir sistem tasarımı yapılmıştır.

Bu çalışmada danışmanlığımı üstlenen değerli hocam Prof. Dr. Ayten ATASOY'a ilgi, alaka ve yardımlarından dolayı teşekkürü bir borç bilirim. Her ihtiyaç duyduğumda bilgi ve tecrübeleri ile bu tez çalışmasına yön veren Dr. Öğr. Üyesi Nuri İKİZLER'e teşekkürlerimi sunarım. Doktora süresi boyunca fikirlerinden yararlandığım tez jürime çok teşekkür ederim. Deneylerin yapılmasında yardımlarını esirgemeyen mesai arkadaşım Öğr. Gör. Dr. Arda ÜSTÜBİOĞLU'na çok teşekkür ederim. Doktora eğitimimin başlamasında ve her aşamasında yanımda olan eşime ve oğluma, anlayış ve desteklerinden dolayı değerli aileme, hoşgörülerinden dolayı mesai arkadaşlarıma çok teşekkür ederim.

Güneş EKİM
Trabzon 2021

TEZ ETİK BEYANNAMESİ

Doktora Tezi olarak sunduğum “Mors Kodunu Konuşmaya Çeviren EEG Tabanlı Beyin-Bilgisayar Arayüzü” başlıklı bu çalışmayı baştan sona kadar danışmanım Prof. Dr. Ayten ATASOY’un sorumluluğunda tamamladığımı, verileri/örnekleri kendim topladığımı, deneyleri/analizleri ilgili laboratuvarlarda yaptığımı/yaptırdığımı, başka kaynaklardan aldığım bilgileri metinde ve kaynakçada eksiksiz olarak gösterdiğimi, çalışma sürecinde bilimsel araştırma ve etik kurallara uygun olarak davrandığımı ve aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiğimi beyan ederim. 03/08/2021

Güneş EKİM

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ	III
TEZ ETİK BEYANNAMESİ.....	IV
İÇİNDEKİLER	V
ÖZET	VIII
SUMMARY	IX
ŞEKİLLER DİZİNİ	X
TABLolar DİZİNİ	XIII
SEMBOLLER DİZİNİ.....	XV
1. GENEL BİLGİLER.....	1
1.1. Giriş	1
1.2. Beynin Temel Yapısı	3
1.3. Elektroensefalografi	6
1.4. EEG’de Artefaktlar	8
1.4.1. Fizyolojik Olmayan Artefaktlar	9
1.4.2. Fizyolojik Artefaktlar	10
1.4.2.1. Göz Artefaktları.....	10
1.4.2.2. Kas Artefaktları	11
1.4.2.3. Hareket Artefaktları.....	11
1.4.2.4. EKG Artefaktları	11
1.5. Literatür Araştırması	12
1.6. Beyin-Bilgisayar Arayüzü Sistemi	21
1.6.1. Beyin Sinyallerinin Elde Edilip Bilgisayara Aktarılması	23
1.6.2. Verilerden Özniteliklerin Çıkarılması	23
1.6.2.1. Dalgacık Teorisi	24
1.6.2.1.1. Fourier Dönüşümü.....	25
1.6.2.1.2. Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (KZFD)	27
1.6.2.1.3. Dalgacık Dönüşümü	28
1.6.2.1.3.1. Sürekli Dalgacık Dönüşümü	28
1.6.2.1.3.2. Zaman-Frekans Çözünürlükleri	30
1.6.2.1.3.3. Ayırık Dalgacık Dönüşümü	31
1.6.2.2. İstatistiksel Özellikler	34

1.6.2.2.1.	Aritmetik Ortalama.....	34
1.6.2.2.2.	Standart Sapma.....	34
1.6.3.	Sınıflandırma Yöntemleri	34
1.6.3.1.	Yapay Sinir Ağları.....	35
1.6.3.2.	K-En Yakın Komşu Kuralı	41
1.6.3.3.	Karar Ağaçları.....	43
1.6.3.3.1.	J48 Algoritması	46
1.6.3.3.2.	Hoeffding Ağacı Algoritması.....	46
1.6.3.3.3.	Lojistik Model Ağacı Algoritması	47
1.6.3.3.4.	Rastgele Orman Algoritması.....	47
1.6.3.4.	Naive Bayes Sınıflandırıcı	48
1.6.3.5.	Destek Vektör Makineleri.....	49
1.6.4.	Kelimedeki Hatanın En Aza İndirilmesi.....	51
1.6.4.1.	Levenshtein Mesafesi	51
1.6.5.	Dinamik Zaman Bükmesi	53
1.6.5.1.	Klasik DZB	53
1.6.5.1.1.	Süreklilik Koşulu.....	55
1.6.5.1.2.	Sınır Koşulu	56
1.6.5.1.3.	Monotonluk Koşulu.....	57
1.6.5.2.	Klasik DZB Algoritması.....	58
1.6.6.	Metnin Sese Dönüştürülmesi	60
1.7.	Mors Alfabetesi.....	60
2.	YAPILAN ÇALIŞMALAR	62
2.1.	Verilerin Toplanması.....	62
2.2.	Mors Kodlu Sinyal Girişi.....	64
2.3.	Göz Kırpma Analizi	66
2.4.	Birinci Sistem.....	69
2.4.1.	Öznitelik Vektörünün Elde Edilmesi.....	76
2.4.2.	Sınıflandırma Başarısının Değerlendirilmesi.....	77
2.5.	İkinci Sistem	80
2.5.1.	Dinamik Zaman Bükmesi Algoritması.....	83
2.6.	Metin-Konuşma Sentezi	85
2.7.	Tek Kanallı EEG Sinyal Cihazı Tasarımı.....	85
2.7.1.	EEG Elektrotları.....	89

2.7.2.	Koruma Devresi	90
2.7.3.	Enstrümantasyon Yükselteci.....	91
2.7.4.	Aktif Filtre Tasarımı	93
2.7.4.1.	Aktif Alçak Geçiren Filtre	94
2.7.4.1.1.	1.Derece Alçak Geçiren Filtre.....	96
2.7.4.1.2.	2.Derece Alçak Geçiren Filtre.....	97
2.7.4.2.	Aktif Yüksek Geçiren Filtre.....	100
2.7.4.2.1.	1.Derece Yüksek Geçiren Filtre	101
2.7.4.2.2.	2.Derece Yüksek Geçiren Filtre	102
2.7.4.3.	Çentik (Notch) Filtre	103
2.7.4.4.	Son Yükselteç ve Gerilim Toplayıcı	107
2.7.4.5.	Analog Dijital Çevirici	107
3.	BULGULAR.....	110
3.1.	Birinci Sistemden Elde Edilen Sonuçlar.....	110
3.1.1.	Öznitelik Vektörünün Elde Edilmesi.....	111
3.1.2.	Sınıflandırma Başarısının Değerlendirilmesi.....	114
3.2.	İkinci Sistemden Elde Edilen Sonuçlar	126
3.3.	Tasarlanan Tek Kanallı EEG Sinyal Cihazından Elde Edilen Deneysel Sonuçlar	133
4.	İRDELEME	139
5.	SONUÇLAR	140
6.	ÖNERİLER.....	143
7.	KAYNAKLAR	145
ÖZGEÇMİŞ		

Doktora Tezi

ÖZET

MORS KODUNU KONUŞMAYA ÇEVİREN EEG TABANLI BEYİN-BİLGİSAYAR
ARAYÜZÜ

Güneş EKİM

Karadeniz Teknik Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Danışman: Prof. Dr. Ayten ATASOY
2021, 152 Sayfa

Tez kapsamında, EEG cihazı kullanılarak toplanan verilerden tespit edilen bilinçli göz kırpmalarla oluşturulan kelimelerin, konuşmaya dönüştürülmesi gerçekleştirilmiştir. Günümüzde dünya nüfusunda sayıları oldukça fazla konuşma ve hareket yetisini kaybetmiş kişiler bulunmaktadır. Bu kişiler çevrelerinde tüm olup biteni görebilmekte ve duyabilmekte, fakat dış dünya ile iletişim kuramamaktadırlar. Ayrıca en basit günlük ihtiyaç veya düşüncelerini çevrelerine aktaramamaktadırlar. Bu tezin amacı, kişilerin isteklerini göz kırpmalar aracılığıyla çevrelerine iletebilmelerini sağlamak ve böylece yaşam kalitelerini arttırmaktır. Bu amaçla Mors kodlarını konuşmaya çeviren iki farklı sistem geliştirilmiştir. İlk adımda kablosuz Neurosky MindWave cihazı ile sol gözün üzerine yerleştirilmiş elektrottan, tek kanal olarak EEG sinyalleri toplanmıştır. EEG sinyalleri içinde, beyin aktivitesi haricinde göz kaynaklı hareketlerden doğan sinyaller de bulunur. Bu sinyallerden yararlanılarak Mors kodlarıyla oluşturulan kelimeler, Matlab içerisindeki Metin-Konuşma Sentezi algoritması ile konuşmaya dönüştürülmüştür. İlk sistemde veri toplama sonrası; dalgacık analizi, yapay sinir ağları sınıflandırma, Levenshtein mesafe ve metin-konuşma sentezi algoritmaları kullanılmıştır. İkinci sistemde ise verilere dinamik zaman bükme ve metin-konuşma sentezi algoritmaları uygulanmıştır. Her iki sistemden de elde edilen sonuçlar karşılaştırılmış, özellikle ikinci sistemde son derece başarılı sonuçlara ulaşılmıştır. Yapılan çalışmada ayrıca maliyeti düşük, kullanımı kolay ve hassasiyeti yüksek olan tek kanallı EEG sinyal toplama işlemi yapan bir kart tasarımı da yapılmıştır.

Anahtar Kelimeler: EEG, Beyin-Bilgisayar Arayüzü, Dalgacık Dönüşümü, Sınıflandırma, Levenshtein, Dinamik Zaman Bükmesi, Göz Kırpma Tespiti.

PhD. Thesis

SUMMARY

EEG BASED BRAIN-COMPUTER INTERFACE CONVERTING MORS CODE TO SPEAKING

Güneş EKİM

Karadeniz Technical University
The Graduate School of Natural and Applied Sciences
Electrical-Electronics Engineering Graduate Program
Supervisor: Prof. Dr. Ayten ATASOY
2021, 152 Pages

In the scope of the thesis, the words formed by the voluntary eye-blinks detected from the data acquired by using the EEG device have been transformed into speech. At the present time, there are many people in the world who have lost their ability to speak and move. These people are able to see and hear what is happening all around them, but they cannot communicate with the outside world. In addition, they cannot express their daily needs or thoughts to their environments. The aim of this thesis is to enable people to communicate their wishes through eyeblinks and thus to improve their quality of life. For this purpose, two different systems have been developed that convert Morse codes to speech. First, EEG signals were collected as a single channel from the electrode placed on the left eye with the wireless Neurosky MindWave device. In the collected EEG signals, there are signals originating from ocular movements except for brain activity. By using these signals, the words formed by Morse codes have been transformed into speech by the text to speech algorithm included in the Matlab. In the first system, after data collection; wavelet analysis, artificial neural network classification, Levenshtein distance and text-to-speech synthesis algorithms were used. In the second system, dynamic time warping and text-to-speech synthesis algorithms were applied to the data. The results obtained from both systems were compared, and very successful results were achieved especially in the second system. In the study also, single-channel EEG signal acquisition card with a low-cost, easy-to-use and high-sensitivity was designed.

Keywords: EEG, Brain-Computer Interface, Wavelet Transform, Classification, Levenshtein, Dynamic Time Warping, Eye-blink Detection.

ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa No

Şekil 1.	Tipik bir BBA sistemi blok diyagramı	2
Şekil 2.	Nöronun yapısı	4
Şekil 3.	(a) İnsan beyni. (b) Sinaptik ve akson potansiyellerinden kaynaklanan mikro akım kaynaklarını gösteren serebral korteks bölümü. (c) Alfa ritminin dört saniyelik bir bölümü ve buna karşılık gelen güç spektrumu	5
Şekil 4.	Beyin lobları.....	6
Şekil 5.	Uluslararası 10/20 sisteminin elektrot konumları (a) Soldan görünüm (b) Üstten görünüm (c) Genel görünüm.....	9
Şekil 6.	Göz kürelerinin hareketi	10
Şekil 7.	Beta aktivitesi durumunda EEG sinyalindeki göz kırpmalar	11
Şekil 8.	Üstten görünüş	15
Şekil 9.	Genel EEG sinyali toplama sistemi.	24
Şekil 10.	Dönüşümleri zaman-frekans çözünürlüğü bakımından karşılaştırma.	31
Şekil 11.	ADD'de filtreleme süreci	32
Şekil 12.	ADD katsayıları üreten alt örnekleme.	32
Şekil 13.	ÇÇA ile ADD'nin hesaplanması; $g[n]$ yüksek geçiren filtre, $h[n]$ alçak geçiren filtre	33
Şekil 14.	Yapay sinir hücresinin yapısı.....	36
Şekil 15.	Çok katmanlı YSA yapısı [42]	38
Şekil 16.	Çıkış nöronu j 'nin sinyal-akış şeması.....	39
Şekil 17.	KNN algoritmasına ait eğitim verilerinin iki boyutlu gösterimi ve örnek bir sınıflandırma	43
Şekil 18.	Öklid mesafesi örneği.....	43
Şekil 19.	Golf örneğinin karar ağacı	45
Şekil 20.	Doğrusal ayrılabilir durumda sınıflandırma.....	50
Şekil 21.	Düz doğrusal eşleştirme ile oluşturulmuş eşit uzunlukta iki eğri arasındaki eşleştirme yolu.....	54
Şekil 22.	Farklı eşleştirme tekniklerine örnekler (a) ve (b)'de gösterilen eğriler eşleştirilmiştir. (c) Doğrusal eşleştirme (eğri 1'in i . noktası, eğri 2'nin i . noktasıyla eşleşir). (d) Tam eşleştirme (eğri 1'in i . noktası, eğri 2'nin en yakın noktasıyla eşleşir). (e) DZB-eşleştirmesi (eğri 1'in aynı noktası, DZB'nin eşleşmesine izin verdiği en yakın eğri 2 noktasıyla eşleşir).	55
Şekil 23.	Süreklilik koşulu. Bu eşleşme yolunda, yoldaki çapraz karelere karşılık gelen eşleşmeler bu koşul tarafından yasaklanır. ($c = 0.4$ olduğunda).....	56

Şekil 24.	Sınır koşulu. İki eğrinin ilk noktaları ve iki eğrinin son noktaları eşleşmeye zorlanır.	57
Şekil 25.	Monotonluk koşulu. Gösterilen 5 nokta kombinasyonunun eşleşmesinden sonra, yoldaki çapraz karelere karşılık gelen eşleşmeler bu koşul tarafından yasaklanır	57
Şekil 26.	Bir bükme yolu örneği.....	59
Şekil 27.	Genel MKS sistemi blok diyagramı	60
Şekil 28.	Neurosky MindWave EEG cihazı	64
Şekil 29.	Mors kodları kullanılarak göz kırpmalar ile oluşturulan E, N, O ve P harflerine ait sinyaller	66
Şekil 30.	Göz kırpmalarla oluşturulan OPEN kelimesinin grafiği	67
Şekil 31.	Tasarlanan birinci sisteme ait blok diyagram	70
Şekil 32.	Tasarlanan birinci sisteme ait akış diyagramı	72
Şekil 33.	Mors kodunu oluşturan kısa ve uzun sinyallere karşı gelen tek ve çift göz kırpmalardan elde edilen A-N-S harflerine ait grafikler	74
Şekil 34.	A-N-S sınıfına ait YSA yapısı	75
Şekil 35.	Tasarlanan ikinci sisteme ait blok diyagram.....	81
Şekil 36.	Tasarlanan ikinci sisteme ait akış diyagramı	82
Şekil 37.	NeuroSky MindWave cihazı ile kaydedilen üç tip sinyal (a) Boşluk sinyali olarak tanımlanan normal EEG sinyali (b) Tek göz kırpması içeren EEG sinyali (c) Çift göz kırpması içeren EEG sinyali.....	87
Şekil 38.	Tasarlanan tek kanallı EEG sinyal toplama devresi ile kaydedilen üç tip sinyal (a) Boşluk sinyali olarak tanımlanan normal EEG sinyali (b) Tek göz kırpması içeren EEG sinyali (c) Çift göz kırpması içeren EEG sinyali	88
Şekil 39.	Tasarlanan tek kanallı EEG sinyal toplama sisteminin blok diyagramı	89
Şekil 40.	Tasarlanan sistemde kullanılan yüzey temaslı elektrot ve elektrot pedi	90
Şekil 41.	Koruma devresi	91
Şekil 42.	INA114 entegresinin bacak bağlantıları	92
Şekil 43.	Enstrümantasyon yükselteci devre şeması.....	93
Şekil 44.	Alçak geçiren filtrenin frekans cevabı.....	95
Şekil 45.	Yüksek dereceli filtreler için kaskad filtre düzeni	96
Şekil 46.	1.derece AGF devresi	96
Şekil 47.	(a) Genel Sallen-Key AGF devresi (b) Birim kazançlı Sallen-Key AGF devresi.....	98
Şekil 48.	Tasarlanan 6.derece Butterworth AGF devre şeması	99
Şekil 49.	Yüksek geçiren filtrenin frekans cevabı	100
Şekil 50.	1.derece YGF devresi	101

Şekil 51.	(a) Genel Sallen-Key YGF devresi (b) Birim kazançlı Sallen-Key YGF devresi.....	103
Şekil 52.	Tasarlanan 4.derece Butterworth YGF devre şeması.....	104
Şekil 53.	2.derece Bainter bant durduran veya çentik filtre	105
Şekil 54.	Bant durduran filtrenin frekans cevabı	105
Şekil 55.	Tasarlanan 2.derece çentik filtre devre şeması	106
Şekil 56.	Son yükselteç ve gerilim toplayıcı devresi	107
Şekil 57.	Tasarlanan sistemde kullanılan Arduino UNO kartı	108
Şekil 58.	Tasarlanan tek kanallı EEG sinyal toplama devresinin baskı devre kartı	109
Şekil 59.	(a) Tasarlanan tek kanallı EEG sinyal toplama devresi ve toplanan sinyalin bilgisayar ortamına aktarılması (b) (a)'nın blok diyagramı.....	109
Şekil 60.	Tek göz kırpma içeren sinyaller	111
Şekil 61.	(a) Tek göz kırpma içeren iki adet EEG sinyali (b) (a)'daki sinyallerin aynı eksen takımında gösterilmesi (c) (b)'deki orjinal sinyallerden elde edilen hizalanmış sinyaller.....	129
Şekil 62.	(a) Çift göz kırpma içeren iki adet EEG sinyali (b) (a)'daki sinyallerin aynı eksen takımında gösterilmesi (c) (b)'deki orjinal sinyallerden elde edilen hizalanmış sinyaller.....	130
Şekil 63.	(a) Tek göz kırpma ve çift göz kırpma içeren EEG sinyalleri (b) (a)'daki sinyallerin aynı eksen takımında gösterilmesi (c) (b)'deki orjinal sinyallerden elde edilen hizalanmış sinyaller.....	131
Şekil 64.	Mors kodunu oluşturan kısa ve uzun sinyallere karşı gelen tek ve çift göz kırpmalardan elde edilen TEA kelimesine ait grafik.....	132

TABLolar DİZİNİ

Sayfa No

Tablo 1.	Fizyolojik ve fizyolojik olmayan artefaktlar.....	8
Tablo 2.	Literatürdeki gözle metin giriş sistemleri üzerine yapılan çalışmaların karşılaştırılması	22
Tablo 3.	Golf örneği verileri	45
Tablo 4.	Mesafe Matrisi	53
Tablo 5.	Mors Kodları	61
Tablo 6.	E, N, O ve P harflerine ait Mors kodları ve bu harflerin Mors kodları kullanılarak göz kırpmalar ile oluşturulması	65
Tablo 7.	Harflerin içerdikleri göz kırpma sayısına göre gruplandırılması	71
Tablo 8.	İki sınıflı sınıflandırıcı için karışıklık matrisi	77
Tablo 9.	Üç sınıflı sınıflandırıcı için karışıklık matrisi	78
Tablo 10.	Biyolojik sinyallere ait genlik ve frekans değerleri.....	91
Tablo 11.	Tasarlanan Butterworth 6.derece AGF'nin özellikleri	99
Tablo 12.	Tasarlanan Butterworth 4.derece YGF'nin özellikleri	104
Tablo 13.	Notch filtre eşitlikleri ($K_1=K_2=1$ için)	106
Tablo 14.	Tasarlanan 2.derece çentik filtrenin özellikleri.....	106
Tablo 15.	3 adet A harfi için hesaplanan öznitelik vektörü.....	112
Tablo 16.	db3, db4 ve db5 dalgacıkları ile yapılan sınıflandırma sonuçlarının değerlendirilmesi	113
Tablo 17.	T-I sınıfı için yapılan sınıflandırma sonuçları (3 kişi-60 örnek).....	115
Tablo 18.	T-I sınıfı için yapılan sınıflandırma sonuçları (1 kişi-20 örnek).....	115
Tablo 19.	A-N-S sınıfı için yapılan sınıflandırma sonuçları (3 kişi-90 örnek)	116
Tablo 20.	A-N-S sınıfı için yapılan sınıflandırma sonuçları (1 kişi-30 örnek)	116
Tablo 21.	J-Q-Y sınıfı için yapılan sınıflandırma sonuçları (3 kişi-90 örnek)	117
Tablo 22.	J-Q-Y sınıfı için yapılan sınıflandırma sonuçları (1 kişi-30 örnek)	117
Tablo 23.	D-H-M-R-U sınıfı için yapılan sınıflandırma sonuçları (3 kişi-150 örnek)	118
Tablo 24.	D-H-M-R-U sınıfı için yapılan sınıflandırma sonuçları (1 kişi-50 örnek) ...	118
Tablo 25.	C-O-P-X-Z sınıfı için yapılan sınıflandırma sonuçları (3 kişi-150 örnek) ...	118
Tablo 26.	C-O-P-X-Z sınıfı için yapılan sınıflandırma sonuçları (1 kişi-50 örnek)	119
Tablo 27.	B-F-G-K-L-V-W sınıfı için yapılan sınıflandırma sonuçları (3 kişi-210 örnek).....	119

Tablo 28.	B-F-G-K-L-V-W sınıfı için yapılan sınıflandırma sonuçları (1 kişi-70 örnek).....	120
Tablo 29.	T-I sınıfının karışıklık matrisi	120
Tablo 30.	A-N-S sınıfının karışıklık matrisi.....	120
Tablo 31.	D-H-M-R-U sınıfının karışıklık matrisi	121
Tablo 32.	B-F-G-K-L-V-W sınıfının karışıklık matrisi	122
Tablo 33.	C-O-P-X-Z sınıfının karışıklık matrisi	122
Tablo 34.	J-Q-Y sınıfının karışıklık matrisi	123
Tablo 35.	Verisetinde yer alan kelimeler için tanıma yüzdeleri ve olası hatalı kelimeler	124
Tablo 36.	Kelime bazında sınıflandırma başarısı, Levenshtein başarısı ve toplam kelime başarısı.....	125
Tablo 37.	10 denek için elde edilen T_1 , T_2 , T_3 , T_4 , $ X_{pos} $, $ X_{neg} $ ve D_{NG} değerleri.....	127
Tablo 38.	Günlük hayatta sıkça kullanılan ifadelere ait metin giriş süresi ve doğruluk değeri	133
Tablo 39.	Tasarlanan tek kanallı EEG cihazı ile 1 kişiden alınan örnekler ile yapılan sınıflandırma sonuçları	135
Tablo 40.	Tek kanallı kablosuz Neurosky MindWave cihazı ile 1 kişiden alınan örnekler ile yapılan sınıflandırma sonuçları	136
Tablo 41.	Tasarlanan tek kanallı EEG cihazı ile 3 kişiden alınan örnekler ile yapılan sınıflandırma sonuçları	137
Tablo 42.	Tek kanallı kablosuz Neurosky MindWave cihazı ile 3 kişiden alınan örnekler ile yapılan sınıflandırma sonuçları	138

SEMBOLLER DİZİNİ

BBA	: Beyin-Bilgisayar Arayüzü
EEG	: Elektroensefalografi
EMG	: Elektromiyografi
EOG	: Elektrookülogram
ECoG	: Elektrokortikografi
EKG	: Elektrokardiyografi
BLDA	: Bayes Doğrusal Ayırtaç Analizi
SSVEP	: Görsel Uyarılmış Potansiyel
MH	: Motor Hayali
MMA	: Minimum Mesafe Analizi
YSA	: Yapay Sinir Ağları
DVM	: Destek Vektör Makineleri
NB	: Naive Bayes
NN	: En Yakın Komşu
KNN	: K-En Yakın Komşu
KA	: Karar Ağaçları
FFT	: Hızlı Fourier Dönüşümü
KZFD	: Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü
ADC	: Analog/Sayısal Dönüştürücü
CMRR	: Ortak Mod Reddetme Oranı
ADD	: Ayırık Dalgacık Dönüşümü
SDD	: Sürekli Dalgacık Dönüşümü
ÇÇA	: Çoklu Çözünürlük Analizi
ÇKA	: Çok Katmanlı Algılayıcı
HT	: Hoeffding Ağacı
LMT	: Lojistik Model Ağacı
CART	: Sınıflandırma ve Karar ağaçları
RO	: Rastgele Orman
OOB	: Torbanın dışı
SVC	: Destek Vektör Sınıflandırması

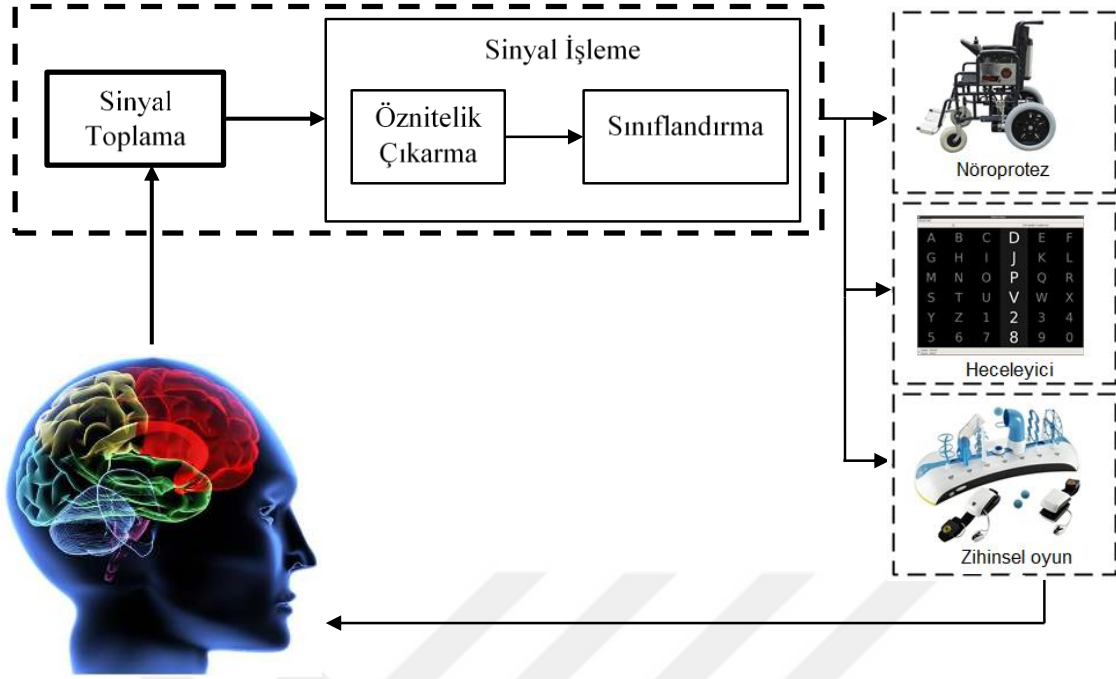
SVR	: Destek Vektör Regresyonu
DZB	: Dinamik Zaman Bükmesi
MKS	: Metinden Konuşma Sentezleme
RFI	: Radyo frekansı giriřimi
AGF	: Alçak geçiren filtre
YGF	: Yüksek geçiren filtre
db3	: 3. dereceden Daubechies
db4	: 4. dereceden Daubechies
db5	: 5. dereceden Daubechies
DP	: Doğru pozitif
YN	: Yanlış negatif
YP	: Yanlış pozitif
DN	: Doğru negatif
ÇD	: Çapraz doğrulama
YB	: Yüzde bölme
$\psi(t)$	: Dalgacık dönüşüm temel fonksiyonu
$g[n]$	: Yüksek geçiren filtre
$h[n]$	: Alçak geçiren filtre
$\bar{x}$	: Aritmetik ortalama
s	: Standart sapma
$e_j(n)$	: j nöronu için oluşan hata değeri
E	: Entropi
$lev_{a,b}(i, j)$	: Levenshtein mesafesi
G	: Kazanç
$A(s)$	: Filtrenin transfer fonksiyonu
A_0	: Geçirme bandının kazancı
Q	: Kalite faktörü
ω_N	: Çentik filtrenin frekansı

1. GENEL BİLGİLER

1.1. Giriş

İnsan-bilgisayar etkileşimi, bilgisayarın doğuşundan beri güncel bir araştırma konusu olmuştur. Günümüzde, insanların veri girişi, kontrol veya haberleşme amacıyla bilgisayarlarla iletişim kurmasını sağlayan çok sayıda yenilikçi teknoloji bulunmaktadır. Ses tanıma, işaret tanıma ve fiziksel harekete dayalı diğer teknolojiler gibi arayüzler yıllar boyunca araştırmacıların ilgisini çekmiş ve bunun sonucu olarak bu arayüzlerin başarılı örnekleri ticari anlamda piyasaya sürülmüştür. Bu tezin araştırma içeriği olan, Beyin-Bilgisayar Arayüzü (BBA) sistemi, araştırmacılar için son yıllarda en popüler çalışma konularından biri olmuştur. Ağır nöromüsküler (kas ve sinir) engeli bulunan kişilerin sosyal tanınırlığından esinlenerek, beynin kendisi tarafından üretilen sinyaller aracılığıyla doğrudan insan-bilgisayar etkileşimi sunmak için disiplinler arası bir araştırma alanı yaratılmıştır.

BBA sistemi kişilerin, motor sinir sistemlerini kullanmadan, doğrudan düşünceleri kullanarak bir bilgisayarı, elektromekanik bir kolu veya çeşitli nöroprotezleri etkin bir şekilde kontrol etmelerini sağlayan özel bir arabirimdir. Mühendislik açısından bakıldığında, girişler (kullanıcının nöral aktivitesi), çıkışlar (dış dünya komutları) ve sinyal toplama ve sinyal işleme olarak bilinen girişleri çıkışlara çeviren bileşenlerden oluşan bir iletişim sistemidir. Bu tür bir kontrol ile konuşma ve hareket kabiliyetini yitirmiş kişilerin herhangi bir cihazın kontrolünü ve çevre ile etkileşimlerini yeniden kazanmaları mümkün hale gelir. BBA'lar başlangıçta beyin veya omurilik zedelenmesi, serebral palsi, kas distrofileri, multipl skleroz ve buna benzer çok sayıda durum gibi ağır motor engelli kişiler için yardımcı cihazlar olarak geliştirilmiş olsalar da, insan-bilgisayar etkileşimi için gelişmiş bir teknoloji arayan tıbbi olmayan uygulamalar için de ilgi odağı haline gelmiştir. Birçok nöral mühendislik şirketi son yıllarda düşük maliyetli, tüketici sınıfı BBA'lar ve yazılım geliştirme kitleri sunmaktadır. Gelecekteki BBA'ların kullanımının daha kolay olması ve kullanıcıların ilettikleri mesajların daha hızlı ve daha doğru bir şekilde tercüme edilmesi amaçlanmaktadır. Şekil 1'de tipik bir BBA'nın blok diyagramı gösterilmiştir [1].



Şekil 1. Tipik bir BBA sistemi blok diyagramı [1].

Elektrotları yerleştirme konumuna göre BBA'lar şu şekilde ayrılabilir: a) invaziv (girişimsel) b) orta derecede invaziv ve c) invaziv olmayan sistemler. İnvaziv BBA'lar bir ameliyat ile beyne doğrudan yerleştirilen elektrot veya elektrot dizilerini içerir. Beyin içine yerleştirilen mikro-elektrotlar ile nöral aktivite en yüksek kalitede ölçülür. Fakat bu mikro-elektrot dizileri de etraflarındaki dokulara zarar verebildikleri için, sinyal kalitesinin zamanla düşmesi de kaçınılmazdır. Elektrokortikografi (ECoG) gibi orta derecede invaziv BBA'larda elektrotlar kafatasının içine, tipik olarak beynin üst kısmına yerleştirilir. Nöral sinyalleri kafa derisinden kaydeden invaziv olmayan BBA'lardan daha düşük gürültü ve daha yüksek seçicilik sinyalleri sağlarlar. İnvaziv olmayan BBA tasarımında en çok Elektroensefalografi (EEG) görüntüleme tekniği kullanılmaktadır. EEG, beyindeki nöronlar tarafından üretilen elektriksel aktivitenin kafatası yüzeyinden ölçülmesi esasına dayanır. Gürültü ve sinyal bozulmasına duyarlı olduğu bilinmesine rağmen, EEG sinyalleri kolayca ölçülebilir ve beyin aktivitesi kaydedilen kişiye hiçbir rahatsızlık vermez. Ek olarak, EEG-tabanlı BBA'ların nispeten düşük maliyet ve düşük riskleri vardır, bu da onları en yaygın kullanılan BBA cihazları haline getirir [2].

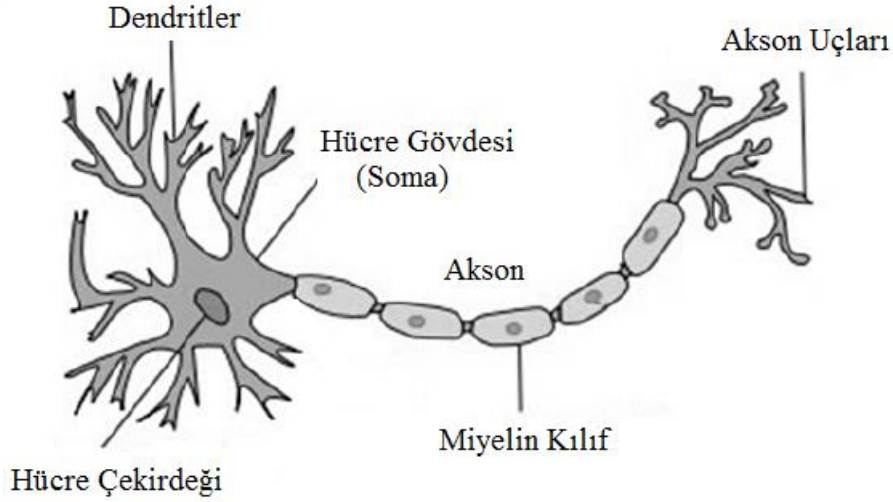
1.2. Beynin Temel Yapısı

İnsan beyni, insan vücudundaki en karmaşık ve etkileyici organlardan biridir. Beyin tüm vücut fonksiyonları için kontrol merkezidir. Bu organ düşünmemizi, hareket etmemizi, hissetmemizi, görmemizi, duymamızı, tatmamızı ve koklamamızı sağlar. Vücut bölümlerimizi kontrol eder, bilgiyi alır, analiz eder. Yapısında bulunan milyarlarca nöron ile bilgi akışını sağlayacak elektrik sinyalleri üretir.

Sinir sisteminin temel görev ve yapı birimine nöron veya sinir hücresi denir. Vücuttaki bilgi iletimini sağlar. Yetişkin bir insan vücudunda 150 milyar civarında nöron bulunduğu söylenmektedir. Şekil 2’de gösterildiği gibi bir nöron üç bölümden oluşur:

1. Hücre gövdesi: Soma adı da verilen bu bölüm hücrenin çekirdek, stoplazma ve organellerinin bulunduğu kısımdır. Hücrenin yönetim ve beslenme birimidir. Dendritlerle getirilen bilgileri aksona taşır.
2. Dendritler: Somadan çıkan stoplazmik ve kısa uzantılardır. Tek veya çok sayıda olabilirler. Diğer nöronlardan gelen bilgiyi alarak somaya iletirler.
3. Akson: Somadan çıkan uzun kısımdır. Her nöronda sadece bir tane akson vardır. Dendritler tarafından alınıp somaya iletilen bilgileri, bir başka nöronun dendritlerine taşır. Aksonların dış yüzeyini kaplayan ve yağ dokudan yapılan koruyucu kılıfa miyelin kılıf denir. Miyelin kılıf, hem aksonu korur ve hem de bilginin daha hızlı iletilmesini sağlar. Akson potansiyeli, aksonun somaya yakın kısmında üretilir.

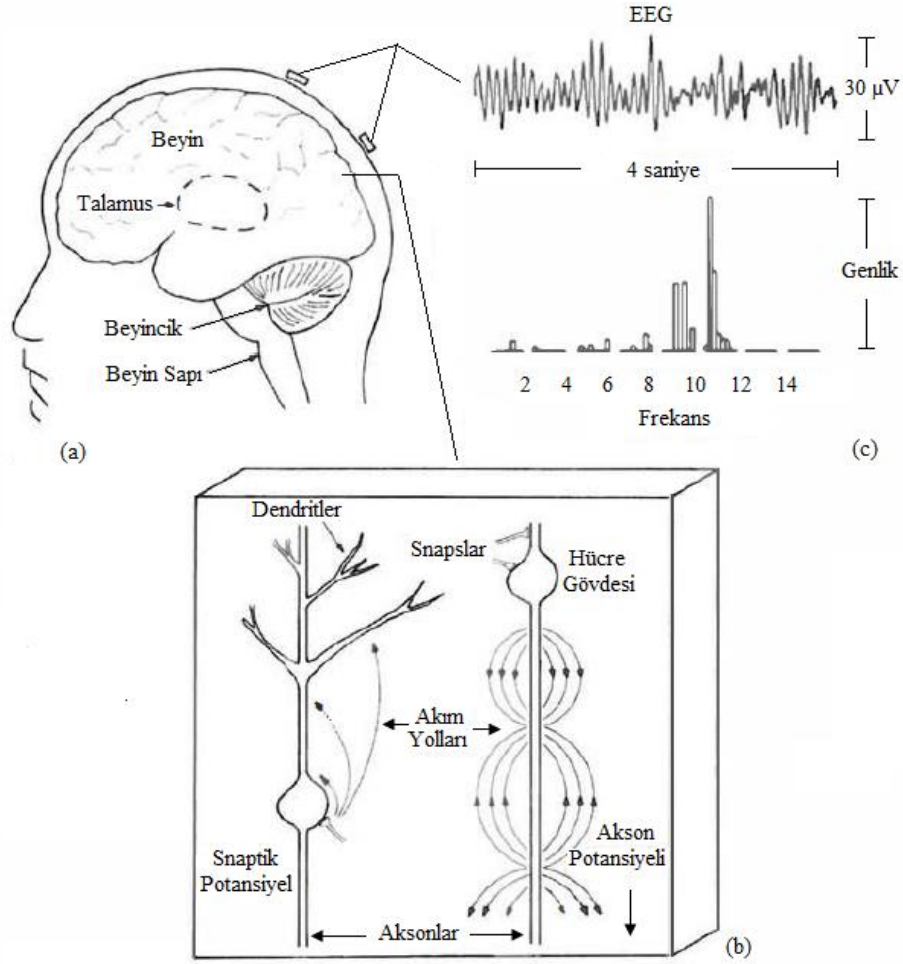
Bir nöronun akson ucu ile başka bir nöronun dendritinin birleştiği yere yani nöronların birbirlerine bağlandığı bölgeye sinaps adı verilir. Sinapslar elektriksel ve kimyasal sinaps olmak üzere ikiye ayrılır. Elektriksel sinapslar doğrudan bir nörondan diğerine geçer ve sinaps boşluğu 2 nm’ye kadar düşer. Daha çok omurgasız canlılarda görülür. Kimyasal iletimde sinaptik boşluk 40 nm kadardır. Beynin hemen her işlevi kimyasal iletimle gerçekleşir. Elektriksel sinapslara göre daha yavaş ve güvenilirdir. Aynı şiddette akson potansiyeli karşı nöronda üretilir [3].



Şekil 2. Nöronun yapısı

İnsanın beyninin üç ana birimi, Şekil 3'te gösterildiği gibi beyin sapı (brainstem), beyincik (serebellum) ve beyindir (serebrum). Beyin sapı, omurilik (spinal cord) ve daha yüksek beyin merkezleri arasında her iki yönde sinir lifleri boyunca sinyallerin (akson potansiyelleri) aktarıldığı yapıdır. Omuriliğin bir uzantısıdır ve omurilik ile beyin arasındaki bağlantıyı sağlar. Beyin ile vücudun geri kalan kısmı arasındaki bütün sinir bağlantıları beyin sapından geçer. Solunum, kalp ve kan akışı gibi temel vücut fonksiyonları için kontrol merkezidir.

Beyin sapının üst ve yan tarafında bulunan yan yana duran iki yumurta şeklindeki yapıdan oluşan talamus, kortekse giden koku dışındaki tüm duyuşal girdiler için önemli bir entegrasyon merkezi ve geçiş istasyonudur. Tüm duyuşal uyarılar beyne giderken talamustan geçer ve duyuşal uyartım burada oluşur. Talamusun diğer bir önemli görevi uyku, uyanıklık, uyarılmışlık ve benzeri durumları kontrol etmesidir. Beyin sapının üst ve arkasında bulunan beyincik, beynin ikinci büyük parçasıdır. Gönüllü kas hareketlerini koordine eder ve dengeyi korur. Beyincikten gelen sinir lifleri talamusa, oradan da serebral kortekse geçer. Kasların düzenli çalışmasını sağlayan beyinciğin yakın zamanda bilişte ilave roller oynadığı gösterilmiştir.

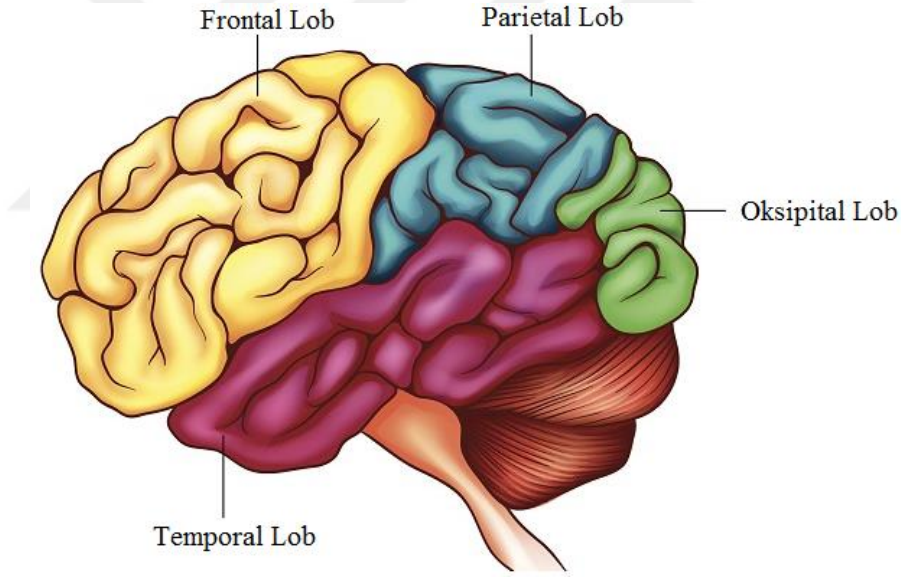


Şekil 3. (a) İnsan beyni (b) Sinaptik ve akson potansiyellerinden kaynaklanan mikro akım kaynaklarını gösteren serebral korteks bölümü (c) Alfa ritminin dört saniyelik bir bölümü ve buna karşılık gelen güç spektrumu [4].

Beyin sapı ve beyincik hariç tutulduğunda geriye kalan beynin büyük kısmı, neredeyse eşit olarak iki bölüme ayrılmış beyindir. Beynin sağ yarım küresi vücudun sol, sol yarım küresi de vücudun sağ tarafını yönetir. Beyin yarım kürelerinin en dış kısmına serebral korteks (veya memelilerde neokorteks) adı verilir. Kelime anlamı “kabuk” demek olan korteks gri maddeden oluşmaktadır. Kalınlığı 2-6 mm arasında olan korteksin yüzeyi pek çok girinti ve çıkıntıyla kaplıdır. Gri madde, miyelinsiz ve daha yavaş iletme sahip nöronların görüntüsüne verilen isimdir. Bu maddenin hemen altında, miyelinli liflerden oluşan beyaz madde, ikinci ana bölgedir. Beyaz madde içinde ayrıca bazal ganglionlar denilen gri madde kitleleri bulunur. İnsanlarda, beyaz madde hacmi neokorteksinkinden biraz daha büyüktür [4].

Beynin her yarım küresi, her biri farklı işlevlere sahip olan dört ana loba ayrılmıştır. Bunlar Şekil 4'te gösterildiği gibi frontal, parietal, oksipital ve temporal loblardır. İsimlerini komşu oldukları kafatası kemiklerinden almışlardır.

Beynin en gelişmiş ve en büyük lobu olan frontal lob (alın lobu) beynin ön kısmında bulunur. Düşünme, karar verme, planlama gibi yüksek seviyeli zihinsel süreçleri yürütür. Akıcı ve anlamlı bir şekilde konuşmak ve konuşulanı anlamada rol oynar. Parietal lob (yan kafa lobu) tat, sıcaklık, dokunma, görme ile ilgili olan duyuşsal bilgileri işler. Okuma ve yazma gibi işlevler de bu lobun görevleri arasındadır. Beynin her iki tarafında kulak hizasında bulunan temporal lob (şakak lobu) üzerinde işitme ve konuşulanları anlama ile ilgili temel işitme merkezleri bulunur. Ayrıca hafıza merkezidir. Ses, koku ve görülen nesnelerin kaydedilmesinden sorumludur. Oksipital lob (arka kafa lobu) ise beyin loblarının en küçüğüdür ve görme merkezi burada yer alır [5].



Şekil 4. Beyin lobları

1.3. Elektroensefalografi

BBA sistemlerinin ana adımlarından olan sinyal toplama, beyindeki faaliyetlerin ölçülmesini ve bilgisayarda işlenebilmesi için sayısallaştırılmasını kapsar. Bu faaliyetlerin ölçülmesinde farklı yöntemlerden faydalanılmaktadır. BBA sistemleri için genelde pratik olarak elde edilmesi ve uygulanmasının kolay olmasından dolayı EEG tercih edilmektedir.

Beyin, nöron adı verilen milyonlarca sinir hücresinden oluşmuş çok karmaşık bir yapıya sahiptir. Nöronlar elektrik sinyalleri şeklinde iletilen bilgi akışını sağlamada görev alırlar. Sinir hücreleri tarafından üretilen elektriksel aktiviteye karşılık gelen bilgileri içeren biyopotansiyel sinyallerin kayıt edilmesine Elektroensefalogram veya kısa adıyla EEG denir. Saçlı kafa derisine yerleştirilen elektrotlar vasıtasıyla kaydedilen EEG, beyni saran yapılardan üretilen elektriksel potansiyellerin toplamıdır. EEG sinyaline beyinden kaynaklanmayan sinyaller de karışabilir. Göz hareketi, kas hareketi veya elektrik şebekesi kaynaklı olan bu istenmeyen sinyallere artefakt adı verilir. EEG karmaşık bir sinyal olduğu için, yorumlanması güçtür ve sonuçların uzman kişilerce değerlendirilmesi gerekir [3].

EEG cihazının dönüm noktası galvanometrenin tanıtımıyla başlar. Galvanometreler, çok küçük elektrik akımlarını tespit etmek ve ölçmek için kullanılan ilk test cihazlarıdır. Aynı zamanda elektrik akımının akış yönünü gösterir. Uzun denizaltı kablolarından gelen sinyalleri tespit etmek ve kalbin ve beynin elektriksel aktivitesini keşfetmek için hassas galvanometreler kullanılmıştır. İlk kez 1875 yılında Caton, hayvan kafatasını açarak beyindeki elektriksel impulsları gözlemlemek için bir galvanometre kullanmıştır. Daha sonra hayvanlar üzerinde yapılan çalışmaların genişletilmesiyle, 1924'te Hans Berger saçlı deriye elektrot yerleştirerek EEG sinyalini almayı başarmıştır. Çalışmalarını ve bunu izleyen gözlemlerini 1929'da yayımlayan Berger, kişi gözlerini açtığı anda veya düşünsel bir eylem gerçekleştirdiğinde EEG ritminin değiştiğini tespit etmiştir. Böylece nörolojinin en önemli araştırma ve tanı yöntemlerinden biri olan EEG'nin temelini atmıştır [6].

Yapılan araştırmalara göre, beyinde sürekli elektriksel aktivite vardır ve EEG sinyalinin frekansı kişinin zihinsel işlevi ile değişir. Gözleri kapalı sakin durumdaki kişide alfa ritmi (8-12Hz) etkili iken, kişi uyandığında veya dikkatini bir şeye yönelttiğinde, yerini beta ritmine (13-40Hz) bırakır. Derin uyku döneminde görülen delta ritmi (0-4Hz) ve bebeklerde uyanırken, yetişkinlerde gerginlik, düş kırıklığı gibi durumlarda ortaya çıkan teta ritmi (4-7Hz) de EEG temel ritimlerindenidir. Kafa derisi üzerinden kaydedilen EEG sinyalinin genlik değeri tepeden tepeye 1 ile 100 μ V arasında değer alır. Frekans bant aralığı ise 0,5-100 Hz'dir. 30 Hz'in üstünde faydalı frekans bileşenleri olmadığı için, klinik ve fizyolojik uygulamalarda uzman kişilerce kabul edilen frekans bandı 0,5-30 Hz'dir [3].

EEG elektrotları kişinin kafa derisine yerleştirilirken, genellikle standart 10-20 sistemi kullanılır. Amaç beynin tüm noktalarından yeterince kayıt alabilmektir. 10-20 sistemi veya Uluslararası 10-20 sistemi, bir EEG testi veya deneyinde kafa derisi elektrotlarının yerini tanımlamak ve uygulamak için uluslararası kabul görmüş bir yöntemdir. Bu sistem, bir

elektrotun yeri ve serebral korteksin altındaki bölge arasındaki ilişkiye dayanmaktadır. "10" ve "20" sayıları, komşu elektrotlar arasındaki mesafelerin, kafatasının toplam ön-arka ya da sağ-sol mesafesinin % 10'u ya da % 20'si olduğu gerçeğine işaret eder. Bu sistemde elektrotları yerleştirmek için kafatası üzerinde dört referans nokta işaretlenmiştir. Bunlar: "nasion", kafatasında burun kemiği ile alın kemiğinin birleşme noktası; "inion", kafanın arka tarafı ve sağ ve sol preauriküler bölgeler ise kulak yanlarında bulunmaktadır.

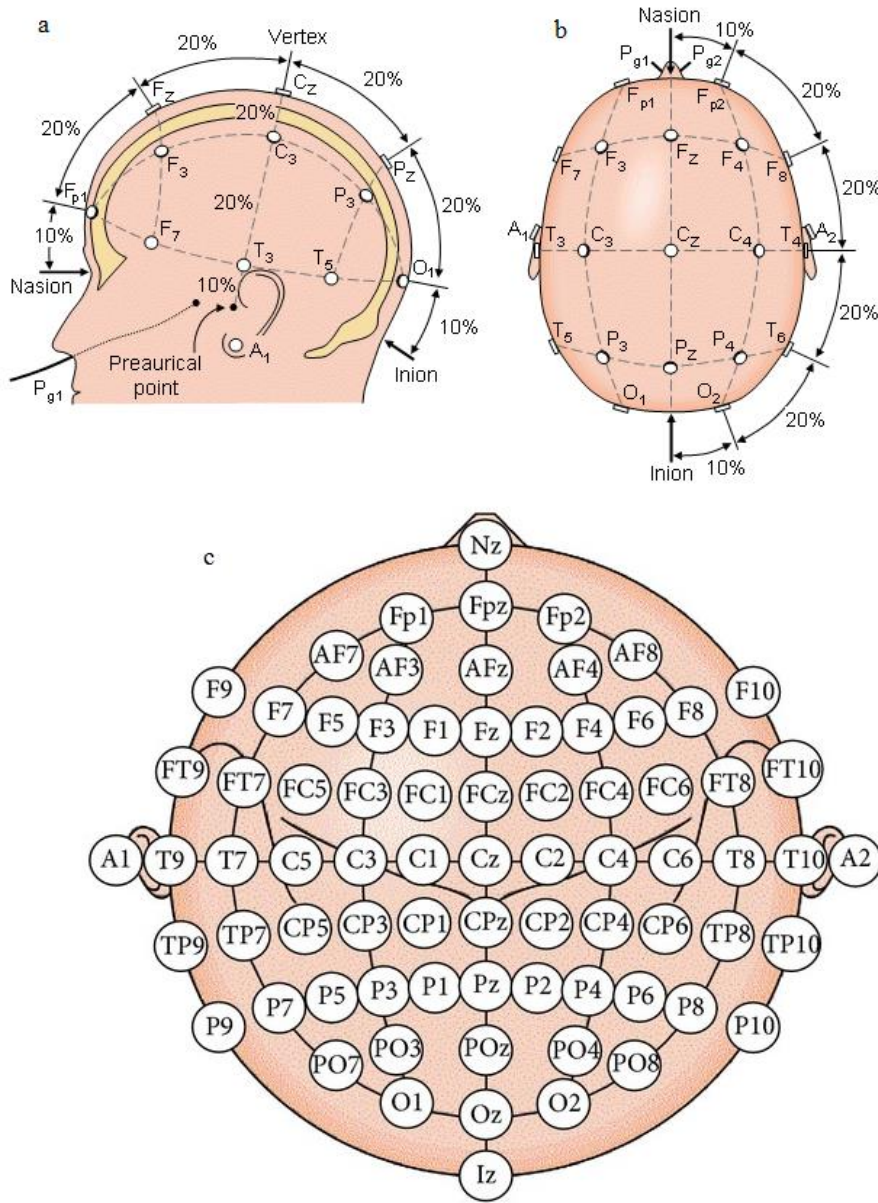
Her konumun, lobu tanımlamak için bir harfi ve yarım küre konumunu tanımlamak için bir numarası vardır. F, T, C, P ve O harfleri sırasıyla frontal, temporal, santral, parietal ve oksipital lobları temsil eder. Santral lobu yoktur, "C" harfi sadece tanımlama amacıyla kullanılır. "z" (sıfır), kafanın orta hattına yerleştirilmiş bir elektrot anlamına gelir. Örneğin "F" harfinin yanına eklenen "z" harfi (F_z) orta hat frontal bölgeyi gösterir. Çift sayılar (2, 4, 6, 8) sağ yarım küredeki elektrot pozisyonlarını işaret ederken, tek sayılar (1, 3, 5, 7) sol yarım küredeki elektrot pozisyonlarını gösterir. Buna ek olarak A , P_g ve F_p harf kodları sırasıyla kulak memelerini, nazofarengeal ve frontopolar bölgeleri tanımlamaktadır. A_1 sol kulak, A_2 ise sağ kulak elektrotlarını ifade eder. Şekil 5, uluslararası 10-20 sisteminin elektrot konumlarını göstermektedir [7].

1.4. EEG'de Artefaktlar

EEG'de beyin elektriksel aktivitesi ile birlikte, çevre (fizyolojik olmayan) ve kişi kaynaklı (fizyolojik), serebral olmayan sinyaller de kaydedilir. Bu istenmeyen sinyallere artefakt denir. Artefaktların sınıflandırılması Tablo 1'de özetlenmiştir.

Tablo 1. Fizyolojik ve fizyolojik olmayan artefaktlar

Fizyolojik olmayan artefaktlar (çevre kaynaklı)	Fizyolojik artefaktlar (kişi kaynaklı)
Şebeke frekansı Elektrot yerleşimi Elektrot hareketi Cihaz hataları Yatak titreşimi	Göz artefaktları Kas artefaktları Hareket artefaktları EKG artefaktları Deri direnci Dil hareketleri



Şekil 5. Uluslararası 10/20 sisteminin elektrot konumları (a) Soldan görünüm (b) Üstten görünüm (c) Genel görünüm

1.4.1. Fizyolojik Olmayan Artefaktlar

Elektrik şebekesi veya güç kaynaklarının sebep olduğu bozucu etkilere, Şebeke frekansı, EEG sinyalinde 50 Hz'lik bir bileşen olarak görünerek, bir artefakt oluşturabilir. Dış duvarlar ve elektrik kabloları sabit elektrik alanı üretir. Ek olarak, ortamdaki televizyon, radyo gibi harici elektronik cihazlar elektrik ve manyetik alanlar oluşturarak, sinyalin hatalı ölçülmesine sebep olabilirler. Artefakta yol açabilecek cihazlar mümkünse prizden

ıkarılmalı veya EEG kaydı yapılan ortamdan uzaklaştırılmalıdır. Biyomedikal cihazlarda yaygın olarak kullanılan entik filtre ile ebeke kaynaklı grltnn filtrelenmesi saėlanmaktadır.

Elektrotlardan kaynaklanan artefaktlar ise elektrotun kafa derisi ile temasının kesintiye uėraması, elektrot kablolarının yerinden ıkması gibi sebeplerden oluřur. Beyin elektriksel aktivitesinden olduka farklı olmasından dolayı, normal EEG sinyalinden kolayca ayırt edilebilir.

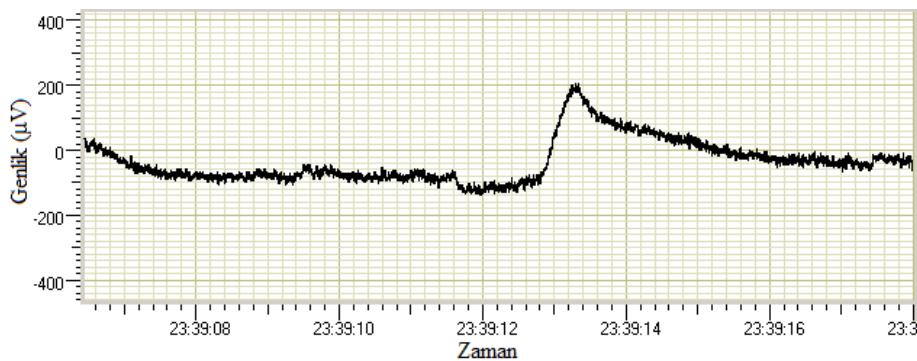
1.4.2. Fizyolojik Artefaktlar

Fizyolojik artefaktlar kiřinin vcut faaliyetlerinden kaynaklanan bozucu etkilerdir.

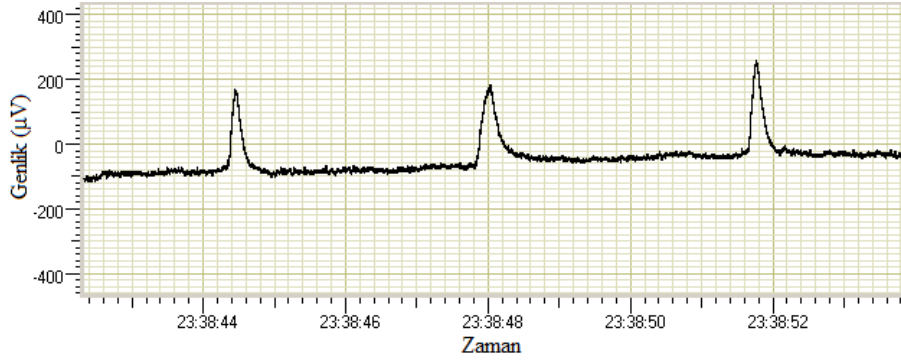
1.4.2.1. Gz Artefaktları

Gz krelerinin veya gz kapaklarının hareketi ile oluřan elektriksel aktivite esas olarak frontal elektrotlar tarafından toplanır. Gz kreleri ve gz kapaklarının hareketi farklı trden artefaktlar retir. Gz krelerinin hareketi řekil 6'da ve gz kapaklarının hareketi yani gz kırpması řekil 7'de gsterilmiřtir. X eksenini zaman eksenini, y eksenini de mikrovolt cinsinden genliėi gstermektedir [8].

Gz kaynaklı hareketlerden doėan sinyaller, beynin rettiėi sinyallerden daha yksek genliklidir. Gz kapakları kapatıldıėında, gz kresi yukarı doėru hareket eder ve bu hareket pozitif genlikli sinyal olarak kaydedilir. Gz kapakları aıldıėında ise, bu olayın tam tersi gerekleřir ve bu hareket negatif genlikli sinyal olarak kaydedilir [9].



řekil 6. Gz krelerinin hareketi



Şekil 7. Beta aktivitesi durumunda EEG sinyalindeki göz kırpmalar

1.4.2.2. Kas Artefaktları

Kas artefaktları genellikle düşük genlikli, tekrarlayan çok kısa potansiyeller oluşturur. Genelde temporal bölgedeki elektrot kayıtlarında görülür [9]. Bölgesel veya geniş alana yayılmış kafa derisi üzerindeki kas potansiyelleri çeşitli şekillerde ortaya çıkar. Kas potansiyellerinin etkileri kas gevşeticiler veya duruş değişikliği ile azaltılabilir. Genellikle kişi uykuya daldığında, kasların gevşemesi ile artefakt ortadan kalkar. Çoğu kas potansiyeli konuşmak, çiğnemek, yutmak, gülümsemek, diş sıkmak vb. ile ilişkili çene ve yüz hareketlerinden kaynaklanır [8].

1.4.2.3. Hareket Artefaktları

Hareket artefaktları başın, vücudun veya elektrot kablolarının hareketine bağlı olarak ortaya çıkabilir. Yerleşim ve büyüklükleri vücuttaki hareket eden bölgeye ve hareketin şiddetine bağlıdır [9].

1.4.2.4. EKG Artefaktları

Kişinin kalp atımlarının Elektrokardiyografi (EKG) dışındaki bir kanalda görülmesidir. EEG’lerde EKG’deki QRS sinyali ile uyumlu olarak keskin defleksiyon oluşur. Kişinin EKG kaydındaki kalp atımı ile kanallara giren sinyaller karşılaştırılarak kolayca tanımlanabilir [9].

1.5. Literatür Araştırması

Literatüre bakıldığında; Beyin-Bilgisayar Arayüzü (BBA) araştırmaları oldukça güncel ve popüler konulardan biridir. Günümüzde ağır motor engelli kişilerin hayatlarını kolaylaştırmaya yönelik veya diğer insanlar için bilgisayarlarını ya da herhangi bir elektronik sistemi kontrol etmelerini sağlayan, EEG tabanlı birçok önemli çalışma yapılmaktadır.

Felç, kilitli kalma sendromu ve amiyotrofik lateral skleroz (ALS) gibi hastalıklar sinir hücrelerinde ilerleyen hasara neden olurlar. Bu hastalıklara yakalanan kişilerin hareketleri kısıtlanır veya bu kişiler tamamen hareketsiz kalırlar. Göz hareketi ve göz kırpmada dışında, vücutlarının herhangi bir bölümünü kontrol edemezler. Tüm istemli kasların kontrolünün kaybı nedeniyle, bu kişiler konuşamaz, mesaj yazamaz ve dolayısıyla çevrelerindeki insanlara dertlerini anlatamazlar. Bu durumda iletişim için en uygun, belki de tek yol göz hareketlerinin kullanılması olarak gözükmektedir.

Günümüze kadar yapılan çalışmalarda, göz hareketleri ve göz kırpma hareketlerinin özellikle kontrol amaçlı kullanılmasına sıkça rastlanılmaktadır. Bu amaçla göze ait olaylar EEG, elektrookülogram (EOG) veya görüntü tabanlı sistemlerle tespit edilir ve böylece ALS hastaları ve ağır fiziksel engeli bulunan hareketsiz hastaların, bazı cihazları kendilerinin kullanabilmeleri mümkün hale gelir [10].

Elektroensefalogram, beyindeki sinir hücreleri tarafından üretilen elektriksel aktivitenin kaydedilmesidir. EEG sinyalleri kolayca ölçülebilir ve beyin aktivitesi kaydedilen kişiye hiçbir rahatsızlık vermez. Ek olarak, nispeten düşük maliyet ve düşük risk sunmaları nedeniyle, EEG tabanlı sistemler yaygın olarak tercih edilmektedir. İlk kez 1929 yılında Hans Berger tarafından ortaya koyulan EEG, kafa derisinin altına yerleştirilen gümüş plakalar ve bunlara bağlı bir galvanometreden oluşmaktadır. EEG sinyallerini kaydeden Berger, beyinde farklı dalgalar ve ritimler olduğunu keşfetmiştir. EEG sinyalleri kullanılarak, başta epilepsi olmak üzere çeşitli sinir hastalıklarının tanısı, hastalığın gidişatının izlenmesi, Beyin-Bilgisayar Arayüzleri'nin geliştirilmesi, beynin çeşitli uyarılara verdiği tepkilerin araştırılması yapılabilmektedir.

İlk BBA araştırmalarından biri 1973 ile 1977 yılları arasında Jacques J. Vidal tarafından yapılmıştır. Vidal, EEG sinyallerini kullanarak, bilgisayar ve protez cihazlar gibi çevre birimleri üzerinde kontrolü sağlayan araç olarak bir BBA sistemi geliştirmiştir. Bu sistem kişinin göz hareketlerini kontrol etme yeteneğine dayanmaktaydı [11].

Wahy vd. yapmış oldukları çalışmada, ev aydınlatma sistemini aktive etmek için, EEG sinyallerinden çıkarılan, bilinçli olarak yapılan göz kırpmaları kullanmışlardır. Sistem bir PIC16F877A mikro denetleyici ve bir aydınlatma devresinden oluşur. Aydınlatma devresinde bir transistör, bir diyot, bir röle ve ampul bulunmaktadır. EEG sinyalleri frontal, kulak memesi ve oksipital bölgeleri üzerine 3 elektrot yerleştirilerek 10 kişiden alınmıştır. RS-232 kablosuyla bilgisayara bağlanan KL-72001 ana ünitesi ve KL-75004 EEG modülü, EEG sinyallerini kaydetmek için kullanılmıştır. EEG sinyallerinde bulunan artefaktları kaldırmak için sinyal önce filtrelenir ve sonra tepe sezici yöntemi kullanılarak dört saniyelik göz kırpmalarını algılayan mikrodenetleyici üzerinden geçmesi sağlanır. 4 saniye içinde 3 kez göz kırpması tespit edildiğinde, bir röle, ampulü açmak için etkinleşir. Sistemin işlevselliği, bir veri toplama kartı yoluyla, bir bilgisayardan sisteme aktarılan kaydedilmiş EEG sinyalleriyle test edilir. Sistemin göz kırpmalarını tespit edebileceği ve aydınlatma devresini başarılı bir şekilde devreye sokabileceği saptanmıştır [12].

Gupta vd. EEG verilerinden göz hareketlerini ve göz kırpmalarını tespit etmek ve bunları bir bilgisayar veya tekerlekli bir sandalye gibi harici cihazları kontrol etmek amacıyla haritalamak için, bir makine öğrenme yaklaşımı sunmuşlardır. EEG sinyallerini toplamak için taşınabilir bir EEG cihazı olan Emotiv Epoc Neuroheadset kullanmışlardır. Göz kırpması ve göz hareketlerinin frekansı 0,5-3Hz arasındadır. Bu yüzden, göz hareketlerini saptamak için bu sinyaller, beşinci dereceden Butterworth filtre kullanılarak 0,5Hz-3Hz arasında filtrelenir. Sinyaller daha sonra, her göz hareketi türü için özellikleri temsil eden mekansal filtreler üretmek için Ortak Alansal Desen (CSP) filtresinden geçirilir. Bu özellikler daha sonra çok katmanlı bir Destek Vektör Makineleri (DVM) sınıflandırıcısı eğitmek için kullanılır. Kişinin göz hareketleri ve göz kırpmaları kullanılarak, bir bilgisayarı kontrol eden bir prototip uygulaması yapılmıştır. Sistem fare imlecini göz hareketi yönünde hareket ettirecek şekilde yapılandırılmıştır. Kişi yönü seçtikten sonra, göz kırparak imlecin seçilen yönde hareket etmesine neden olur. Kişi tekrar göz kırptığında hareketli imleci durdurabilir. Sınıflandırıcı, %97'den büyük doğrulukla test verilerini sınıflandırabilmiştir [13].

Rani vd. ev aydınlatma sistemini aktive etmek için uygun bir göz aktivitesini incelemişlerdir. Göz kırpmaları ve göz hareketleri olmak üzere iki tür göz aktivitesi analiz etmişlerdir. Bilinçli olarak yapılan göz kırpması durumundan elde edilen EEG sinyalinin, göz hareketlerinden elde edilenlerden daha büyük ve daha net sinyaller ürettiğini tespit etmişlerdir. Göz kırpmalarının varlığını saptamak için etkili bir algoritma geliştirmişler ve

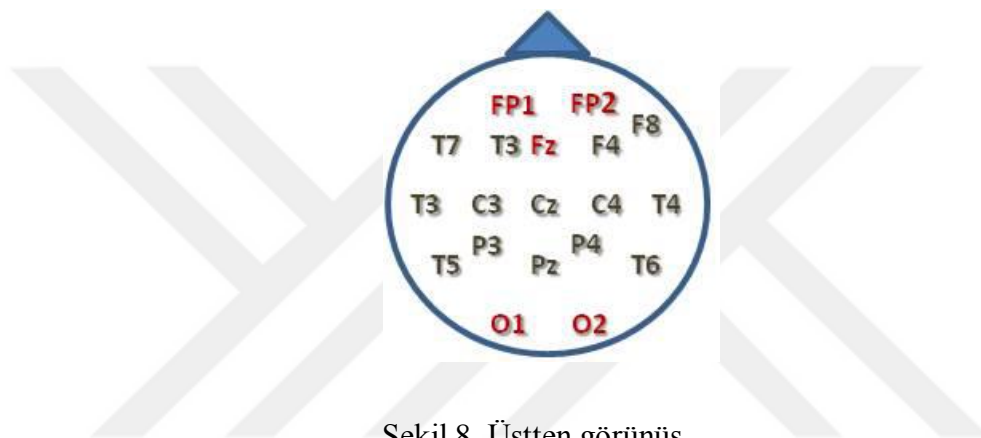
performansını deęerlendirmişlerdir. Bu algoritmayı kullanarak gerekli göz kırpmaları, kayıtların % 85'inden başarıyla tespit edilmiştir [14].

Chambayil vd. sinir ağı sınıflandırıcısının, EEG sinyalinde göz kırpma artefaktını algılayan yeni bir uygulamasını sunmuşlardır. Göz kırpma sinyallerini algılamak için, bir örnek penceredeki kurtosis katsayısı, maksimum genlik ve minimum genlik deęerlerini kullanmışlardır. Bunun için ilk olarak EEG sinyali, 13 kişiden RMS EEG 32 Super Spec sistemi kullanılarak elde edilmiştir. Veriler, önceki örneklerin kurtosisi, mevcut örneğin kurtosisi, bir sonraki örneğin kurtosisi, maksimum genlik ve minimum genlik olarak excel dosyalarında düzenlenmiştir ve sinir ağına girdi olarak verilmiştir. Yapılan çalışmalar neticesinde en iyi performans İleri Kaskad Geri Yayılım Ağı'ndan elde edilmiştir [15].

Singla vd. göze ait olayları (göz kırpma, gözlerin kapanması ve gözlerin açılması) tespit etmek için DVM ve YSA sınıflandırıcılarını karşılaştırmışlardır. EEG sinyalinin toplamak için Biopac MP36 sistemini kullanmışlardır. Biopac tek kullanımlık vinil elektrotlar 10-20 uluslararası elektrot sisteminde FP1 ve F3 bölgesine ve referans elektrodu kulak memesine yerleştirilmiştir. Bu cihaz USB portu yoluyla bilgisayara bağlıdır. Toplanan EEG sinyalleri Matlab'te 1000 örneklik pencerelere (5s) bölünmüştür. Her bir pencerenin basıklık katsayısı (kurtosis), maksimum ve minimum genlikleri hesaplanır. Göz kırpma sinyalleri (normalde 3 deęerinin üstündeki) basıklık katsayısının yüksek deęeri ile karakterize edilir. Sistemin girdileri basıklık katsayısı, maksimum genlik ve minimum genlik ve sistemin çıktıları ise göz kırpma, göz kapama ve göz açmadır. Göz olaylarını sınıflandırmak için bire-karşı-hepsi DVM ve ileri beslemeli geri yayımlı YSA eğitilir. YSA ile elde edilen doğruluk %86,8 iken, DVM kullanımı ile bu deęer %90,8 olarak elde edilir [16].

Rihana vd. kablosuz bir biyomedikal monitör olan BioRadio taşınabilir cihazı kullanarak, 4 kişiden 480 Hz örnekleme frekansında topladıkları EEG sinyallerinden, göz kırpma sinyallerini tespit etmeye çalışmışlardır. 10-20 elektrot yerleştirme sistemine dayanarak, 7 adet altın çanak şeklindeki elektrotlar; EEG'yi ölçmek için O1, O2, Fp1 ve Fp2'ye, referans olarak kulak arkasındaki kemikli yapılara (A1 ve A2) ve toprak için de FpZ'ye (alnın ortasına) yerleştirilmiştir. Kemik yapıları üzerinde hiçbir elektriksel aktivite olmadığı için, bu bölgeler referans olarak kullanılmıştır. Yapılan çalışma için kişilerden 1 ila 2 dakikalık süre boyunca her saniyede bir göz kırpması istenmiştir. Kişiler göz kırpyorken, 4 kanaldan (Fp1-A1, Fp2-A2, O1-A1 ve O1-A2) alınan veriler kaydedilmiştir. Bilinçli yapılan göz kırpmayı tespit etmede, frekans ve genlik açısından iki benzer sinyal

oldukları için Kanal 1 ve 2 kullanılmıştır. Sinyal 6. dereceden Butterworth 0,5-20 Hz bant geçiren filtreden geçirildikten sonra, normalize edilmiştir ve Boxcar penceresi kullanılarak her biri 480 örnekli (1 saniye süreli) pencerelere bölünmüştür. Her bir örnek penceredeki maksimum genlik, minimum genlik ve mevcut örneğin basıklığı, önceki örneğin basıklığı ve sonraki örneğin basıklığı öznitelik vektörü olarak kullanılmıştır. Göz kırpma sinyallerini sınıflandırmak için ileri beslemeli geri yayılımlı ve kaskad beslemeli geri yayılımlı iki tip sinir ağı kullanılmıştır. Maksimum doğruluk %81,25 ve ortalama doğruluk yaklaşık %75.375 olarak elde edilmiştir [17].



Şekil 8. Üstten görünüş

Güner, EEG sinyallerinin alınmasına yönelik aktif/pasif kuru elektrot tasarımı ve EEG sinyallerinin sayısallaştırılmasına yönelik BBA donanım tasarımı gerçekleştirmiştir. Geliştirdiği sistemin uygulaması olarak, akıllı kilit içeren bir kapının, belirli sayıdaki göz kırpması sinyallerinin tespitiyle, uzaktan açılmasını sağlamıştır. Göz kırpması sinyallerinin alınması için, beynin frontal bölgesine yerleştirdiği üç adet elektrot kullanmıştır [18].

Stephygraph vd. motor engelli bireyler için EEG arayüzüne dayanan bir deneysel mobil robot modelini geliştirmişlerdir. İnsan beyin sinyallerini giriş komutu olarak kullanan bu gerçek zamanlı kablosuz robotik model için, tek kanallı MindWave cihazı ile EEG sinyalleri elde edilmiştir. İki zihinsel değer (göz kırpma şiddeti ve dikkat seviyesi) dikkate alınarak öznitelik çıkarma işlemi, dalgacık dönüşümü kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Bu 5 farklı göz kırpma aktivitesine dayanarak robot kontrol edilir ve robot sağa, sola, ileriye, geriye ve durma olarak yönlendirilir. Göz kırpma sinyallerinin doğru sınıflandırılması için db4 ve db7 dalgacıkları analiz edilip karşılaştırılmıştır. Kullanıcının farklı göz kırpma şiddeti bağlı olarak farklı hareket sınıfları elde edilmiştir [19].

Goel vd. kullanıcıların, gerçek fiziksel etkileşim olmadan, iki adet yanıt (Kararlı Hal Görsel Uyarılmış Potansiyel (KHGUP) ve göz kırpması artefaktı) kullanarak çeşitli ev aletlerini kontrol etmelerini sağlayan, bluetoothlu BBA tabanlı kapalı mekan ev otomasyon sistemi sunmuşlardır. Beyin sinyallerini kullanarak masa lambası ve masa fanını kontrol etmek için, bu sistemin donanımsal uygulaması da tartışılmış ve en gelişmiş sonuçlar elde edilmiştir. KHGUP tespiti için 512 Hz örnekleme hızında 2 saniyelik EEG verisi, O2 sinyal elektrotu, P3 toprak elektrotu ve F4 referans elektrotu kullanılarak elde edilmiştir. Gürültüyü azaltmak için ham EEG verisine otokorelasyon uygulandıktan, sonra elde edilen sonuçlar Hızlı Fourier Dönüşümüne (HFD) tabi tutulmuştur. Cihaz seçiminin gerçekleştiğini belirten KHGUP tespit edildikten sonra, cihazın seçimini onaylamak için kullanıcının 4 saniyelik bir pencerede üç kez göz kırpması beklenir. Böyle bir sıra tespit edilirse, seçilen cihazın durumu değiştirilir. Ham EEG verisinde bilinçli göz kırpmasını tespit etmek için, öncelikle Fp2 elektrot pozisyonundan elde edilen sinyale 1-10 Hz aralığında bir Butterworth 4. dereceden dijital bant geçiren filtre uygulanmıştır. Ardından sinyaldeki pikleri tespit etmek için uyarlamalı eşik değeri kullanılmıştır. Deneye 3 erkek ve 1 kadın olmak üzere 4 kişi katılmıştır. Ortalama doğruluk KHGUP tespiti için %94,17, göz kırpması tespiti için %100 iken, tepki süresi ortalama 5,2 saniye ve transfer oranı dakikada ortalama 11,6 komuttur [20].

Singh vd. tek kanallı EEG verisinden çıkarttıkları bilinçli olarak yapılan göz kırpmalarla BBA tabanlı bir haberleşme sistemi sunmuşlardır. Gerçek zamanlı bilinçli olarak yapılan göz kırpmayı tespit edebilmek için, skor, kablolu NeuroSky başlığı üzerinden tek kanaldan alınan beyin sinyallerinin delta, teta ve gama güç bantlarından hesaplanmıştır. Bu sistemde yumuşak ve sert göz kırpmalar sırasıyla “0” ve “1” değerlerini temsil eder ve önceden tanımlanmış metinle eşleşen 4 sürekli bit dizisi oluşturur. Eşleşen metin konuşmaya dönüştürülür ve konuşmacıya gönderilir. Deneye yaşları 21-24 olan 4 erkek katılmıştır. 4 bitlik dizinin üretilmesi için göz kırpmasının doğruluk oranı bir kullanıcı için en düşük %81,25 ve ortalamada %84,4 oranında olduğu bulunmuştur [21].

EOG, insan gözünün önü ve arkası arasında var olan kornea-retina arasındaki dinlenme potansiyelini ölçen bir tekniktir. EOG sinyalleri gözün altına, üstüne, sağına ve soluna yerleştirilen yüzey elektrotları ile algılanabilmektedir. Göz bölgesine yapıştırılan bu elektrotlar kayıt alınan kişi için hiçbir risk oluşturmaz. Ancak 4-5 adet elektrotun iki gözün çevresinde sürekli bulunması kişiye rahatsızlık verebilir. Ayrıca EOG sinyalinin frekans bandının dar olması (0,1-10 Hz), sinyalin elde edilmesini zorlaştırır.

Nakanishi vd. bilinçli olarak yapılan göz kırpmalar kullanarak tetiklenen anahtar ile kombine edilmiş bir BBA sistemi önermişlerdir. Bu sistemde, komutlar tespit edildiğinde kullanıcıya görsel bir geri bildirim sunulur. Daha sonra kullanıcı ya komut girmeyi seçebilir ya da göz kırpmaya anahtarını kullanarak komutu reddedebilir. Bu çalışmanın ilk adımı olarak, EOG kullanarak bilinçli olarak yapılan göz kırpmaları algılama yöntemini önermişlerdir. Yapılan çalışmada her iki gözle yapılan normal göz kırpması, her iki gözle yapılan çift göz kırpması ve tek gözle yapılan göz kırpmaları yatay ve dikey EOG sinyallerinden tespit edilmiştir. Dikey ve yatay genliğin pozitif tepesi ve dikey EOG ile çift göz kırpması sinyal kalıbı arasındaki maksimum çapraz ilişki katsayısı, öznel vektörü olarak kullanılmıştır. Göz kırpmaları Destek Vektör Makineleri ile sınıflandırılmıştır ve %97,28'lik bir ortalama doğruluk elde edilmiştir. Ek olarak bilinçli göz kırpmaları için en iyi değer %97,69 doğrulukla tek gözle yapılan göz kırpması için elde edilmiştir [22].

Afandi, EOG sinyallerinden elde ettiği göz kırpmaları ile üç farklı komutun verilebileceği ve gözün baktığı yöne doğru yönlendirilebilecek bir tekerlekli sandalye kontrol algoritması geliştirmiştir [23].

Bhuyain vd. elektrikli tekerlekli sandalye sistemi tasarlamışlardır. Tekerlekli sandalyede oturan kişinin göz kırpması sinyallerini tespit edebilmek için EOG kullanılmıştır. Göz kırpması sinyallerinden “Başlat” ve “Durdur” komutlarıyla birlikte, dört farklı EOG sinyalinden tekerlekli sandalyenin dört yönde hareketini, ortalama %90 oranında sağlamışlardır [24].

Kağıtçı, ALS hastaları ve ağır fiziksel engeli bulunan hareketsiz hastaların göz kırpmalarını kullanarak, hasta yatağının kontrolünü kendilerinin yapabilmeleri ve acil durumlarda yine göz kırpmaları ile bir çağrı sistemini devreye alabilmelerini sağlayan bir sistem geliştirmiştir. Hastanın göz kırpması hareketleri görüntü işleme teknikleriyle işlenmiştir. Göz kırpması hareketinin tespiti 20-49 yaş aralığında bulunan kişilerde yaklaşık olarak %100 iken, 50 ve daha büyük yaşa sahip olan kişilerde yaş ilerlemesine bağlı göz kapağı düşüklüğü nedeniyle, bu oranın yaklaşık %90'lara gerilediği görülmüştür. Işığın olmadığı karanlık ortamlarda, bu yöntemin kullanım sahasının olmaması büyük bir dezavantajdır [25].

Göz ile metin giriş sistemleri üzerine yapılan çalışmalar, kişinin yazmak veya söylemek istediği kelimeye ait karakterleri, göz hareketleri ile seçmesine dayanan yöntemlerdir. Bu tür sistemler genellikle ekran klavyesi kullanılarak gerçekleştirildiğinden, klavye düzenini de dikkate almak gerekir. Bir göz izleme cihazı ile kişinin bakışları takip

edilerek ve bunlar bir bilgisayar yazılımı ile analiz edilerek yazma işlemi gerçekleştirilir [26].

Majaranta vd. göz hareketlerini toplarken, iki masaüstü bilgisayar ve SensoMotoric Instruments firmasına ait bir uzaktan göz izleme cihazı kullanmışlardır. Göz izleme cihazını monitörün köşesinin önüne yerleştirmişlerdir. Kullanıcı bilgisayar ekranında bulunan sanal klavye üzerinde gözlerini hareket ettirerek, yazmak istediği harfin üzerinde odaklanıp seçtiği harfi ekrana yazdırmıştır. Bir kelime grubunu yazarken, gözün tüm hareketlerinin ekranda kırmızı çizgiler şeklinde görünmesi, yazılacak yeni harf için karışıklığa neden olmuştur [27].

MacKenzie ve Ashtiani, BlinkWrite adını verdikleri metin giriş sisteminde, giriş için göz kırpmayı kullanan ve bir göz izleme aparatıyla çalışan bir tarama klavyesi gerçekleştirmişlerdir [28].

Ülkütaş harf, rakam ve bazı noktalama işaretlerinin gözler ile kodlanmasına dayanan EOG tabanlı gözle yazı yazma sistemi geliştirmiştir. Göz hareketi sırasında ortaya çıkan EOG sinyallerini algılamak için, küçük çaplı altı adet yüzey elektrotu kullanmıştır. Tek kişi üzerinde yapılan denemelerde ulaşılan maksimum yazma hızı dakikada 17,5 kelimedir ve %92,5'lik doğru kodlama oranı sağlanmıştır [29].

Miniotas vd. tarafından gerçekleştirilen bir başka sistem, Sensomotoric Instruments firmasına ait başa takılı göz izleme sistemi, EyeLink ve iki monitör kullanılarak, göz hareketi ile ekrandaki sanal klavyeden karakter seçme prensibine dayalıdır. Bu metin giriş tekniği için, ortalama giriş hızı dakikada 9 kelimenin biraz altındayken, hata oranı %3 kadardır [30].

Porta ve Turina geliştirdikleri sistemde, Tobii göz izleyici cihazını kullanmışlardır. Harf ve rakamları ekran üzerindeki bir karenin köşe noktalarına, kenarların orta noktalarına ve merkez noktaya yerleştirilmiş 9 adet nokta arasında, metin girişini gözle çizerek gerçekleştirmişlerdir. Ortalama metin hızı dakikada 6,8 kelime olarak belirtilmiştir [31].

Uşaklı ve Gürkan EOG tabanlı insan-bilgisayar arayüzü sistemi geliştirmişlerdir. Bu sistemde gözün yatay ve dikey hareketlerinden elde edilen EOG sinyalleri sınıflandırılmıştır. Gerçekleştirilen sanal klavye, kullanıcının mesaj yazmasına (sayılar dahil) ve yemek, içecek, uyku, banyo, yürüyüş, insanlarla iletişim, tıbbi destek ve hareket yönlerini talep etmesine olanak tanır. Sistemin sınıflandırma performansını hesaplamak için 20 sağlıklı denek ile EOG kayıt deneyi yapılmıştır. Tüm deneklerin sanal klavyede göz hareketleriyle “WATER” kelimesini yazmaları, %95 sınıflandırma doğruluğu ile ortalama 24,5 saniye sürmüştür [32].

Zhang vd. kullanıcıların, ekran klavyesine bakarak ve göz kırparak kelimeleri yazabildikleri, düşük maliyet ve sağlamlık avantajına sahip bir bakış tabanlı metin giriş

yöntemi sunmuşlardır. Gözleri doğrudan takip etmek için bakış açılarını tahmin etmek yerine, insan bakışını dokuz yöne bölen bir yöntem geliştirdiler. Dokuz yönlü bakış tahmini için Evrişimli Sinir Ağı modeli oluşturdular. Dokuz yönlü bakışın temelinde, bar tipi telefonlarda yaygın olarak kullanılan dokuz tuşlu bir T9 giriş yöntemi ve göz takibi için cep telefonları, web kameraları ve dijital kameraları kullanmışlardır. Ortalama metin giriş oranı dakikada 20 harf, doğruluk oranı %99,8'dir [33].

Göz kırpmaların konuşmaya dönüştürülmesi yönünde yapılan çalışmalarda, gerçekleştirilen sistemlerle birebir örtüşen bir çalışmaya rastlanmamakla birlikte, benzerlik gösteren iki çalışma göze çarpmaktadır. Bu çalışmaların ilkinde Soman ve Murthy, kişinin EEG sinyallerinden tespit edilen göz kırpmalarla sentezlenmiş konuşma üretimi için, BBA tabanlı bir sistem tasarımı sunmuşlardır. Bu sistem, yapılandırılmış bir listeden istenen seçenekleri göz kırpmaya yaparak seçmesi ile hastanın iletişim kurmasını sağlar. Sistemin temel avantajları; taşınabilir ve kullanımı kolay Emotiv başlığı kullanması, açık kaynak kodlu bir uygulama temeline dayanması ve ayrıca bireysel kullanıcılar için eğitim gerektirmemesidir. Sistemin kullanıcılar arasında ortalama olarak %95 düzeyinde bir çevrimdışı doğruluk verdiği ifade edilmektedir [34].

Diğer bir çalışma ise, Mukherjee ve Chatterjee tarafından gerçekleştirilen, hastadan göz kırpmaları okuyan ve evrensel olarak kabul edilmiş bir iletişim kodu olan Mors koduna dönüştüren düşük fiyatlı bir cihaz tasarımıdır. Bu sistemin bazı eksiklikleri arasında, sistemde kullanılan IR sensörünün yanlış göz kırpmalarıyla sonuçlanan, diğer kaynaklar tarafından ışınlanması bulunmaktadır. Uzun süreli kullanımın katarakt oluşum riskini arttırabileceği belirtilmiştir. Başka bir eksiklik, hastanın sıkıcı bir görev olabilecek belirli bir kodu takip etmesi için eğitilmesi gerekliliğidir. Bunların yanında sistem 20-25 dolar gibi oldukça uygun bir maliyettedir [35].

EEG tabanlı BBA'larda en çok kullanılan yöntemlerden bir diğeri de P300 sinyalini kullanarak komutların verilmesidir. P300, deneğin görsel veya işitsel bir uyaran tarafından uyarılmasından yaklaşık 300 ms–600 ms sonra kişinin beyin sinyallerinde oluşan bir olay ilişkili potansiyeldir. P300 heceletici paradigması ilk olarak Farwell ve Donchin tarafından ortaya atılmıştır.

Farwell ve Donchin olayla ilişkili beyin potansiyelinin P300 bileşenini kullanarak, bilgisayar aracılığıyla iletişim kurabilen bir sistem geliştirmişlerdir. 36 karakterli (6×6) bir kare matris üzerine yerleştirilen harfler ve diğer simgeler bulunan bir görsel uyaran ekranı kullanmışlardır. Kişi, iletmek istediği karaktere odaklanmakta ve bilgisayar seçilen karakteri

gerçek zamanlı olarak algılamaktadır. Bu algılama yapılırken matrisin satır ve sütunları defalarca yakılıp söndürülmektedir. Bilgisayar, kişinin odaklandığı karakteri içeren satır ve sütunun her yanıp sönuşünde, kişide oluşan P300 dalgasını algılar. İki aşamalı yapılan deneylerde sağlıklı gönüllüler kullanılmıştır. Deneyin ilk aşamasında kişilerin bir kelimeyi hecelemeleri ile oluşan P300 dalgaları kullanılarak sistem eğitilmiştir. İkinci aşamada kişinin hecelediği kelimeyi sistem, ilk aşamada kaydedilen bilgileri kullanarak çözümlemiştir. 4 sağlıklı denek üzerinde yapılan analizler sonucunda, oluşturulan sistem %95 doğrulukla, dakikada 12 bit veya 2,3 karakter yazımı rapor etmişlerdir [36].

Meinicke vd., Farwell ve Donchin yaklaşımını benimseyerek, EEG verilerinin çevrimdışı analizine dayanan aktarım hızlarını iyileştirmeyi amaçlamışlardır. Bir taraftan sinyal sınıflandırması için en gelişmiş makine öğrenme tekniklerini kullanmışlar ve diğer taraftan arayüz için daha fazla elektrot kullanarak veri alanını genişletmişlerdir. Sınıflandırma görevi için DVM algoritmasını kullanmışlar ve aktarım hızını %90'ın üzerinde doğrulukla, dakikada 5,5 harfe yükseltmişlerdir [37].

Kaper vd. EEG verilerini analiz etmek için, P300 heceleliğini kullanarak DVM yöntemine dayalı bir algoritma geliştirmişlerdir. Bu tekniğin performansını yaşları 24 ile 30 arasında değişen 8 kişi üzerinden değerlendirmişlerdir ve kişiler içinde dakikada 97,57 bite (dakikada ortalama 47,26 bit) kadar yüksek aktarım hızlarına ulaşmışlardır [38].

Amcalar vd. EEG tabanlı BBA ile heceleme problemine çevrimdışı ve özışler çevrimiçi sınıflandırma için bir sistem ve algoritmalar sunmuşlardır. Tasarladıkları sistemde kullanıcı tercihlerine göre uyarlanabilen bir görsel uyaran mekanizması kullanmışlardır. Kullanıcının yazmayı hedeflediği harfle ilgili özışler biçimde karar vermek için, EEG sinyal işleme ve sınıflandırma algoritmaları sunmuşlardır. Sınıflandırıcı olarak Bayes Doğrusal Ayırtaç Analizi (BDAA) kullanarak, çevrimdışı deneylerde %100 doğruluk oranıyla, ortalama hız için 9,363 harf/dakika ve 48,4073 bit/dakika değerlerine ulaşmışlardır. Çevrimiçi deneylerde ise kullanıcının istediği tüm harfleri doğru olarak yazdığı durumda dakikada 11,14 harf iletmışlerdir [39].

Akram vd. geliştirdikleri çalışmada, modifiye edilmiş bir T9 arayüzü kullanan etkili bir sözlük tabanlı P300 kelime yazıcı BBA paradigması önermişlerdir. Kullanıcı yazdıkça, sözlük kelime önerileri verir. Arayüz 3×3 boyutunda matrinden oluşur. Her matris elemanında rakam ve 3-4 harf mevcuttur. Kullanıcı hedef karakteri içeren matris elemanına odaklanır. P300 sınıflandırması için Rastgele Orman (RO) algoritması kullanılarak seçilen karakter tanımlanır ve sınıflandırma sonuçları sözlük modülüne gider. Seçilen karakterin

içerdiği harflerle başlayan dokuz kelime alt alta sıralanır. Seçilen kelimenin satır numarası akılda tutulur ve kullanıcının karşısına yeniden gelen matriste o satır numarasına odaklanılır. Böylece yazılması istenen kelime, pek çok harfin yan yana getirilmesi beklenilmeden ekrana hızlıca yazdırılmış olur. Bu çalışmada veri toplama için BrainAmp MR-32 kanallı EEG cihazı kullanılmıştır. Kelime giriş hızı ortalama 1,67 dakika olarak rapor edilmiştir [40].

Oralhan'ın çalışmasında satır sütun temelli P300 heceletici yapısındaki değişikliklerle, daha yüksek doğruluk oranı ile elde edilmesi hedefiyle, heceletici matris yapısında ve uyaranların aralık süreleri üzerinde değişiklikler yapılmıştır. Bu amaçla dört farklı yapıdaki satır sütun bazlı P300 heceletici kullanılarak yapılan deneylerde, 4×4 satır sütun bazlı P300 heceleticinin 150 ms uyaran aralık süresine sahip olan yapıdaki formu, ortalama doğruluk oranı %84,76 ile en yüksek olarak tespit edilmiştir. En düşük performans ise, 6×6 satır sütun bazlı P300 heceleticinin 300 ms uyaranlar arası geçiş süresine sahip modunda %50,48 olarak gözlenmiştir. EEG sinyalleri saçlı deriden CleveMed BioRadio cihazından 7 adet altın kaplama elektrot ile kaydedilmiştir [41].

Göz kırpmayı konuşmaya çevirmek için yapılan çalışmalarda dikkati çeken ilk nokta, göz kırpma sinyallerinin elde edilmesi yönündedir. Göz kırpmalarını tespit etmede izlenebilecek yollar bellidir. EEG, EOG, elektromiyografi (EMG), IR sensörleri veya kamera tabanlı sistemleri kullanarak göz kırpma sinyallerini tespit etmek mümkündür. Bu sinyallerin elde edilme şekli bile, sistemler arasında önemli bir maliyet farkı ortaya çıkarmaktadır. Tablo 2'de bazı çalışmalarda kullanılan ekipman, uygulanan yöntem, dakikada kaç karakter yazılabileceği, karakter tanıma yüzdeleri ve yaklaşık maliyetler verilmiştir.

1.6. Beyin-Bilgisayar Arayüzü Sistemi

Bir BBA, doğrudan düşünceleri kullanarak herhangi bir cihazı kontrol edebilmek için, beyinden veya sinir sisteminden gelen sinyalleri, elektrik sinyallerine dönüştüren iletişim sistemidir. Şekil 1'de gösterildiği gibi bir BBA'nın sinyal işleme bileşeni tipik olarak iki bölümden oluşur. Bunlar; öznitelik çıkarma ve sınıflandırmadır. Öznitelik çıkarma işlemi, sinyal toplama adımı ile elde edilen, beyindeki faaliyete karşılık gelen sinyalin, ayırt edici özelliklerinin elde edilme işlemidir. Bunların bir kişinin mevcut beyin sinyalinin belirli yönlerini yansıttığı kabul edilir. Sınıflandırma aşamasında ise, elde edilen özniteliklerin

hangi beyin aktivitesine karşılık geldiği, sınıflandırma algoritması kullanılarak tespit edilir ve bunlar uygulamaya özel komutlara dönüştürülür.

Tablo 2. Literatürdeki gözle metin giriş sistemleri üzerine yapılan çalışmaların karşılaştırılması

Araştırmayı yapan	Kullandığı donanım	Kullandığı yöntem	Maliyet (\$)	Hız	Doğruluk (%)
Mukherjee ve Chatterjee (2015)	IR sensörü	Göz kırpma Yazı yazma	20-25	Bir harf için ortalama 3 saniye	Belirtilmemiş
Soman ve Murthy (2015)	Emotiv Epoc 14 adet elektrot	Göz kırpma ile metin seçme Seçilen metni konuşmaya çevirme	700-750	Belirtilmemiş	95
MacKenzie ve Ashtiani (2011)	EyeTech Digital Systems TM3 göz izleyici ve iki monitör	Göz kırpma Tarama klavyesi	Yüksek	Dakikada 4,8 kelime	97
Ülkütaş (2015)	İki kanallı EOG 6 adet elektrot	Göz hareketi Yazı yazma	250-300	Dakikada 17,5 kelime (1 kişi)	92,5
Miniotas vd. (2003)	SMI firmasının başa takılı göz izleme sistemi EyeLink ve iki monitör	Göz hareketi Sanal klavye kullanarak ekrandan karakter seçme	Yüksek	Dakikada 8,58 kelime	96,6
Majaranta vd. (2004)	SMI firmasının kameralı göz izleme cihazı ve iki PC	Göz hareketi Sanal klavye ile ekrandan karakter seçme	Yüksek	Dakikada 9,89 kelime	98,8
Porta ve Turina (2008)	Tobii göz izleyici cihazı	Göz ile çizme	20000	Dakikada 6,8 kelime	Belirtilmemiş
Usakli ve Gurkan (2009)	İki kanallı EOG 5 adet elektrot	Göz hareketi Yazı yazma	250-300	“WATER” 24,5 saniyede yazıldı.	95
Zhang vd. (2017)	Cep telefonları, web kameraları ve dijital kameralar	Ekran klavyesi Göz hareketi Göz kırpma	Düşük	Dakikada 20 harf	99,8
Akram vd. (2015)	BrainAmp MR 32 kanallı	P300 heceletici	Yüksek	Kelime başına ortalama 1,67 dakika	Belirtilmemiş
Oralhan (2019)	CleveMed BioRadio cihazı 7 adet altın kaplama elektrot LCD monitör	P300 heceletici	400-500	1 karakter 60 ile 78 saniye arasında yazıldı.	84,76

1.6.1. Beyin Sinyallerinin Elde Edilip Bilgisayara Aktarılması

BBA sistemlerinin ana adımlarından olan sinyal toplama, beyindeki faaliyetlerin ölçülmesini ve bilgisayarda işlenebilmesi için sayısallaştırılmasını kapsar. Bu faaliyetlerin ölçülmesinde farklı yöntemlerden faydalanılmaktadır. BBA sistemleri için genelde pratik olarak elde edilmesi ve uygulanmasının kolay olmasından dolayı EEG tercih edilmektedir.

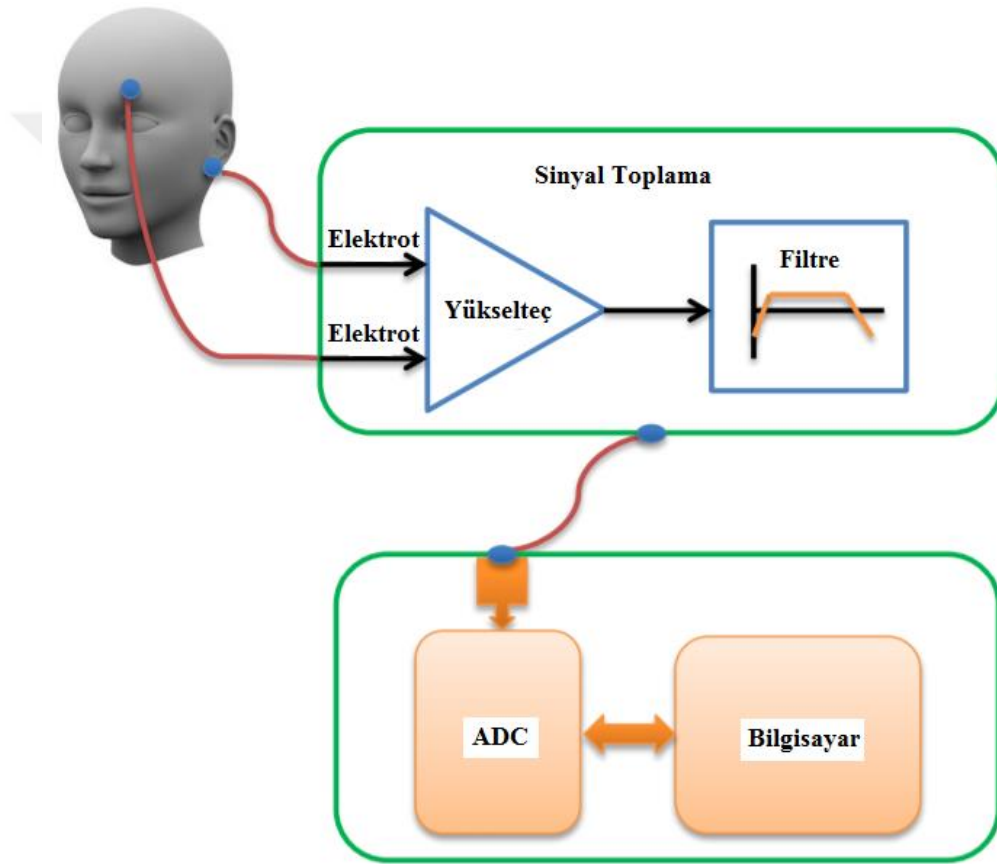
Çok düşük genliğe sahip olan beyin sinyalleri kaydedilirken, gerek kişiden ve gerekse çevreden kaynaklanan bozucu sinyaller de EEG sinyaline eklenir. Bu nedenle bu sinyalleri işlemekten önce, toplanan sinyallerin bir takım ön işlemlerden geçirilmesi gerekir. Elektrotlar aracılığıyla beyin sinyalleri elde edildikten sonra, toplanan sinyaller bir yükselteç devresi ile kuvvetlendirilir. Daha sonra EEG sinyali içinde bulunan istenmeyen bozucu sinyaller filtre devreleri ile filtrelenerek daha belirgin ve daha temiz bir sinyal elde edilir. Filtre devresi çıkışındaki sinyal, analog sinyaldir ve bilgisayar ortamına aktarmadan önce Şekil 9'da gösterildiği gibi bir analog/dijital dönüştürücü (ADC) ile sayısal sinyale dönüştürülür. Sayısallaştırılmış EEG verileri daha sonra bilgisayara aktarılır ve bu verilere sinyal işleme teknikleri uygulanır.

Amplifikatör ve filtre devreleri genel olarak; ön yükselteç, yüksek geçiren filtre, alçak geçiren filtre, çentik (veya Notch) filtresi ve son yükselteç alt bölümlerine ayrılır. 0,5 Hz kesim frekansına sahip bir yüksek geçiren filtre, 100 Hz kesim frekansına sahip bir alçak geçiren filtre ve 50 Hz şebeke frekans bileşenini kaldırmak için bir çentik filtresi kullanılır. Ön yükselteç olarak genellikle enstrümantasyon yükselteci kullanılır. Yüksek kazançlı, yüksek giriş ve düşük çıkış empedansına sahip olan enstrümantasyon yükselteci, üç tane işlemsel yükseltecin bir entegre devre içinde toplanması ile oluşur. Ayrıca bu yükselteçlerin ortak mod reddetme oranı (CMRR) oldukça yüksektir. CMRR, yükseltecin her iki giriş için ortak olan benzer sinyalleri reddetme kabiliyeti veya eğilimidir. Ortak olarak görülen bu sinyaller gürültü olarak kabul edilir ve yükselteç tarafından bastırılır. Bu yüzden biyomedikal uygulamalarda tercih edilirler.

1.6.2. Verilerden Özniteliklerin Çıkarılması

Sinyal toplama aşaması ile EEG kayıtları alındıktan sonra, sinyalin hangi sınıfa ait olduğuna karar verebilmek için, en belirleyici özellikler çıkarılıp öznitelik vektörü elde edilecektir. Sınıflandırılmak istenen verinin özniteliklerinin iyi şekilde belirlenmesi,

sınıflandırma sonucuna doğrudan etki eder. Uzamsal süzme, gerilim genliği ölçümü ve spektral çözümleme öznelik çıkarmada kullanılan yöntemlerden bazılarıdır. BBA arayüzleri EEG sinyallerindeki zaman veya frekans özelliklerini kullanmaktadır. Bu yöntemlerin yanında Fourier dönüşümü, dalgacık dönüşümü, filtreleme yöntemleri, polinom uydurma ve istatistiksel özellikler (toplam, enerji, ortalama, standart sapma, basıklık, çarpıklık, entropi, max, min vb) de öznelik çıkarmada kullanılabilir. Bu tezde ise dalgacık dönüşümü ve istatistiksel özellikler, öznelik çıkarma için kullanılacaktır.



Şekil 9. Genel EEG sinyali toplama sistemi [42].

1.6.2.1. Dalgacık Teorisi

Bir sinyalde bir bölgede mevcut olmayan özellikleri elde etmek için sinyallere matematiksel dönüşümler uygulanır. Muhtemelen en bilineni ve sık kullanılanı Fourier dönüşümü olmak üzere, sinyallere uygulanabilecek birkaç dönüşüm mevcuttur. Uygulamadaki sinyallerin çoğu ham durumlarında zaman bölgesinde bulunurlar. Yani

işlenmemiş durumdaki bu sinyaller, zamanın bir fonksiyonudur. Başka bir deyişle, sinyal eksen takımında gösterilirken, eksenlerden biri zaman (bağımsız değişken), diğeri genellikle genliktir (bağımlı değişken). Oysaki çoğu sinyal işleme ile ilgili uygulamalar için, bu gösterim her zaman en iyi gösterim şekli değildir. Çoğu zaman en önemli bilgi sinyalin frekans içeriğinde gizlidir. Bu yüzden bağımsız değişken olarak zaman yerine frekans alınarak sinyalin frekans analizi yapılır. Bir sinyalin frekans spektrumu, sinyalde hangi frekansların bulunduğunu gösterir.

1.6.2.1.1. Fourier Dönüşümü

19. yüzyılda Fransız Matematikçi J. Fourier herhangi bir periyodik sinyalin karmaşık üstel fonksiyonların sonsuz toplamları ile ifade edilebileceğini göstermiştir. Periyodik fonksiyonların bu özellikleri ortaya koyulduktan yıllar sonra, bu fikirler önce periyodik olmayan fonksiyonlar ve sonra periyodik veya periyodik olmayan ayrık zaman sinyalleri için genelleştirilmiştir. Bunun ardından bilgisayar hesaplamaları için çok uygun bir araç haline gelmiştir. 1965'te Hızlı Fourier Dönüşümü adı verilen yeni bir algoritma geliştirildi ve Fourier dönüşümü daha fazla önem kazandı.

Fourier dönüşümü bir sinyali farklı frekanslardaki karmaşık üstel fonksiyonlara ayırır. Bir $x(t)$ sinyalinin Fourier dönüşümü aşağıdaki iki formül ile ifade edilir:

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (1)$$

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) e^{j2\pi ft} df \quad (2)$$

Burada $j = \sqrt{-1}$, t zaman, f frekanstır. x , zaman bölgesindeki; X , frekans bölgesindeki sinyali temsil eder. Bu gösterim sinyalin iki temsilini birbirinden ayırmak için kullanılır. (1) nolu eşitlik $x(t)$ 'nin Fourier dönüşümü ve (2) nolu eşitlik de $X(f)$ 'nin ters Fourier dönüşümüdür [43].

Fourier dönüşümü frekans bölgesindeki sinyallerin özelliklerini çözümlemek için matematiksel bir araçtır. Fourier serisi ise periyodik bir sinyali ilgili sinüsoidal bileşenlerin ağırlıklı toplamı olarak temsil etmek için kullanılır ve Fourier dönüşümünün özel bir halidir.

Sinyal periyodik ise Fourier serisinin ağırlık katsayılarını bulmak yeterlidir. Fourier dönüşümü sonlu enerjili periyodik olmayan sinyallerin spektral özelliklerini temsil etmek için uygundur. Ters Fourier dönüşümü olan (2) nolu eşitlik, $X(f)$ biliniyorsa $x(t)$ 'yi verir ve frekans bölgesindeki sinyali zaman bölgesine geçirir [43].

Verilen bir $x(t)$ sinyalinin Fourier dönüşümünün var olabilmesi için sağlanması gereken Dirichlet koşulları aşağıdaki gibidir [44]:

- $x(t)$ sinyalinin sonlu sayıda süreksizliği vardır.
- $x(t)$ sinyalinin sonlu sayıda en büyük (maksimum) ve en küçük (minimum) değerleri vardır.
- $x(t)$ sinyali mutlak integrallenebilirdir, yani;

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)| dt < \infty \quad (3)$$

Sinyaller frekans davranışlarına göre durağan ve durağan olmayan sinyal olarak ikiye ayrılabilir. Bir sinyalin genliği zamanla değişmesine rağmen, istatistiksel değerleri (frekans, ortalama değer, varyans vs.) değişmiyorsa, bu sinyallere durağan sinyaller denir. Başka bir deyişle durağan sinyallerin frekans içeriği zamanla değişmez. Bu durumda, tüm frekans bileşenleri zamanın bütününde mevcut olduğundan, frekans bileşenlerinin hangi zaman diliminde olduğunu bilmeye gerek yoktur. Durağan sinyallerin aksine, durağan olmayan sinyallerin frekans içeriği zamanla değişir. Fourier dönüşümü sinyaldeki frekans bilgisini göstermekle birlikte, bu frekansın hangi zaman diliminde olduğu hakkında bilgi vermez. Bu yüzden durağan olmayan sinyaller için kullanılacak doğru dönüşüm, Fourier dönüşümü değildir. EEG, EKG, EMG gibi biyolojik sinyaller durağan olmayan sinyallerdir.

Dalgacık dönüşümü zaman-frekans temsiliyi sağlayan bir dönüşümdür. (Bu bilgileri veren kısa zamanlı Fourier dönüşümü, Wigner dağılımları gibi başka dönüşümler de vardır). Çoğu zaman, herhangi bir anda ortaya çıkan belirli bir spektral bileşen özellikle ilgi çekici olabilir. Bu durumlarda, bu belirli spektral bileşenlerin meydana geldiği zaman aralıklarını bilmek çok faydalı olabilir. Örneğin, EEG'lerde, olay ile ilişkili bir potansiyelin gecikmesi özellikle ilgi çekicidir. Olay ile ilişkili potansiyel, beynin flaş ışığı gibi belirli bir uyarana verdiği yanıttır; bu yanıtın gecikmesi, uyarının başlangıcı ile cevap arasında geçen süredir. Dalgacık dönüşümü, zaman ve frekans bilgisini eşzamanlı olarak sağlayabilmektedir, dolayısıyla sinyalin bir zaman-frekans gösterimini vermektedir [43].

1.6.2.1.2. Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (KZFD)

Fourier dönüşümünün zaman-frekans gösterimi eksikliğini gidermek için, Dennis Gabor (1946) zaman bölgesinde bulunan sinyali küçük parçalara (pencereleme işlemi) bölerek analiz edebileceği fikrini ileri sürdü ve bu yaklaşıma Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (KZFD) adını verdi. Bu yöntemde durağan olmayan bir sinyal, durağan olduğu varsayıldığı parçalara bölünür ve her parçaya Fourier dönüşümü uygulanır. Bu amaçla bir pencere fonksiyonu ($w(t)$) seçilir. Sinyal zaman bölgesinde bu pencereden geçirildikten sonra, Fourier dönüşümü uygulanır. Böylece standart Fourier dönüşümü yerine, aşağıdaki eşitlik elde edilmiş olur [44]:

$$KZFD(\tau, f) = \int x(t)w^*(t - \tau)e^{-j2\pi ft} dt \quad (4)$$

Burada $x(t)$ orijinal işaret, $w(t)$ pencere fonksiyonu, $*$ karmaşık eşleniktir [43].

(4) nolu eşitlikten görüldüğü gibi, sinyalin KZFD'si, zamanda τ kadar ötelenmiş bir pencere fonksiyonu ile çarpılan sinyalin Fourier dönüşümünden başka bir şey değildir. KZFD sinyalin meydana geldiği zaman ve frekanslar hakkında bazı bilgiler sağlar. Fakat bu bilgiler pencerenin büyüklüğüne göre belirlenen sınırlı doğrulukla elde edilebilir. Burada en önemli etki pencere fonksiyonunun seçimidir. Pencere fonksiyonu istenilen zaman ve frekans çözünürlüğünü verecek şekilde seçilmelidir. Pencere sonsuz uzunlukta seçilirse, Fourier dönüşümü elde edilir. Bunun anlamı frekans çözünürlüğünün mükemmel olması, fakat zaman bilgisinin mevcut olmamasıdır. Pencere boyutu küçük seçilirse, pencere, sinyalin sadece küçük bir bölümünü kaplayacağı için frekans çözünürlüğü düşer. Sonuç olarak, dar pencere iyi zaman çözünürlüğü sağlarken, kötü frekans çözünürlüğü verir. Tersine geniş pencere iyi frekans çözünürlüğü sağlarken, kötü zaman çözünürlüğü ile sonuçlanır. Ayrıca geniş pencere durağanlık koşulunu da bozabilir [43, 44].

KZFD'nde sabit genişliği olan pencere fonksiyonu kullanılır. Bunun sonucu olarak KZFD, ya dar pencere kullanarak yüksek frekanslı bileşenleri ya da geniş pencere kullanarak alçak frekanslı bileşenleri analiz edebilir, ancak her ikisini birden yapamaz. Bu nedenle farklı frekans bantlarını analiz etmek için farklı bir pencere işlevi kullanma düşüncesi ortaya çıkmıştır. Ayrıca, bu pencerelerin hepsi orijinal bir Gaussian'ın genişletilmesi veya sıkıştırılmasıyla üretilmektedir. Sabit genişlikteki pencereler yerine, sinyaldeki alçak

frekansları yakalamak için geniş pencere, yüksek frekansları yakalamak için dar pencere fonksiyonları kullanılması düşünülmüştür. Böylece çözünürlük sorununun üstesinden gelebilmek için dalgacık dönüşümü ortaya çıkmıştır [45].

1.6.2.1.3. Dalgacık Dönüşümü

Dalgacık dönüşümünün özel bir alan olarak başlangıcı, sismik sinyalleri analiz edebilmek amacıyla dalgacık analizini kullanan bir fizikçi ve bir mühendis olan Grossman ve Morlet'in 1984 yılındaki çalışmalarına kadar uzanır. Dalgacık, sınırlı süreli basit bir titreşim fonksiyonudur. Küçük ve salınımlı doğası nedeniyle Morlet bu pencere fonksiyonlarını “dalgacık” olarak adlandırmıştır. İlk sonuçlar, günümüzde Sürekli Dalgacık Dönüşümü (SDD) olarak bilinen konu ile ilgilidir. Dalgacık temsili ve diğer alanlardaki gelişmeler arasında bağlantı kurulduğunda, Grossman, Morlet ve meslektaşlarının başlatmış olduğu çalışmalar Meyer ve Daubechies tarafından sürdürüldü ve geliştirildi [46].

Daubechies, Mallat ile birlikte, sürekli sinyal analizinden ayrık sinyal analizine geçişi geliştirmiştir. Özellikle 1986 yılında Mallat, Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) için Çoklu Çözünürlük Analizi (ÇÇA) fikrini geliştirmiştir. Bu fikir, sinyali bir dizi alçak geçiren ve yüksek geçiren filtreden geçirerek, ayrık sinyali kendi ikili frekans bandına ayırır. Ayrıca 1988 yılında Daubechies'in kompakt destekli (kapalı ve sınırlı) dalgacıkların ortonormal temelini geliştirmesiyle, modern dalgacık teorisinin temelleri atıldı [45].

Daha sonra ÇÇA algoritmalarının farklı özellikleri ve değişiklikleri ile, diğer dalgacık temelli fonksiyonlar ortaya çıkmıştır. 1992'de Albert Cohen, Jean Feauveau ve Daubechies, birçok araştırmacı tarafından ortonormal temel fonksiyonlar üzerinde tercih edilen kompakt destekli biortogonal dalgacıkları oluştururken, R. Coifman, Meyer ve Victor Wickerhauser, ÇÇA'nin doğal uzantısı olan dalgacık paketlerini geliştirdiler [45].

Dalgacık dönüşümünün iki çeşidi vardır. Bunlar; sürekli ve ayrık dalgacık dönüşümleridir.

1.6.2.1.3.1. Sürekli Dalgacık Dönüşümü

Sürekli dalgacık dönüşümü, çözünürlük problemini gidermek için kısa zamanlı Fourier dönüşümüne bir alternatif yaklaşım olarak geliştirilmiştir. Dalgacık analizi

KZFD'ne benzer bir şekilde yapılır, yani sinyal KZFD'ndeki pencere fonksiyonuna benzer bir fonksiyonla (dalgacık fonksiyonu ile) çarpılır ve dönüşüm zaman bölgesindeki sinyalin farklı parçaları için ayrı ayrı hesaplanır.

Dalgacık fonksiyonu öncelikle aşağıdaki iki şartı sağlayan gerçek veya karmaşık değerli bir sürekli zaman fonksiyonu $\psi(t)$ olması gerekir.

1. Fonksiyonun integrali sıfırdır.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0$$

2. Fonksiyonun karesinin integrali sonlu enerjiye sahiptir.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(t)|^2 dt < \infty$$

Sürekli dalgacık dönüşümü aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$SDD_x^\psi(\tau, s) = \Psi_x^\psi(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int x(t) \psi^*\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt \quad (5)$$

Yukarıdaki (5) nolu eşitlikte görüldüğü gibi dönüştürülmüş sinyal SDD, τ ve s parametrelerinin bir fonksiyonudur. Burada $x(t)$ dönüşümü yapılacak sinyal, s ölçekleme parametresi, τ öteleme parametresi, $\psi(t)$ dönüştürme fonksiyonudur ve ana dalgacık olarak adlandırılır.

Dalgacık terimi dalganın küçüğü anlamına gelir. Küçüklük, bu pencere fonksiyonunun sonlu uzunluğa (kompakt destekli) sahip olduğu durumunu ifade eder. Ana terimi, dönüşüm sürecinde kullanılan farklı genişliğe sahip fonksiyonların, bir ana fonksiyondan veya ana dalgacıktan türetildiği anlamına gelir. Başka bir ifadeyle, ana dalgacık diğer pencere fonksiyonlarını üretmek için bir modeldir.

Öteleme terimi, pencere sinyal boyunca kaydırıldığı için, pencerenin yeri ile ilgilidir. Bu terim, açıkça görülüyor ki, dönüşüm bölgesindeki zaman bilgisine karşılık gelir. Ancak, SDD'nde, KZFD'nde var olan frekans parametresi yoktur. Bunun yerine $s = 1/\text{frekans}$ olarak tanımlanan ölçekleme parametresi vardır.

Ölçekleme matematiksel bir işlem olarak bir sinyali genişletir veya sıkıştırır. Daha büyük ölçekler genişlemiş sinyallere ve küçük ölçekler sıkıştırılmış sinyallere karşılık gelir. Küçük ölçekler, yani yüksek frekanslar sinyaldeki detayı gösterirken, büyük ölçekler, yani düşük frekanslar sinyal hakkında genel bilgi verir. Sinyal dalgacık dönüşümü kullanılarak analiz edildiğinde, kullanılan ölçek küçük değerde ise, sinyalde bulunan yüksek frekanslı bileşenler daha kolay ayırt edilebilir. Bunun aksine ölçek büyük tutulduğunda düşük frekanslı sinyaller daha kolay ayırt edilebilir [43, 46].

Dalgacık dönüşümünde ilk olarak pencere görevini gören ana dalgacık fonksiyonu, uygulamaya bağlı olarak seçilir. Daha sonra dönüştürülecek sinyalin başlangıç noktasına konumlandırılır. Sinyalin ana dalgacık fonksiyonu tarafından kaplanan kısmı için dalgacık dönüşümü uygulandıktan sonra, ana dalgacık fonksiyonu kaydırılarak sinyalin geri kalan kısımları dalgacık dönüşümüne tabi tutulur. Bu işlemler sinyal sonuna kadar tekrarlanır. Özetle, ölçekleme parametresi ana dalgacığı genişletip sıkıştırarak şeklini değiştirirken, öteleme parametresi zaman ekseninde kaydırarak konumunu değiştirir. Ölçekleme ve öteleme sırasında ana dalgacık enerjisi korunur. Bir ana dalgacığın başlangıçtaki enerjisi, ölçekleme ve öteleme uygulandıktan sonra da aynı kalır [47].

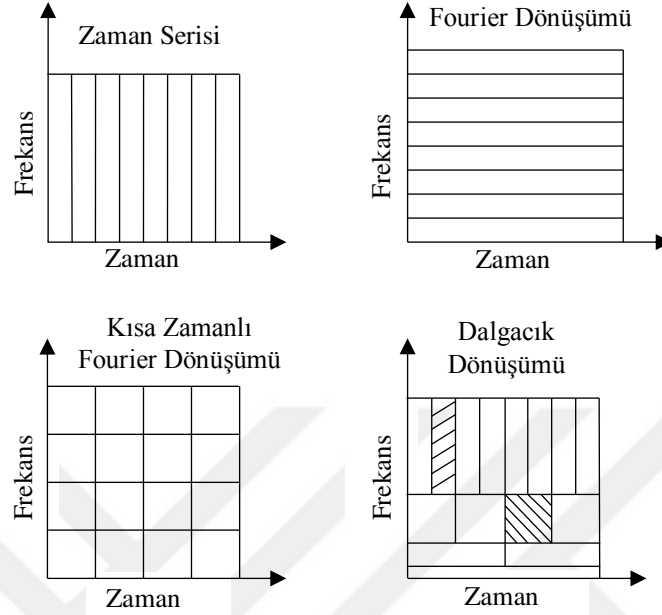
1.6.2.1.3.2. Zaman-Frekans Çözünürlükleri

Şekil 10'da Fourier dönüşümü, kısa zamanlı Fourier dönüşümü ve dalgacık dönüşümünün zaman-frekans çözünürlükleri gösterilmiştir. Fourier dönüşümü sinyalin frekans bilgisini verir, fakat bu frekansın ne zaman oluştuğu hakkında bilgi vermez. Kısa zamanlı Fourier dönüşümünde hem zaman hem de frekans çözünürlüğü sabittir. Bu, zaman penceresinin tüm frekanslar için sabit bir büyüklükte olduğunu gösterir. Kısa zamanlı Fourier dönüşümünden dalgacık dönüşümüne geçilmesinin temel nedeni, çözünürlük sorunudur. Dalgacık dönüşümünde çözünürlük ayarlanabilmektedir.

Şekil 10'daki dalgacık dönüşümüne ait grafiğe bakıldığında, her bir kutunun genişlik ve yüksekliği değiştiği halde, hepsinin alanı sabittir. Her bir kutu zaman-frekans düzleminin eşit bir bölümünü temsil eder, fakat zaman ve frekansa farklı oranlar verir.

Düşük frekanslarda, kutuların yüksekliği daha az (bu, daha iyi frekans çözünürlüğüne karşılık gelir, çünkü kesin frekans değeri ile ilgili daha az belirsizlik vardır), ancak genişlikleri daha uzundur (kesin zaman değeri ile ilgili daha fazla belirsizlik olduğu için, zayıf zaman çözünürlüğüne karşılık gelir). Daha yüksek frekanslarda kutuların genişliği

azalır, yani zaman çözünürlüğü daha iyi olur ve kutuların yükseklikleri artar, yani frekans çözünürlüğü daha kötüleşir [43, 47].



Şekil 10. Dönüşümleri zaman-frekans çözünürlüğü bakımından karşılaştırma [48].

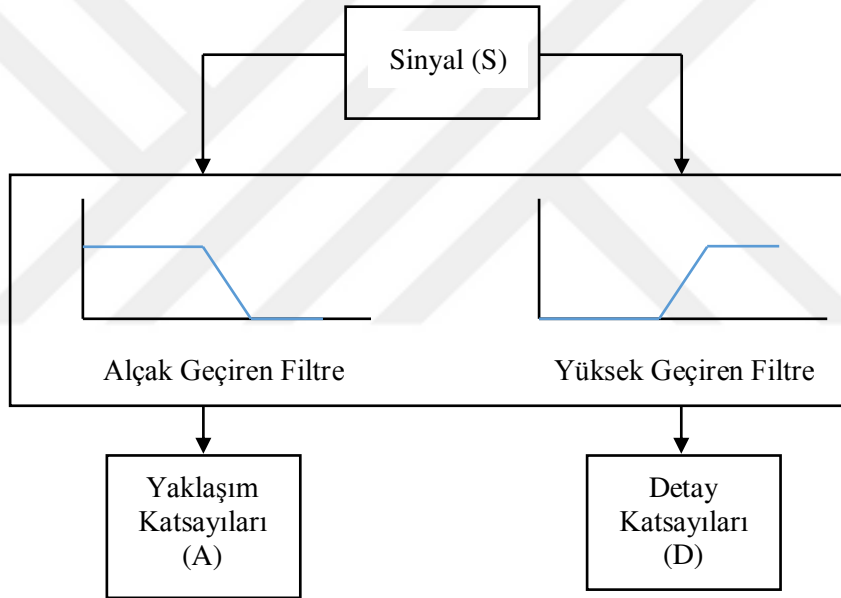
1.6.2.1.3.3. Ayrık Dalgacık Dönüşümü

SDD tüm ölçek değerlerinde dalgacık katsayılarının hesaplanmasını gerektirir. Dolayısıyla çok miktarda katsayı oluşur ve fazla zaman alır. Katsayıların sadece seçilen ölçekler ve zaman diliminde hesaplanması, hem yeterli bilgi ve hem de hesaplama süresinde önemli bir azalma sağlar. Bunun için ADD geliştirilmiştir.

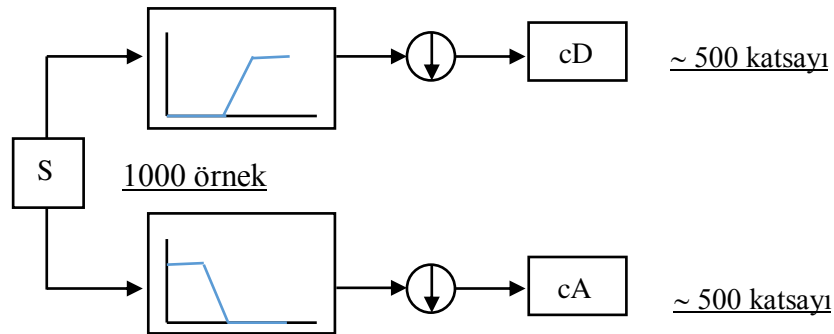
SDD, analiz penceresinin ölçeği değiştirilerek, pencerenin zaman içinde kaydırılmasıyla, sinyalle çarpılarak ve tüm zamanlarda toplanarak hesaplanır. Ayrık durumda, farklı ölçeklerdeki sinyalin analiz edilmesi için, farklı kesim frekansına sahip filtreler kullanılır. Sinyal, yüksek frekansları analiz etmek için bir dizi yüksek geçiren filtreden ve alçak frekansları analiz etmek için bir dizi alçak geçiren filtreden geçirilir. Bu işlem Çoklu Çözünürlük Analizi (ÇÇA) olarak isimlendirilir. Yani ÇÇA, sinyali farklı frekanslarda farklı çözünürlüklerle analiz eder [43].

Birçok sinyal için alçak frekanslı içerik sinyalin en önemli kısmıdır ve sinyalin kimliğini verir. Diğer taraftan yüksek frekanslı içeriklerde de belirleyici bilgiler veya ayrıntılar vardır. Bundan dolayı dalgacık analizinde genellikle yaklaşım ve detay bileşenlerinden bahsedilir. Yaklaşım bileşenleri (A), sinyalin yüksek ölçekli ve düşük frekanslı bileşenleridir. Detay bileşenleri (D) ise, düşük ölçekli ve yüksek frekanslı bileşenlerdir. Filtreleme süreci, en temel düzeyde, Şekil 11'deki gibidir.

Orijinal sinyal, S , iki tamamlayıcı filtreden geçer ve iki sinyal olarak ortaya çıkar. Eğer bu işlem gerçek bir sayısal sinyal üzerinde gerçekleştirilirse, başlangıçtakinden iki kat fazla veri ile sonuçlanır. Bu sorunu çözmek için alt örnekleme yapılır. Bu işlem basit olarak her ikinci veri noktasını atmak anlamına gelir ve Şekil 12'de gösterilmiştir.



Şekil 11. ADD'de filtreleme süreci



Şekil 12. ADD katsayıları üreten alt örnekleme [49].

Ayrık dalgacık dönüşümünü elde etmek için τ ve s parametreleri ayrıştırılır. Daubechies, $s = 2^j$ ve $\tau = 2^j k$ ile ayrıştırmanın belirli seçimler için (Daubechies dalgacıkları) ortonormal temel fonksiyonlar vereceğini göstermiştir.

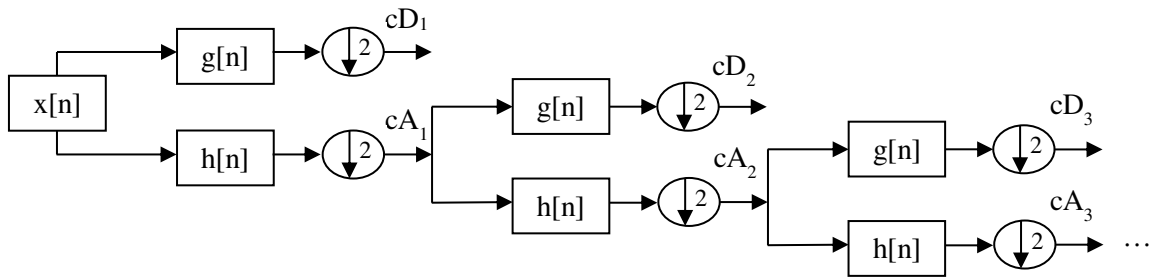
$$\psi_{(j,k)}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k) \quad (6)$$

Daha sonra Mallat alçak geçiren ve yüksek geçiren filtreler uygulayarak ve bunları 2 ile alt örnekleyerek ayrık bir sinyalin ADD'nü elde edebilmek için ÇÇA'nın kullanılabileceğini göstermiştir. Şekil 13, bu süreci göstermektedir. Bu işlemler frekans bantlarında istenilen çözünürlük elde edilinceye kadar tekrar edilir. Burada $g[n]$ ve $h[n]$ sırasıyla yüksek ve alçak geçiren filtrelerdir. c katsayıları ifade etmektedir. Bu süreç her seviyede aşağıdakileri hesaplar:

$$\begin{aligned} y_{yüksek}[k] &= \sum_n x[n] \cdot g[2k - n] \\ y_{alçak}[k] &= \sum_n x[n] \cdot h[2k - n] \end{aligned} \quad (7)$$

Burada N , $x[n]$ 'in toplam örnek sayısı olmak üzere;

$$h[N - 1 - n] = (-1)^n g[n] \quad (8)$$



Şekil 13. ÇÇA ile ADD'nün hesaplanması; $g[n]$ yüksek geçiren filtre, $h[n]$ alçak geçiren filtre [49].

1.6.2.2. İstatistiksel Özellikler

1.6.2.2.1. Aritmetik Ortalama

Her bir gözleme yönelik ölçme sonuçlarının toplanması ve gözlem sayısına bölünmesiyle elde edilir. Seriyi oluşturan gözlem değerleri $x_1, x_2, \dots, x_n$ ve aritmetik ortalama da $\bar{x}$ ile gösterilirse;

$$\bar{x} = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (9)$$

olarak hesaplanır. Bütün örnekler kullanılarak hesaplandığı için en duyarlı ortalama çeşididir ve serideki aşırı değerlerden doğrudan etkilenir.

1.6.2.2.2. Standart Sapma

Bir seriyi oluşturan gözlem değerlerinin aritmetik ortalamadan farklarının karelerinin toplamının, serideki gözlem sayısının bir eksiğine bölümünün karekökünün alınması ile elde edilir. Standart sapma, ortalamaya bağlı olarak hesaplanan bir istatistiktir. Bir veri kümesindeki örneklerin ortalama etrafında ne kadar saçıldığını gösterir.

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad (10)$$

Burada s , standart sapmayı göstermektedir [50].

1.6.3. Sınıflandırma Yöntemleri

Sinyal işlemenin son aşaması sınıflandırmadır. Bilinmeyen bir sinyali tanıyabilmek için öznitelik çıkarma ve gerekli görüldüğünde öznitelik seçme işlemlerinin ardından sınıflandırma işlemi yapılır. Sınıflandırma işlemi, sistemin problemi öğrenmesi ve öğrenilen

çözüm yolunun başka bir probleme uygulanması işlemlerinden oluşur. Bu bölümde yapılan tez kapsamında kullanılan sınıflandırma teknikleri hakkında bilgi verilecektir. Yapılan tez çalışmasında Yapay Sinir Ağları (YSA), Naive Bayes (NB), K-En Yakın Komşu (KNN), Karar Ağaçları (KA) ve Destek Vektör Makineleri (DVM) algoritmaları kullanılmıştır.

1.6.3.1. Yapay Sinir Ağları

Beyin oldukça karmaşık, doğrusal olmayan ve paralel bir bilgisayardır (bilgi işlem sistemi). Günümüzdeki en hızlı sayısal bilgisayarlardan çok daha hızlı bir şekilde, belirli hesaplamaları (örneğin, örüntü tanıma, algılama ve motor kontrolü gibi) gerçekleştirmek amacıyla, nöron (sinir hücreleri) olarak bilinen yapısal bileşenlerini düzenleme yeteneğine sahiptir. Beyin, algısal tanıma görevlerini (örneğin, bilinmeyen bir sahneye yerleştirilen bilinen bir yüzü tanımak) yaklaşık 100-200 ms'de rutin olarak yerine getirirken, çok daha az karmaşıklık gerektiren görevler, güçlü bir bilgisayarda çok daha uzun zaman alır.

YSA, insan beyninin çalışma yapısından esinlenerek geliştirilen matematiksel bir modeldir. İyi bir performans elde etmek için, sinir ağları, “nöronlar” veya “işlem elemanları” olarak adlandırılan basit hesaplama hücrelerinden oluşur. Bu hücreler birbirlerine hiyerarşik olarak bağlıdır ve paralel olarak çalışır. Bir sinir ağı beyne iki açıdan benzer:

1. Ağ, bilgiyi ortamdan öğrenme yolu ile elde eder.
2. Sinaptik ağırlıklar olarak bilinen sinirler arası bağlantı ağırlıkları, toplanan bilgiyi saklamak için kullanılır.

Öğrenme işlemini gerçekleştirmek için kullanılan yöntem öğrenme algoritması olarak adlandırılır ve bu fonksiyon, istenen tasarım hedefine ulaşmak için ağı sinaptik ağırlıklarını düzenli bir şekilde değiştirir. Sinaptik ağırlıkların değişmesi belirli kurallara göre yapılır.

Bir sinir ağının çalışması için temel olan bilgi işlem birimi sinir hücresidir ve blok diyagramı Şekil 14'te gösterildiği gibidir. Her hücrenin üç temel elemanı vardır:

1. Bağlantı Ağırlıkları: Dış ortamdan sinir hücresine gelen bilgi, ağırlıklar üzerinden hücreye bağlanır ve bu ağırlıklar ilgili girişin hücre üzerindeki etkisini gösterir. w_{k1} , x_1 'in hücre üzerindeki etkisini göstermektedir. Bir hücrenin sinaptik ağırlığı, negatif ve pozitif değerleri içeren bir aralıkta bulunabilir. Ağırlık değerinin sıfır olması herhangi bir etkinin olmadığını gösterir.

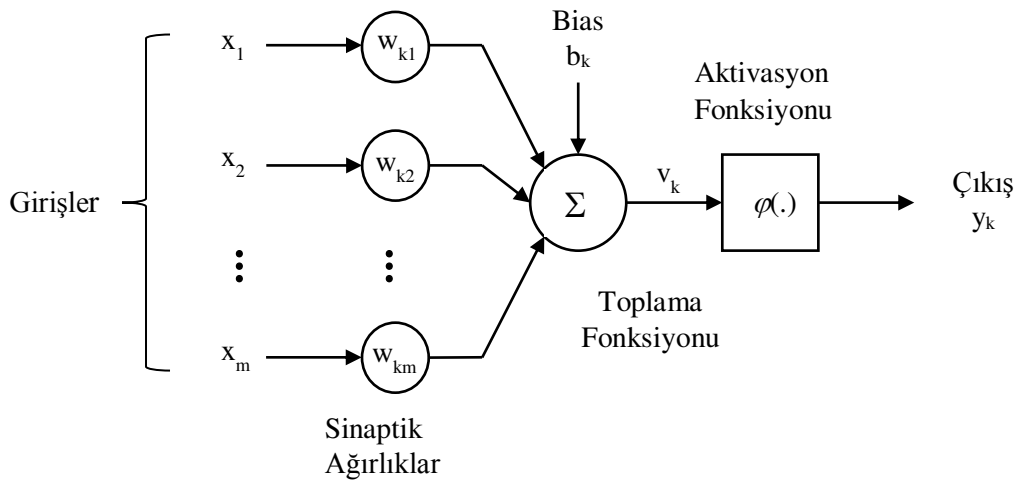
2. Toplama Fonksiyonu: Hücreye gelen net girişi hesaplar. Bunun için girişler ile bu girişlerin ağırlıkları çarpılarak toplanır. Böylece ağı gelen net giriş hesaplanmış olur.
3. Aktivasyon Fonksiyonu: Hücrenin çıkışının izin verilen genlik aralığında sınırlandırılmasını sağlar. Yani hücreye gelen net girişi işler ve hücrenin bu girişe karşılık üreteceği çıkışı belirler. Tipik olarak, bir sinir hücresinin çıkışının normalleştirilmiş genlik aralığı kapalı birim aralığı $[0,1]$ veya bunun yerine $[-1,1]$ olarak yazılır. Aktivasyon fonksiyonu genelde doğrusal olmayan bir fonksiyondur.

Şekil 14'te gösterilen sinir hücresi modeli ayrıca, b_k ile gösterilen harici olarak uygulanan bir eşik değerini (bias) de içerir. b_k eşiği, sırasıyla pozitif veya negatif olmasına bağlı olarak, aktivasyon fonksiyonunun net girişi artırma veya azaltma etkisine sahiptir. Yani biasta kastedilen şey, skaler bir değerle toplamaktır. Bunun da amacı aktivasyon fonksiyonunun çıktı uzayını kaydırabilmektir.

Şekil 14'te gösterilen k sinir hücresinin matematiksel modeli şu şekildedir:

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j \quad (11)$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k) \quad (12)$$



Şekil 14. Yapay sinir hücresinin yapısı

Burada $x_1, x_2, \dots, x_m$ girişler; $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$, k hücresinin sinaptik ağırlıkları; Şekil 14'te gösterilmeyen u_k girişlerden ileri gelen doğrusal birleştirici çıkışı; b_k eşik değeri; $\varphi(\cdot)$ aktivasyon fonksiyonu ve y_k çıkıştır. Eşik değeri b_k 'nın kullanımı, Şekil 14'teki modelde doğrusal birleştiricinin u_k çıkışına bir afin dönüşümünün uygulanması etkisine sahiptir.

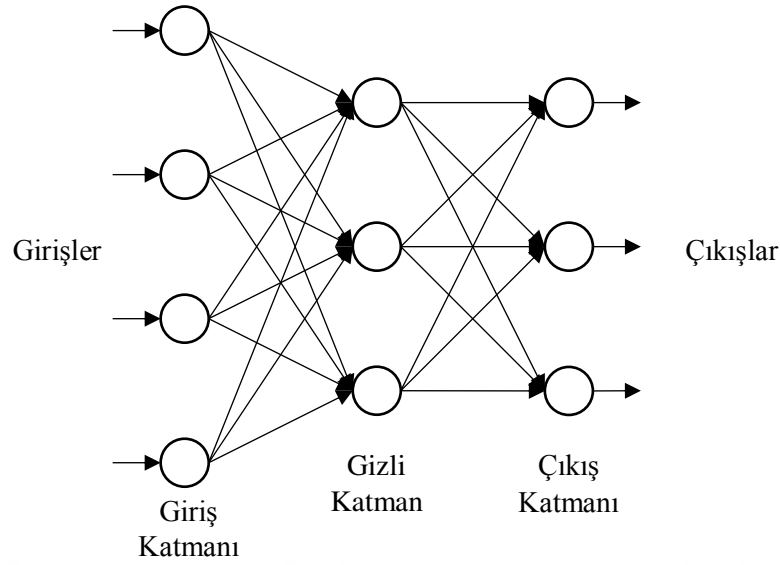
$$v_k = u_k + b_k \quad (13)$$

Sinir hücresinin girişe karşı üreteceği çıkışı belirleyen aktivasyon fonksiyonu, problemin yapısına uygun olacak şekilde belirlenir. Bu fonksiyonlardan bazıları step fonksiyonu, eşik değer fonksiyonu, sigmoid fonksiyonu veya hiperbolik tanjant fonksiyonudur. Günümüzde çok yaygın olarak kullanılan sigmoid fonksiyonu (14) eşitliği ile tanımlanmaktadır [51].

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + e^{-v}} \quad (14)$$

Sigmoid, sürekli ve türevi alınabilen bir fonksiyondur ve giriş değerlerinin her biri için 0 ile 1 arasında bir değer üretir.

Yapay sinir ağı, yapay sinir hücrelerinin bir araya gelmesiyle oluşur. Günümüzde en yaygın olarak kullanılan ağ mimarisi Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA) modelidir. Temel olarak hücreler giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanı olmak üzere üç katman halinde ve her katman içinde paralel olacak şekilde bir araya gelerek yapay sinir ağını oluştururlar. Giriş katmanı, dışarıdan gelen bilgileri alır ve gizli katmana transfer eder. Gizli katman, giriş katmanından gelen bilgileri işleyerek çıkış katmanına aktarır. Bir ağda birden fazla gizli katman bulunabilir. Çıkış katmanı, gizli katmandan gelen bilgileri işleyerek uygun karar değerini üretir ve üretilen çıkış tekrar dışarıya gönderilir. Bu şekilde çok katmanlı bir YSA modeli oluşturulur. Gizli katmanı olmayan YSA'na tek katmanlı (perseptron) ağ denir. Tek katmanlı yapay sinir ağı, giriş ve çıkışları olan, çıkış katmanında nöronları olan bir yapıdır. Çıkış sayısı kadar nöron vardır. Tek katmanlı ağlar doğrusal olan işlemler için kullanılırken, çok katmanlı ağlar doğrusal olmayan problemlerin çözümünde de kullanılmaktadır. Burada, ağın doğru eğitilmesi, ağ kalitesini artırır. Şekil 15'te bir gizli katmana sahip dört girişli-üç çıkışlı üç katmanlı bir YSA görülmektedir [52].



Şekil 15. Çok katmanlı YSA yapısı [42].

Yapay sinir ağlarında ağırlık değerlerinin belirlenmesine ağıın eğitilmesi denir. Başlangıçta bu değerler rastgele olarak seçilir. Ağ, kendisine gösterilen örneklere göre bu ağırlık değerlerini değiştirir ve en doğru ağırlık değerlerine ulaştığında genelleme yapabilme ve karar verebilme seviyesine ulaşır. Buna ağıın öğrenmesi denir. Öğrenme süreci, arzu edilen amaca ulaşmak için ağırlık değerlerinin yenilenmesini sağlayan öğrenme kurallarını içerir. YSA’nda kullanılan üç tane öğrenme stratejisi vardır. Bunlar; öğretmenli öğrenme, öğretmensiz öğrenme ve destekleyici öğrenmedir.

Öğretmenli öğrenmede, eğitim sırasında ilgili örnekler sisteme Girdi/Çıktı seti olarak verilir. Yani her bir girdi örneği için, o girdi karşılığında oluşan çıktı sisteme gösterilir. Sistem ağırlık değerlerini günceller, değiştirir ve genelleme yaparak bir çözüm uzayı üretir. Gözetimli öğrenme algoritmalarına örnek olarak Delta Öğrenme Kuralı, Genelleştirilmiş Delta Öğrenme Kuralı, Geri Yayılımlı Öğrenme Kuralı verilebilir. ÇKA’nın öğrenme kuralı en küçük kareler yöntemine dayalı genelleştirilmiş delta kuralıdır. Bu kural iki aşamadan oluşur:

- İleri doğru hesaplama: Girdiler ağına verilir ve bu girdilere karşılık gelen çıktılar üretilir.
- Geriye doğru hesaplama: Ağıın ürettiği çıktı ile beklenen çıktı karşılaştırılarak bir hata sinyali üretilir. Aradaki hata geriye doğru dağıtılarak ağırlık değerleri güncellenir. Amaç bu hatanın en aza indirilmesidir.

Şekil 16'da gösterilen bir sinir hücresinden elde edilen çıktı değeri y_j ve beklenen çıktı d_j olmak üzere, j nöronu için oluşan hata e_j eşitlik (15) ile hesaplanabilir:

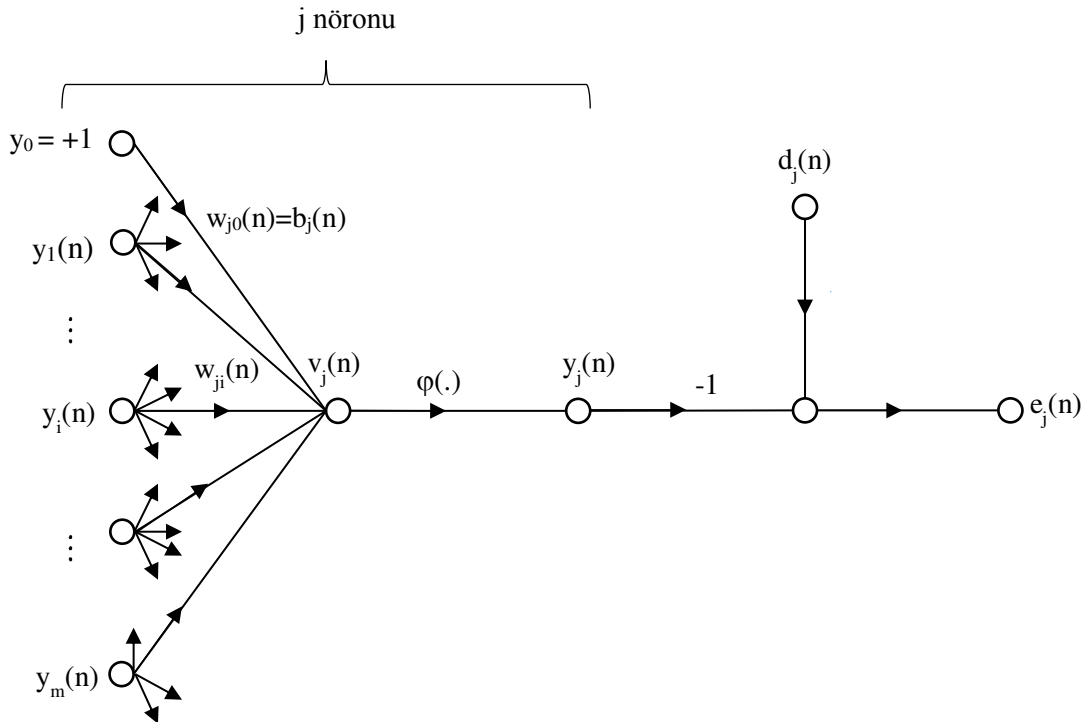
$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (15)$$

Bu, bir nöron için oluşan hata sinyalidir. Çıktı katmanını için oluşan toplam hatayı bulmak için bütün hata sinyalleri toplanır. Bu işlem, bazı hata değerleri negatif olabileceği için, en küçük kareler yöntemine göre yapılır.

$$E_j(n) = \frac{1}{2} e_j^2(n) \quad (16)$$

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_j e_j^2(n) \quad (17)$$

Burada eşitlik (16) j nöronunun ve eşitlik (17) bütün ağın hata sinyalini vermektedir.



Şekil 16. Çıkış nöronu j 'nin sinyal-akış şeması

Toplam hatayı en aza indirmek için, bu hatanın kendisine neden olan nöronlara dağıtılması gerekir. Bu, ağırlık değerlerini değiştirmek demektir. Bu ise, geriye doğru türev olarak farkın bulunması ve bulunan fark değerinin öğrenme oranı ile çarpılmasının ardından çıkan sonucun ağırlık değerlerinden çıkarılarak, yeni ağırlıkların hesaplanması ile yapılmaktadır.

Geri yayılım algoritması, i nöronunu j nöronuna bağlayan $w_{ji}(n)$ sinaptik ağırlığına $\Delta w_{ji}(n)$ düzeltmesi uygular. $w_{ji}(n)$ 'e uygulanan $\Delta w_{ji}(n)$ düzeltmesi delta kuralı ile eşitlik (18)'deki gibi tanımlanır.

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (18)$$

Burada η geri yayılım algoritmasının öğrenme oranıdır ve ağırlıkların değişim miktarı ile ilgili bir katsayıdır. Eşitlik (18)'deki eksi işaretinin kullanılması ağırlık uzayındaki dereceli azalmayı ifade eder. Eşitlik (18) benzer şekilde

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \delta_j(n) y_i(n) \quad (19)$$

olarak da ifade edilebilir. $\delta_j(n)$ yerel azalmadır ve aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$\delta_j(n) = \frac{\partial E(n)}{\partial v_j(n)}$$

$$\delta_j(n) = e_j(n) \varphi'(v_j(n)) \quad (20)$$

Yerel azalma ağırlıklarda gerekli değişikliklere işaret eder. Eşitlik (20)'ye göre çıkış nöronu j için yerel azalma $\delta_j(n)$, bu nöron için karşılık gelen hata sinyali $e_j(n)$ ve ilgili aktivasyon fonksiyonunun türevinin $\varphi'(v_j(n))$ çarpımına eşittir.

Öğrenme oranı η çok küçük seçilirse, istenilen noktaya çok uzun sürede erişilir ve dolayısıyla öğrenme yavaş olur. Öte yandan öğrenmeyi hızlandırmak için öğrenme oranı çok büyük seçilirse, ağ kararsız hale gelir ve salınım yapar. Kararsızlık probleminden kaçınırken

öğrenme oranını arttırmanın basit bir yolu, (19) eşitliği ile verilen delta kuralına eşitlik (21)'deki gibi bir momentum terimi eklemektir. Eşitlik (21)'de genelleştirilmiş delta kuralı denir.

$$\Delta w_{ji}(n) = \alpha \Delta w_{ji}(n-1) + \eta \delta_j(n) y_i(n) \quad (21)$$

Burada α , momentum katsayısı olarak adlandırılan genellikle pozitif bir sayıdır ve ağıın öğrenmesi esnasında yerel bir optimum noktaya takılıp kalmaması için ağırlık değişim değeri olan $\Delta w_{ji}(n)$ 'in belirli bir oranda bir sonraki değişime eklenmesini sağlar [51, 52].

Öğretmensiz öğrenmede sistemin öğrenme sürecini denetleyecek herhangi bir öğretmen yoktur. Ağa öğrenme sırasında sadece girdiler verilir, herhangi bir beklenen çıktı bilgisi verilmez. Yani, ağ tarafından öğrenilecek fonksiyonun etiketlenmiş örnekleri yoktur. Sistem girişte verilen bilgilere göre, örneklerdeki parametreler arasındaki ilişkileri kendi kendine öğrenir. Sistemin öğrenmesi bittikten sonra çıktıların ne anlama geldiğini gösteren etiketlendirme işlemi kullanıcı tarafından yapılır.

Destekleyici öğrenme, öğretmenli öğrenmenin farklı bir türüdür. Her girdi örneği için beklenen çıktıyı ağa göstermek yerine, ağın girdi değerlerine göre çıktı değerlerinin doğru veya yanlış olduğunu gösteren bir bilgi verilir. Bu bilgiye göre ağ kendini yeniden düzenler [51].

1.6.3.2. K-En Yakın Komşu Kuralı

K-En yakın komşu (KNN) kuralı, bilinmeyen bir örneğin sınıfının, daha önceden sınıflandırılmış bir dizi örneğin K tanesine yakınlığına bakılarak belirlendiği bir sınıflandırma yöntemidir [53]. Bu kural örnek tanıma, metin sınıflandırma, nesne tanıma gibi uygulamalarda yaygın olarak kullanılan basit ve etkili bir algoritmadır. Gerçekleştirmesinin kolay olması temel avantajıdır. Fakat yüksek miktarda bellek gereksinimi, veri seti ve öznitelik boyutu arttıkça hesaplama karmaşıklığının da artması gibi bazı dezavantajlara da sahiptir [54].

Algoritmanın en basit versiyonu En Yakın Komşu (NN) Kuralı olarak bilinen K=1 örneğin yakınlığına bakılarak yapılan sınıflandırmadır. Bir başka ifadeyle öznitelik vektörü x , onun en yakın komşusunun sınıfına dahil edilir [55]. K değerinin uygun seçilmesi, bu

algoritma açısından önemlidir. K değeri, yakınlığına bakılacak eleman sayısını belirler. Örneğin K=3 alınırsa, en yakındaki üç komşuya bakılır. Eğer K değeri çok büyük seçilirse, farklı sınıflara ait örnekler aynı sınıfa dahil edilebilir. K değerinin çok küçük seçildiği diğer bir durumda ise, tam tersi şekilde aynı sınıfta bulunması gereken örnekler farklı sınıflara yerleştirilebilir. K parametresini seçmek için kullanılan birçok yöntem geliştirilmiştir. Ancak bunların en yaygını, veri setini çeşitli K değerleri ile deneyerek en başarılı olan değerin seçilmesidir. Bu işlem ise zaman kaybına neden olmaktadır [56]. Eğitim örneklerinin sayısının yeteri kadar büyük olması şartıyla, bu basit kural iyi bir performans sergiler [55].

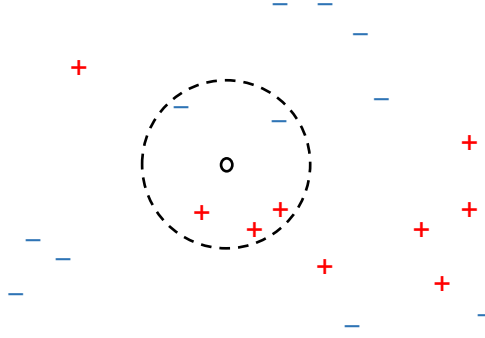
Özniteliklerin sayısı iki olduğu durumda, KNN sınıflandırıcısının çalışma mantığını daha iyi anlamak için iki boyutlu uzayda şematik olarak göstermek iyi olacaktır. Birinci öznitelik x ekseninde ve ikinci öznitelik y ekseninde gösterilebilir. Gerçek dünya veri madenciliği uygulamalarında, özniteliklerin sayısı elbette önemli ölçüde daha büyük olabilir. Yani boyut sınırı yoktur. Şekil 17’de iki veri sınıfının (pozitif, negatif) örneklerini içeren iki özniteliğe sahip olan veri kayıtları görülmektedir. K=5 alındığında yeni eklenen daire verisinin etrafındaki en yakın beş komşu bulunur. Üç değer pozitif (+) ve iki değer negatif (-) ile etiketlenir. Böylece sınıflandırıcı bilinmeyen örneği çoğunluk oyu ile pozitif olarak sınıflandırır [53].

Mesafe hesabında Öklid, Mahalanobis, Manhattan, Chebyshev mesafesi dahil olmak üzere, çeşitli mesafe hesaplama yöntemleri kullanılabilir. Ancak en popüler olanı Şekil 18’de gösterilen Öklid mesafesidir. Koordinatları (a_1, a_2) ve (b_1, b_2) olan iki nokta arasındaki Öklid mesafesi

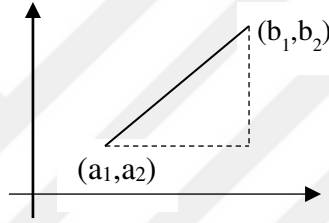
$$\sqrt{(a_1 - b_1)^2 + (a_2 - b_2)^2} \quad (22)$$

ile hesaplanır. Eşitlik (22) genelleştirilecek olursa eşitlik (23) elde edilir [45].

$$\sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2} \quad (23)$$



Şekil 17. KNN algoritmasına ait eğitim verilerinin iki boyutlu gösterimi ve örnek bir sınıflandırma (K=5 alınmıştır.)



Şekil 18. Öklid mesafesi örneği

1.6.3.3. Karar Ağaçları

Karar ağaçları yöntemi, sınıfları bilinen örnek veriden tümevarım mantığıyla öğrenilen bir karar yapısı metodudur. Olayların sonuçlarını bir ağacın yaprakları gibi göstermeyi sağlar. Kolay anlaşılabilen kurallar oluşturması, hem kategorik hem de sayısal veri ile çalışma imkanı sağlaması sayesinde çok yaygın olarak kullanılır [57].

Karar ağacı üç temel parçadan oluşur. Bunlar; kök düğüm, iç düğüm ve yaprak düğümlerdir. İlk düğüme kök düğüm denir. Çıktıları bir başka düğüm tarafından girdi olarak alınan düğümlere iç düğüm, çıktıları bir başka düğüme girdi olmayan düğümlere yaprak düğüm denir. Karar ağacının iç düğümleri öznitelikler üzerinde gerçekleştirilen testleri, dallar test sonuçlarını ve her bir yaprak düğüm sınıf etiketini temsil eder [58].

Karar ağacı öğrenmesi sırasında, öğrenilen bilginin bir ağaç üzerinde modeli kurulur. Bu ağacın bütün iç düğümleri bir girdiyi ifade eder. Kök düğümde, ağacın dengeli bir şekilde dallanması ve sınıflandırma algoritmasının verimli olması için öznitelikler içinde en ayırt edici nitelik seçilir. Kök düğüm için kullanılan algoritma iç düğümlere de uygulanır [59]. En

ayırt edici nitelik seçilirken bilgi kazancı, kazanç oranı, ki-kare istatistiği, Gini indeksi, Towing kuralı gibi ölçütler kullanılabilir [60].

Tablo 3'te karar ağaçları yöntemini açıklamak için her gün hava şartlarına göre oynayıp oynamayacağına karar veren bir golfçü örneği, Şekil 19'da buna ait bir karar ağacı verilmiştir.

Şekil 19'daki karar ağacına bakıldığında golf oynanıp oynamama durumunun ilk önce hava durumuna göre sınıflandırıldığı, bunun üzerine diğer basamakların ortaya çıktığı görülmektedir. Yani bu örnekteki kök düğüm hava durumudur. Karar ağacı oluştururken uygun düğümden başlanmazsa ağacın içerisindeki düğümlerin ve yaprakların sayısı çok fazla olur. Ağaç yapısı ne kadar kısa olursa, çıkarılacak sonuç o kadar basit olur [53].

ID3 ve C4.5 algoritmalarında en ayırt edici özellik belirlenirken, bilgi kazancı ölçümünde entropi değeri kullanılır. Entropi bir sistemdeki belirsizliğin ölçütüdür. Eğer K tane sınıf varsa, $i=1$ 'den K 'ye olmak üzere, i sınıflandırmalı örneklerin oranı p_i değeri ile gösterilebilir. p_i değeri i sınıfının gerçekleşme sayısıdır. Bu değer 0 ile 1 arasında bir sayıdır. Kullanılan örnek veri kümesi için bu değer golf oynanıp oynamama durumudur.

Eğitim setinin entropisi E ile gösterilir. Bilgi "bit" olarak ölçülür ve (24) eşitliği ile tanımlanır.

$$E = \text{Info}(D) = -\sum_{i=1}^K p_i \log_2 p_i \quad (p_i \neq 0) \quad (24)$$

Her özellik için bilgi değeri (25) eşitliği ile hesaplanır.

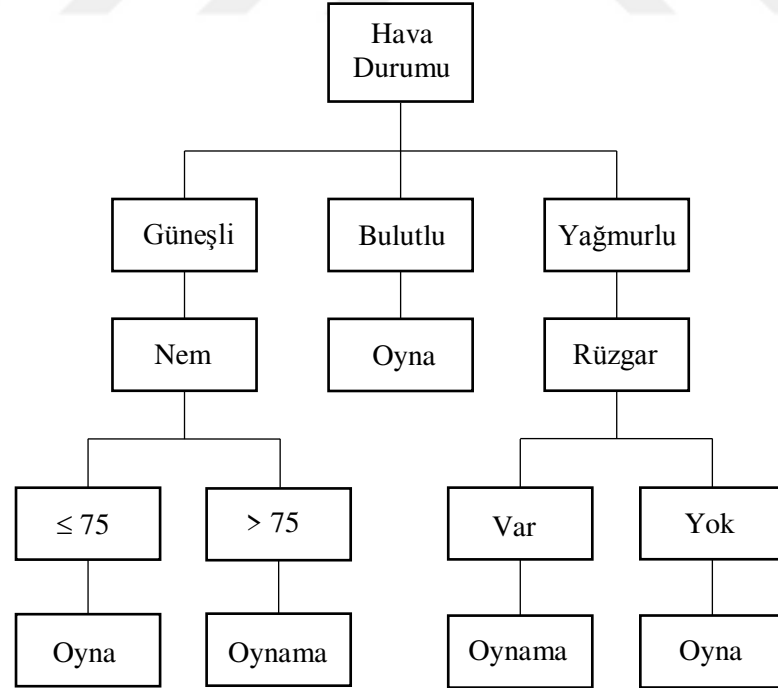
$$\text{Info}_A(D) = \sum_{j=1}^v \frac{|D_j|}{|D|} \cdot \text{Info}(D_j) \quad (25)$$

Son olarak da her bir özelliğin kazancı (26) eşitliği ile hesaplanır. Kazancı en büyük olan özellik seçilerek ağaç oluşturulmaya başlanır. Bu durum her basamak için tekrarlanır.

$$\text{Kazanç}(A) = \text{Info}(D) - \text{Info}_A(D) \quad (26)$$

Tablo 3. Golf örneği verileri

Hava Durumu	Sıcaklık (°F)	Nem (%)	Rüzgar	Sınıf
Güneşli	75	70	Var	Oyna
Güneşli	80	90	Var	Oynama
Güneşli	85	85	Yok	Oynama
Güneşli	72	95	Yok	Oynama
Güneşli	69	70	Yok	Oyna
Bulutlu	72	90	Var	Oyna
Bulutlu	83	78	Yok	Oyna
Bulutlu	64	65	Var	Oyna
Bulutlu	81	75	Yok	Oyna
Yağmurlu	71	80	Var	Oynama
Yağmurlu	65	70	Var	Oynama
Yağmurlu	75	80	Yok	Oyna
Yağmurlu	68	80	Yok	Oyna
Yağmurlu	70	96	Yok	Oyna



Şekil 19. Golf örneğinin karar ağacı [53].

Sınıflandırmada ID3, C4.5, J48, Sınıflandırma ve Karar ağaçları (CART), Lojistik Model Ağacı (LMT), Rastgele Orman (RO) vb. gibi çeşitli karar ağacı algoritmaları kullanılır [61, 62]. Bu çalışma kapsamında kullanılan karar ağacı yöntemleri aşağıda kısaca tanıtılmıştır.

1.6.3.3.1. J48 Algoritması

C4.5 algoritması makine öğrenmesinin önemli tekniklerinden biridir ve ID3 ağacının geliştirilmiş halidir. ID3'ün amacı ağaçtaki verileri sürekli olarak mümkün olan en büyük iki parçaya bölmek ve böylece ağacın derinliğini azaltmaktır. ID3 sadece nominal (sırasız) girdiler ile kullanılmak üzere tasarlanmıştır. C4.5 ağacının ID3 ağacından en büyük farkı normalizasyon ve budama işlemleri kullanıyor olmasıdır. ID3 ağacı üzerinde entropi hesabı yapılır ve bu değere göre karar noktaları belirlenir. C4.5 ağacında ise entropi değerleri birer oran olarak tutulur [61]. J48 karar ağacı algoritması ise C4.5'in Weka'daki java uygulamasıdır.

1.6.3.3.2. Hoeffding Ağacı Algoritması

Her bir örneği en çok bir kez okuyarak ve uygun bir zaman aralığında işleyerek, büyük veri setlerinde etkin bir biçimde çalışan bir karar ağacı sınıflandırıcısıdır. Bunun yanı sıra, Hoeffding ağacı algoritması, ID3, C4.5 ve SLIQ gibi geleneksel karar ağacı algoritmalarının depolama problemlerini ortadan kaldırmakta, oldukça karmaşık karar ağaçlarının bile kabul edilebilir bir hesaplama maliyeti ile oluşturulmasını olanaklı kılmaktadır [63]. Hoeffding ağacı, karar ağacının oluşturulması ve analizi için Hoeffding sınırı adı verilen istatistiksel değeri kullanır. Hoeffding sınırları, belirli bir güven seviyesine ulaşmak için her düğümde tam olarak kaç tane örneğin gerekli olduğunu belirlemek için kullanılır. Bir Hoeffding ağacı, parçalanmış düğümlerin zaman içinde değişmediği varsayımıyla büyük veri akışlarından öğrenme yapabilir [64].

1.6.3.3.3. Lojistik Model Ağacı Algoritması

Doğrusal lojistik regresyon ve ağaç tümevarım yöntemleri, sınıflandırma için iki yaygın tekniktir. Genel olarak bu iki yöntemin birbirinden daha üstün olmadığı söylenebilir. Bu yöntemlerin göreceli performansları veri kümesinin boyutuna ve özelliklerine (örneğin sinyal-gürültü oranı) bağlıdır [65]. Sayısal nicelikleri tahmin etmek için, bu iki tekniği “model ağaçları” şeklinde birleştiren çalışmalar yapılmıştır. Bir lojistik model ağacı (LMT), yapraklarda lojistik regresyon fonksiyonlarına sahip standart bir karar ağacından oluşur. LMT sayısal öznitelikler üzerinde ikili bölmeler, nominal öznitelikler üzerinde çoklu bölmeler ve yapraklarda lojistik regresyon modelleri içeren tek bir ağaç üretir. Budama için CART algoritmasını kullanır. Yapılan deneylerde gerçek dünyadaki veri setlerinde C4.5 gibi standart karar ağaçlarından ve bağımsız lojistik regresyondan daha doğru sonuç verdiği gösterilmiştir. Standart bir karar ağacını yorumlamak kadar kolay değildir, ancak birden çok ağaçtan oluşan bir sistemden daha anlaşılırdır. Bu algoritma diğer ağaç algoritmalarına göre önemli ölçüde yavaştır [66].

1.6.3.3.4. Rastgele Orman Algoritması

Son zamanlarda birçok sınıflandırıcı üreten ve bunların sonuçlarını bir araya getiren yöntemler olan “topluluk öğrenmesi” üzerine çok fazla ilgi vardır. Sınıflandırma ağaçlarının hızlandırılması (boosting) (Shapire ve ark., 1998) ve torbalanması (bagging) (Breiman, 1996) iyi bilinen iki metottur. Hızlandırmada, ardışık ağaçlar, önceki tahmin edicilerin yanlış tahmin ettiği noktalara ekstra ağırlık verir. Başlangıçta bütün ağırlıklar birbirine eşittir. Sonuçta, tahmin için ağırlıklı oylama yapılır. Torbalamada, ardışık ağaçlar önceki ağaçlara bağlı değildir. Her biri bağımsız olarak veri kümesinin bir bootstrap (ön yükleme) örneği kullanılarak yapılır. Sonuçta, tahmin için basit bir çoğunluk oyu alınır.

Breiman 2001’de, torbalama için ek bir rastgelelik özelliği ekleyen rastgele ormanlar önermiştir. Birçok karar ağacı kullanılarak sınıflandırma başarı oranının yükseltilmesini hedefleyen bir algoritmadır. Verilerin farklı bir önyükleme örneğini kullanarak her bir ağacın oluşturulmasına ek olarak, rastgele ormanlar, sınıflandırma veya regresyon ağaçlarının nasıl düzenlendiğini değiştirir. Standart ağaçlarda, her düğüm tüm değişkenler arasında en ayırt edici özellik kullanılarak bölünür. Rastgele bir ormanda, her düğüm, o düğümde rastgele seçilen bir tahmin edici alt kümesi arasından en iyisi kullanılarak bölünür.

Bu biraz aykırı strateji, diskriminant analizi, destek vektör makineleri ve sinir ağları dahil olmak üzere diğer pek çok sınıflandırıcıya göre çok iyi performans ve aşırı öğrenmeye karşı direnç göstermektedir. Ayrıca, sadece iki parametreye sahip olması (her düğümdeki rastgele alt kümedeki değişken sayısı ve ormandaki ağaç sayısı) ve genellikle değerlerine çok duyarlı olmaması açısından oldukça kullanıcı dostudur.

Rastgele Orman (RO) algoritması (hem sınıflandırma hem de regresyon için) aşağıdaki gibidir:

1. Orijinal verilerden n ön yükleme örnekleri oluşturulur. Bu veri setinin $2/3$ 'ü ön yükleme örnekleri (torbanın içi) ve geriye kalan $1/3$ 'lük kısmı test verisi (torbanın dışı (OOB)) olarak kullanılır.
2. Ön yükleme örneklerinin her biri için, aşağıdaki değişikliklerle, budanmamış bir sınıflandırma veya regresyon ağacı oluşturulur: Her bir düğümde, tüm tahmin ediciler arasında en iyi bölünmeyi seçmek yerine, p tane tahmin edici değişkenden rasgele olarak m tane tahmin edici seçilir. Bu değişkenler arasından bilgi kazancı en yüksek olan ile bölünme gerçekleşir.
3. n tane ağacın tahminleri birleştirilerek yeni veriler tahmin edilir (örneğin sınıflandırma için çoğunluk oyu, regresyon için ortalama).

Eğitim verilerine dayanarak, aşağıdaki gibi hata oranı tahmini elde edilebilir:

1. Her bir ön yükleme iterasyonunda, ön yükleme örneği ile büyüyen ağacı kullanarak ön yükleme örneğinde olmayan verilerle (Breiman'ın "torbanın dışı" veya OOB, test verisi olarak adlandırdığı) değerlendirme yapılır.
2. OOB tahminleri birleştirilir. Hata oranı hesaplanır ve hata oranının OOB tahmini olarak isimlendirilir [67].

1.6.3.4. Naive Bayes Sınıflandırıcı

Naive Bayes (NB) yöntemi, temeli Bayes Teoremine dayanan, veri kümeleri arasında bağımsızlık durumunun varsayıldığı bir denetimli öğrenme algoritmasıdır. Mevcut sınıflanmış durumdaki örnek verileri kullanarak yeni bir verinin mevcut sınıflardan herhangi birine ait olma olasılığını hesaplayan bir yaklaşımdır. Bu sınıflandırıcıda nitelikler birbirinden bağımsız olarak kabul edilir. Örneklerin hepsi aynı derecede öneme sahiptir. Bir özelliğin değeri başka bir özellik değeri hakkında bilgi içermez [68].

c sınıf değişkeni olmak üzere, hangi sınıfa ait olduğu bilinmeyen yeni bir x örneği sınıflandırılmak istendiğinde, (27) numaralı eşitlik kullanılarak, örneğin her sınıf için, o sınıfa ait olma olasılığı hesaplanır. Bu değerler içerisinde en yüksek olasılığa sahip olan sınıf örneğin ait olduğu sınıf olarak kabul edilir.

$$P(c|x) = \frac{P(x|c) \times P(c)}{P(x)} \quad (27)$$

$P(c|x)$: x olayı gerçekleştiğinde c olayının gerçekleşme olasılığı

$P(x|c)$: c olayı gerçekleştiğinde x olayının gerçekleşme olasılığı

$P(c), P(x)$: c ve x olaylarının önsel olasılıkları

Her bir x örneğinin aynı derecede öneme sahip olması sebebiyle $P(x)$ değeri her örnek veri için aynıdır. Bu durumda (27) nolu eşitlik, (28) nolu eşitlik biçimine sadeleştirilebilir.

$$P(c|x) = P(x_1|c) \times P(x_2|c) \times \dots \times P(x_n|c) \times P(c) \quad (28)$$

Her bir sınıf için (28) nolu eşitlik uygulanıp olasılıklar hesaplandıktan sonra örneğin ait olduğu sınıf bulunur [69].

Görünürde aşırı basitleştirilmiş varsayımlarına rağmen, Naive Bayes sınıflayıcıları mükemmel metin sınıflandırması ve spam filtreleme gibi birçok gerçek dünya şartlarında oldukça iyi çalışır. Gerekli parametreleri tahmin etmek için küçük miktarda eğitim verisi gerektirirler. Eğitim ve değerlendirme işlemi çok hızlıdır [68].

1.6.3.5. Destek Vektör Makineleri

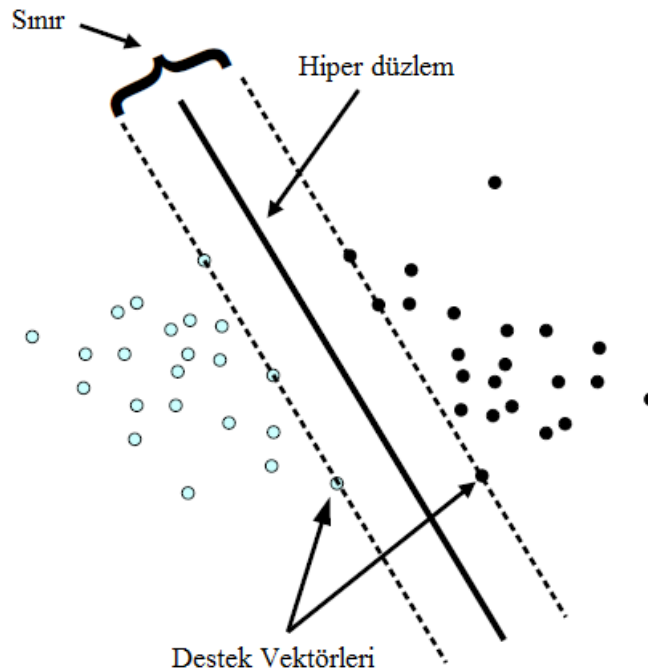
Destek Vektör Makineleri (DVM), Cortes & Vapnik (1995) tarafından ikili sınıflandırma için geliştirilmiştir. DVM, sınıflandırmayı bir doğrusal veya doğrusal olmayan fonksiyon ile yerine getirir. Bu yöntem, veriyi birbirinden ayırmak için en uygun fonksiyonun tahmin edilmesi esasına dayanır. Bunun için iki sınıf arasındaki optimal ayrımı yapan hiper düzlem, sınıfların en yakın noktaları arasındaki mesafeyi maksimum yaparak belirlenir (Şekil 20'ye bakınız). Sınırlarda yer alan noktalara destek vektörleri denir ve

bunlar ait oldukları sınıfın sınırını belirler. Bunların tam ortasından geçen düzlem ise hiper düzlem olarak isimlendirilir [70, 71].

LibSVM bugünlerde en çok kullanılan DVM yazılımlarından biridir. LibSVM iki adım içerir. Birinci adım, bir model oluşturabilmek için veri setinin eğitilmesi ve ikincisi, test veri setini tahmin etmek için modelin kullanılmasıdır. LibSVM aşağıdaki öğrenme görevlerini destekler:

1. SVC: Destek Vektör Sınıflandırması (İki-sınıf ve Çok-sınıf)
2. SVR: Destek Vektör Regresyonu
3. Bir-sınıflı SVM

LibSVM içerisinde Lineer, Polinom, Radial Basis ve Sigmoid olmak üzere dört tip çekirdek fonksiyonu mevcuttur. Örneğin çekirdek fonksiyonu Lineer olarak seçilirse, sınıflandırıcı verileri doğrusal bir çizgiye göre ayırır. Çekirdek fonksiyonu Polinom seçilirse, bir polinoma göre verilerin sınıflandırılması yapılır. DVM'nin sınıflandırma doğruluğu çekirdek fonksiyonu seçimi ve çekirdek parametrelerinin belirlenmesi gibi birkaç faktöre bağlı olarak değişmektedir. Ayrıca LibSVM büyük veri setleri için dikkate değer ölçüde uzun eğitim zamanı alabilir [72].



Şekil 20. Doğrusal ayrılabilir durumda sınıflandırma [71].

Sınıflandırma yaparken daha önce de bahsedildiği gibi veriler birbirinden ayrılır. Bu ayırma işlevi her zaman doğrusal bir doğru şeklinde olmayabilir. DVM temelde doğrusal olarak ayırt edilebilen iki sınıflı problemlerin çözümünden yola çıkarak doğrusal olarak ayırt edilemeyen veya çoklu sınıf problemlerinin çözümü için genelleştirilebilir. Destek vektör makineleri bir çekirdek fonksiyonu yardımıyla doğrusal olmayan dönüşümler yapılabilen ve bu şekilde verilerin yüksek boyutta doğrusal olarak ayrılabilmesine imkan sağlamaktadır [73].

1.6.4. Kelimedeki Hatanın En Aza İndirilmesi

Yazım denetim sistemlerinin çoğu metindeki kelimeleri tespit ederek, veri tabanındaki en yakın kelimeyi bulma yaklaşımıyla çalışmaktadır. Yazım denetim sistemleri, makine çevirisi, arama motorları, otomatik bilgi çıkarımı gibi birçok doğal dil işleme uygulaması tarafından kullanılmaktadır. Kelimeler arasında benzerlik mesafesini hesaplamak için geliştirilmiş yöntemlerden en çok tercih edileni Levenshtein mesafe algoritmasıdır [74].

İstenilen kelimeler göz kırpmalar ile oluşturulurken, kişi kaynaklı hatalar meydana gelebilir. Bu hataların en aza indirilmesi amacıyla, Levenshtein mesafesi kullanılarak, veri tabanında bulunan kelimeler ile oluşturulan yeni kelime arasındaki benzerlik derecesi tespit edilecektir.

1.6.4.1. Levenshtein Mesafesi

Levenshtein uzaklık ölçümü Rus bilim insanı Vladimir Levenshtein tarafından 1966 yılında bir algoritma haline getirilmiştir. Levenshtein isminin telaffuzunda çoğu zaman yaşanan sıkıntı nedeniyle, bu yöntem uzaklık düzenleme yöntemi olarak da bilinir.

Levenshtein mesafesi, farklı iki karakter dizisinin (kelimenin) birbirlerine olan benzerliklerini ölçmek için kullanılan algoritmadır. İki kelimeyi harf harf karşılaştırarak, bir kelimenin diğerine dönüştürülebilmesi için gerekli olan değişiklik sayısını (maliyet) hesaplamaktadır. Bir kelimeyi diğerine dönüştürebilmek için yapılacak işlemler; silme, ekleme ve değiştirmedir. İşlem türüne bakılmaksızın her bir işlem 1 maliyet değerine sahiptir [75].

Matematiksel olarak Levenshtein mesafesi, a ve b gibi iki kelime arasındaki mesafeyi aşağıdaki şekilde tanımlar:

$$lev_{a,b}(i, j) = \begin{cases} \max(i, j) & \text{eğer } \min(i, j) = 0, \\ \min \begin{cases} lev_{a,b}(i-1, j) + 1 \\ lev_{a,b}(i, j-1) + 1 \\ lev_{a,b}(i-1, j-1) + 1_{(a_i \neq b_j)} \end{cases} & \text{diğer} \end{cases} \quad (29)$$

Burada $1_{(a_i \neq b_j)}$ gösterge fonksiyonudur. $a_i \neq b_j$ olduğunda 0'a, diğer durumlarda 1'e eşittir. $lev_{a,b}(i, j)$ a 'nın ilk i harfi ve b 'nin ilk j harfi arasındaki mesafedir [76].

Bu algoritma değişim değerini bulmak için, Tablo 4'te görülen iki boyutlu bir matris üzerinde kelimelerin farklı olan harfleri için değer arttırımına gider. $D[i, j]$, i uzunluğundaki A 'nın alt dizisi ile j uzunluğundaki B 'nin alt dizisi arasındaki düzenleme mesafesidir. İlk sütun ve satır, $D[i, 0]$ ve $D[0, j]$, alt dizilerin boş diziye olan mesafesini temsil eder. İki karakter arasındaki en küçük düzenleme mesafesinin ($D[i, j]$), iki karakter dizisindeki son karakterlere bağlı olarak iki olasılığı vardır:

- Eğer karşılaştırılan son karakterler eşitse, düzenleme mesafesi sol çaprazdaki değerdir. Yani $D[i, j] = D[i-1, j-1]$ 'dir.
- Eğer karşılaştırılan son karakterler farklıysa, düzenleme mesafesi hücrenin solu, üstü ve sol çaprazındaki hücre değerlerinin en küçüğüne 1 eklenerek bulunur. Yani $D[i, j] = 1 + \min(D[i, j-1], D[i-1, j], D[i-1, j-1])$ 'dir.

Matristeki sağ alt köşedeki son hücrede tutulan değer, hedef kelimeye dönüştürülen kaynak kelimesi için düzenleme mesafesidir.

Levenshtein mesafe algoritmasının hesaplama sonucu tek bir tam sayı değeridir ve iki kelimedenden birinin diğerine dönüştürülebilmesi için gerekli olan işlem sayısını vermektedir. Gerekli olan değişiklik sayısı ne kadar az ise, iki kelime arasındaki benzerlik oranı o kadar fazladır. Levenshtein mesafesinin artması iki kelime arasındaki farklılığın artması anlamını taşır. Ayrıca Levenshtein mesafe değerinin sıfır çıkması, karşılaştırılan iki kelimenin aynı olduğuna işaret eder [77].

Tablo 4. Mesafe Matrisi

		B Kelimesi				
		Boş	B0	B1	B2	B3
Boş		0	1	2	3	4
A Kelimesi	A0	1				
	A1	2				
	A2	3				
	A3	4	D[i-1,j-1]	D[i-1,j]		
	A4	5	D[i,j-1]	D[i,j]		
	A5	6				
	A6	7				Toplam uzaklık

1.6.5. Dinamik Zaman Bükmesi

1983 yılında, Joseph Kruskal ve Mark Liberman, aralarındaki mesafeyi hesaplayarak iki eğriyi karşılaştırmak için, yeni bir teknik tanıtmıştır [78]. Zaman bükmesi olarak adlandırdıkları bu teknik, “sadece normal toplamsal rasgele hatayla değiştirilmeye değil, aynı zamanda parçaları arasında farklı hız değişikliklerine tabi olan” iki eğri arasında eşleştirme yapmayı mümkün kılmıştır. Dinamik Zaman Bükmesi (DZB), zaman eksenini bozabilir ve bazı yerlerde sinyali sıkıştırır ve bazılarında ise sinyali genişletir. Kruskal ve Liberman ses tanıma sistemlerinde kullanılması için DZB’ni önermiştir, çünkü konuşma zaman içinde birçok farklılık gösterebilir. Öte yandan hareket algılama [79], robotik [80], veri madenciliği [81] ve el yazısı tanıma [82, 83] gibi alanlarda da kullanılmıştır.

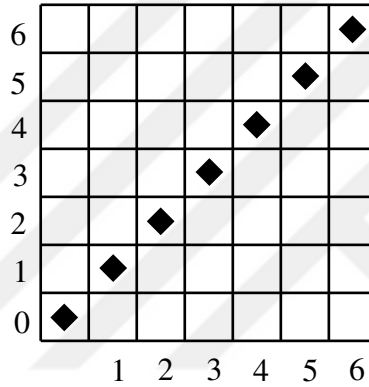
1.6.5.1. Klasik DZB

İki eğri arasında eşleşen bir yolun oluşturulması, iki eğrinin karşılaştırılmasındaki en önemli bölümdür. Bu, iki eğri arasındaki mesafeyi hesaplamak için hangi noktaların eşleştiğini ve kullanılacağını belirler. Eşleştirme noktaları listesi oluşturma yöntemine doğrusal eşleştirme adı verilir. Düz doğrusal eşleştirme sadece iki eğri eşit uzunlukta ise yani aynı sayıda noktaya sahipse kullanılabilir. Şekil 21’de görüldüğü gibi ilk eğrinin her noktası, ikinci eğrinin o noktasıyla eşleşir. Bu eşleştirme tekniğinin biraz daha karmaşık bir hali ise, farklı uzunluktaki eğrileri eşleştirmeyi mümkün kılmaktadır. N_1 ve N_2 iki eğrideki nokta sayısıysa, birinci eğrinin başlangıç noktası ve ikinci eğrinin j . noktası eşleşirse;

$$\frac{i-1}{N_1} * N_2 \leq j \leq \frac{i}{N_1} * N_2 \quad (30)$$

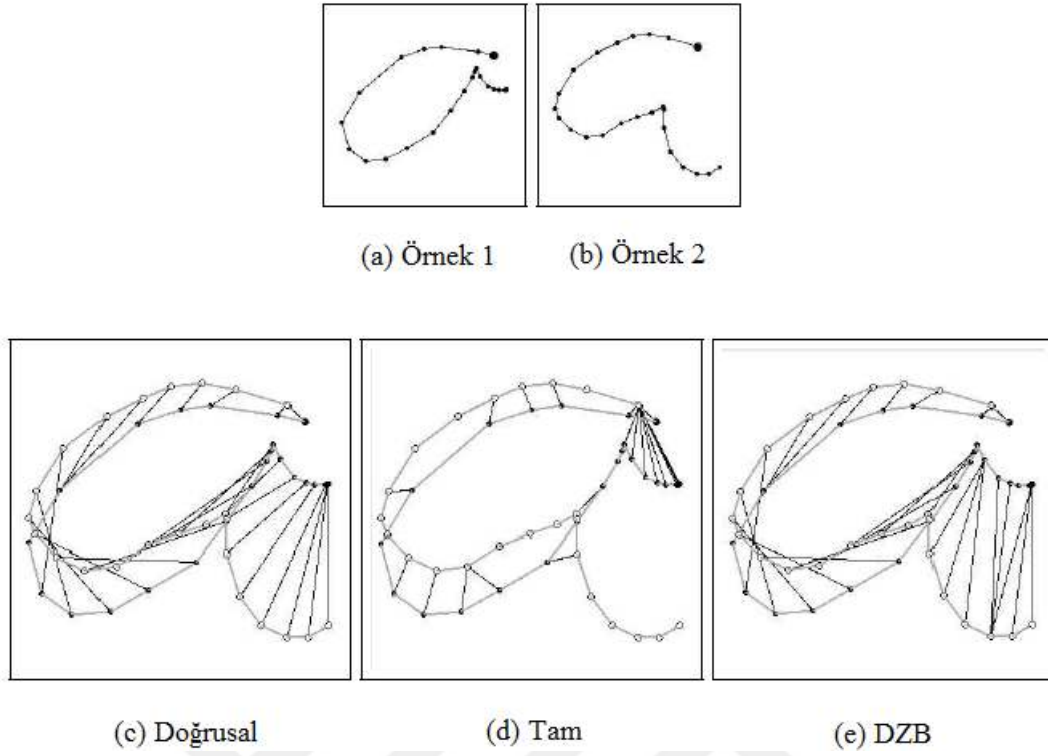
Her iki düzlemde de, bu tekniğin daha karmaşık bir hali olarak, her bir nokta diğer eğrinin birden fazla noktasıyla eşleşemez.

Başka bir teknik ise tam eşleştirmedir. Basit fakat yoğun hesap gerektiren bu teknik, ilk eğrinin her noktası ile ikinci eğrinin her noktası arasındaki mesafeyi hesaplar. Her nokta için diğer eğriye en küçük mesafeye karar verilir. Bu mesafeler toplanır ve nokta sayısına bölünür. Her nokta diğer eğrinin birden fazla noktasıyla eşleşemez.



Şekil 21. Düz doğrusal eşleştirme ile oluşturulmuş eşit uzunlukta iki eğri arasındaki eşleştirme yolu

Şekil 22’de görülebileceği gibi, DZB-eşleştirmesinin sonuçları, doğrusal ya da tam eşleştirmeden daha sezgisel olan sonuçlar üretebilir. Doğrusal eşleştirme çok basittir ve eğrilerin sonunda görülebilecek hız değişimlerinin üstesinden gelemmez: Mekan ve zaman bilgisini kullanan DZB eşleştirmesi ise daha sezgisel bir eşleşme gösterir, yani noktalar daha açık bir şekilde birbirine ait olanlar ile eşleşir. Tam eşleştirme, çok da sezgisel olmayan bir sonucu gösterir: eğri 1’in sonu, eğri 2’nin başlangıcıyla eşleşir, çünkü bu, ona eğri 2’nin sonuna göre daha yakındır. Doğrusal eşleştirme gibi, tam eşleştirme tekniği de hız değişimlerinin üstesinden gelemmez: Noktaların oluşturulduğu sıra hakkındaki bilgileri göz ardı eder.

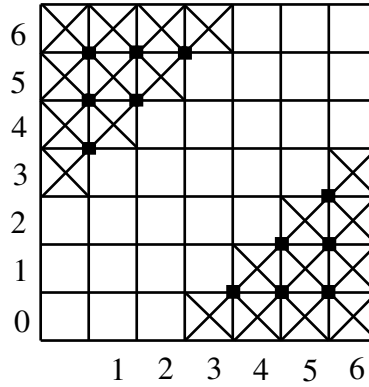


Şekil 22. Farklı eşleştirme tekniklerine örnekler (a) ve (b)'de gösterilen eğriler eşleştirilmiştir. (c) Doğrusal eşleştirme (eğri 1'in i . noktası, eğri 2'nin i . noktasıyla eşleşir). (d) Tam eşleştirme (eğri 1'in i . noktası, eğri 2'nin en yakın noktasıyla eşleşir). (e) DZB-eşleştirmesi (eğri 1'in aynı noktası, DZB'nin eşleşmesine izin verdiği en yakın eğri 2 noktasıyla eşleşir) [84].

DZB, daha karmaşık bir şekilde eşleşen bir yol oluşturur. Doğrusal eşleştirmeye dayanır, ancak karşılanması gereken üç koşul veya kısıtlaması vardır (ikisi isteğe bağlıdır). Bu şartlara süreklilik koşulu, sınır koşulu ve monotonluk koşulu denir. Belirtildiği gibi, koşulların ikisi isteğe bağlıdır ve hepsinin değiştirilebilecek bir dizi seçeneği vardır [84].

1.6.5.1.1. Süreklilik Koşulu

Süreklilik koşulu eşleştirmenin doğrusal eşleştirmeden ne kadar farklılaşmasına izin verildiğine karar verir. Bu durum Dinamik Zaman Bükmesi'nin özüdür ve bu nedenle isteğe bağlı değildir. Bu durum eşitlik (31)'de verilmiştir [83]. Eğer N_1 ve N_2 , sırasıyla birinci ve ikinci eğrideki nokta sayısı ise, birinci eğrinin i . noktası ve ikinci eğrinin j . noktası eşleştirilebilir.



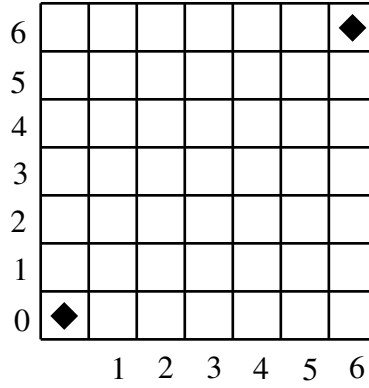
Şekil 23. Süreklilik koşulu. Bu eşleşme yolunda, yoldaki çapraz karelere karşılık gelen eşleşmeler bu koşul tarafından yasaklanır. ($c = 0,4$ olduğunda)

$$\frac{N_2}{N_1}i - cN_2 \leq j \leq \frac{N_2}{N_1}i + cN_2 \quad (31)$$

c parametresi, eşleştirmenin doğrusal eşleştirmeden farklı olmasına izin verilen miktarı belirler. $c = 1$ ise, süreklilik koşulunun bir etkisi yoktur (ilk eğrinin her noktası, ikinci eğrinin her noktasıyla eşleşir), $c = 0$ ise, sonuçtaki eşleşme, doğrusal eşleştirme ile tamamen aynıdır. Şekil 23 bu koşulun eşleştirme yoluna nasıl bir sınırlama getirdiğini göstermektedir.

1.6.5.1.2. Sınır Koşulu

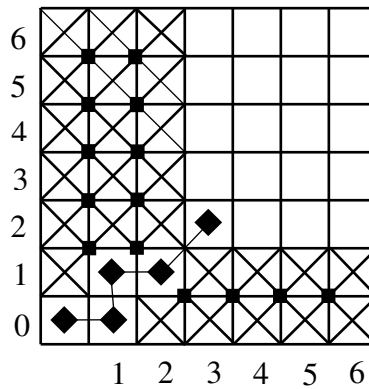
Sınır koşulu, eğer kullanılıyorsa, eğrilerin ilk noktaları arasında bir eşleşme ile eğrilerin son noktaları arasında bir eşleşme yapmaya zorlar. Bu koşul kullanılmışsa, süreklilik koşulunun kabul edilip edilmediğine ve noktaların en yakın olup olmadığına bakılmaksızın belirtilen noktalar eşleşir. Şekil 24, bu koşulun eşleştirme yoluna nasıl bir kısıtlama getirdiğini göstermektedir.



Şekil 24. Sınır koşulu. İki eğrinin ilk noktaları ve iki eğrinin son noktaları eşleşmeye zorlanır.

1.6.5.1.3. Monotonluk Koşulu

Monotonluk koşulu, eşleşmenin “zamanda geri gitmesini” önleyen bir durumdur. Eşleştirme işleminin bir noktasında, ilk eğrinin başlangıç noktasının, ikinci eğrinin j . noktasıyla eşleşmesine karar verilirse, indeks $> i$ şartı ile ilk eğrinin herhangi bir noktasının, indeks $< j$ şartı ile ikinci eğrinin bir noktasıyla eşleştirilmesi mümkün değildir. Yine aynı şekilde ilk eğrideki herhangi bir noktanın indeks $< i$ ile ikinci eğri üzerindeki herhangi bir noktayla indeks $> j$ şartları altında eşleştirilmesi mümkün değildir. Şekil 25 bu durumu göstermektedir.



Şekil 25. Monotonluk koşulu. Gösterilen 5 nokta kombinasyonunun eşleşmesinden sonra, yoldaki çapraz karelere karşılık gelen eşleşmeler bu koşul tarafından yasaklanır [84].

1.6.5.2. Klasik DZB Algoritması

Sırasıyla n ve m uzunluğunda Q ve C gibi iki zaman serisi ele alınsın.

$$Q = q_1, q_2, \dots, q_i, \dots, q_n \quad (32)$$

$$C = c_1, c_2, \dots, c_j, \dots, c_m \quad (33)$$

DZB kullanarak iki diziyi hizalamak için, matrisin (i, j) elemanının q_i ve c_j iki noktasının arasındaki $d(q_i, c_j)$ mesafesini içerdği bir $n \times m$ matrisi oluşturulur (Tipik olarak $d(q_i, c_j) = (q_i - c_j)^2$ olan Öklid mesafesi kullanılır). Her matris elemanı (i, j) , q_i ve c_j noktaları arasındaki hizalamaya karşılık gelir. Bu durum, Şekil 26'da gösterilmektedir. Bir bükme yolu olan W , Q ve C arasındaki bir eşlemeyi tanımlayan bitişik ve aşağıda belirtilen şekilde, bir matris elemanı dizisidir. W 'nun k . elemanı $w_k = (i, j)_k$ olarak tanımlanır. K , bükme yolunun uzunluğu olmak üzere,

$$W = w_1, w_2, \dots, w_k, \dots, w_K \quad \max(m, n) \leq K \leq m + n - 1 \quad (34)$$

yazılabilir. Bükme yolu tipik olarak birkaç kısıtlama içerir.

- Süreklilik koşulu: $a - a' \leq 1$ ve $b - b' \leq 1$ olmak üzere, $w_k = (a, b)$ ve $w_{k-1} = (a', b')$ verilsin. Bu, bükme yolundaki izin verilen adımları bitişik hücrelere sınırlandırır (çapraz olarak bitişik hücreler dahil).
- Sınır koşulu: Basit bir şekilde ifade etmek gerekirse, matrisin çapraz olarak zıt köşelerindeki başlangıç ($w_1 = (1, 1)$) ve bitiş ($w_K = (m, n)$) elemanları için bükme yolunu gerektirir.
- Monotonluk koşulu: $a - a' \geq 0$ ve $b - b' \geq 0$ olmak üzere, $w_k = (a, b)$ ve $w_{k-1} = (a', b')$ verilsin. Bu, W 'daki noktaları zaman içinde monoton bir şekilde aralıklı olmaya zorlar.

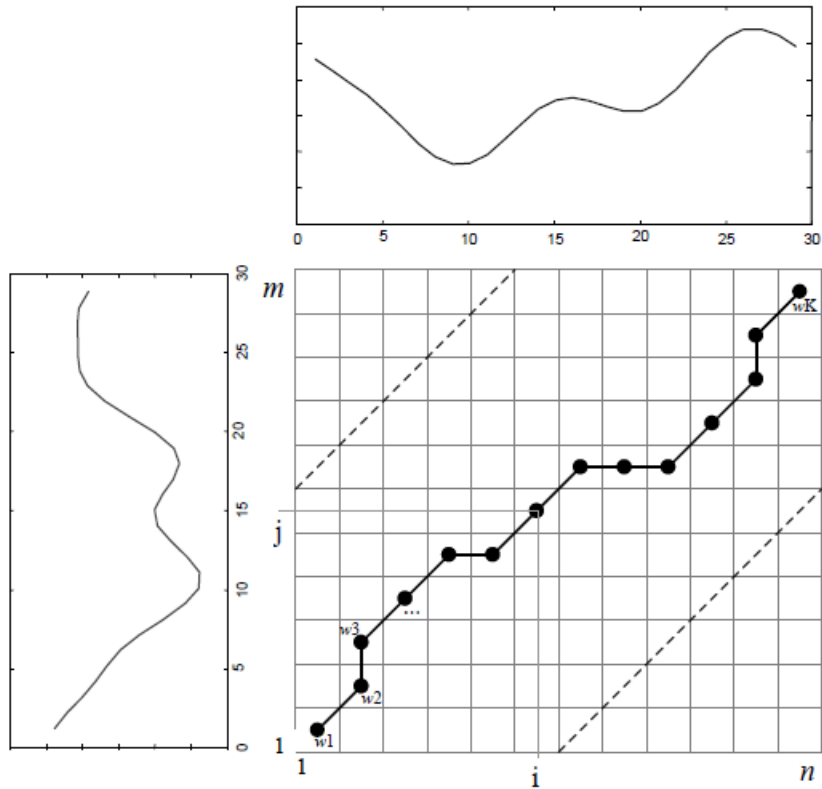
Yukarıdaki koşulları sağlayan üssel olarak birçok bükme yolu vardır, ancak sadece bükme hesabının en kısa yoldan, en az hesap gerektirecek şekilde yapılması istenmektedir. Bu hesap eşitlik (35) kullanılarak yapılabilir.

$$DZB(Q, C) = \min \left\{ \sqrt{\sum_{k=1}^K w_k} / K \right. \quad (35)$$

Paydadaki K , bükme yollarının farklı uzunluklarda olabileceği gerçeğini telafi etmek için kullanılır.

Bu yol, mevcut hücrede bulunan $d(i, j)$ mesafesi ve bitişikteki hücrelerin kümülatif mesafelerinin minimumu alınarak $\gamma(i, j)$ kümülatif mesafesini tanımlayıp, (36) eşitliği ile çok verimli bir şekilde bulunabilir [85]:

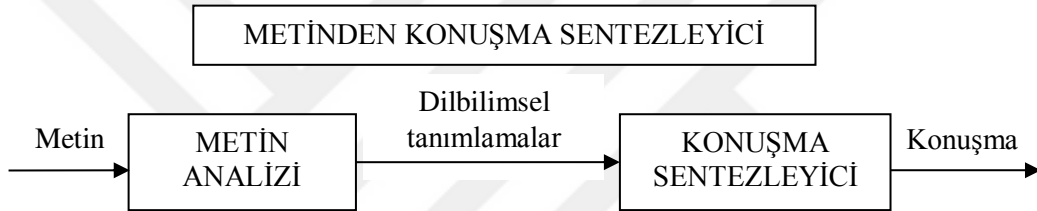
$$\gamma(i, j) = d(q_i, c_j) + \min \{ \gamma(i-1, j-1), \gamma(i-1, j), \gamma(i, j-1) \} \quad (36)$$



Şekil 26. Bir bükme yolu örneği [85].

1.6.6. Metnin Sese Dönüştürülmesi

Metinden konuşma sentezleme (MKS), herhangi bir metnin bilgisayar tarafından konuşma şekline dönüştürülmesi işlemidir. Böyle bir sistemin en genel hali Şekil 27’de verilmiştir. Sistemin girdisi metin, çıktısı konuşmadır [86]. MKS sistemleri, Metin Analizi ve Konuşma Sentezleyici olmak üzere iki ana bölümden oluşur. Metin Analizi bölümünde konuşmaya dönüştürülecek metin bazı ön işlemlerden geçirilir ve arzu edilen tonlama ve ritimle birlikte (genellikle prosodi olarak adlandırılır) konuşmayı oluşturan ses bilgileri elde edilir. Konuşma Sentezleyici bölümünde ise metin girdisine karşılık gelen konuşma sesleri üretilir.



Şekil 27. Genel MKS sistemi blok diyagramı [87].

1.7. Mors Alfabeti

Tablo 5’de gösterilen Mors Alfabeti veya Mors Kodu 1835 yılında Samuel Morse tarafından oluşturulmuş, sistem ilk olarak 1837’de kullanılmıştır.

Mors Alfabeti, kısa ve uzun olmak üzere iki çeşit sinyalin değişik kombinasyonlarının harfleri, sayıları ve noktalama işaretlerini oluşturduğu bir haberleşme sistemidir. Genellikle elektrik ya da radyo sinyali kullanılarak yazılı bir metnin uzak bir noktaya iletilmesinde kullanılır.

Kısa ve uzun sinyallerin dışında, Mors kodları iletilirken aralardaki boşluklar da anlam taşımaktadır. Kısa boşluklar harfler arasında, orta uzunlukta boşluklar kelimeler arasında ve uzun boşluklar ise cümleleri birbirinden ayırmakta kullanılır.

Mors Alfabeti eski bir teknoloji olduğundan günümüzde sınırlı sayıda yerde kullanılmaktadır. Özellikle gemicilik alanında en hızlı iletişim aracı olmasından dolayı, açık denizlerde yer alan gemilerde Mors Alfabeti’yle iletişimden yararlanılmaya günümüzde de

devam edilmektedir. Mors Alfabetesi'nin [88] evrenselliği, kodlama türünün seçiminde önemli bir rol oynamıştır.

Tablo 5. Mors Kodları

Harfler			
Harf	Kodu	Harf	Kodu
A	•–	N	–•
B	–•••	O	– – –
C	–•–•	P	• – – •
D	–••	Q	– – • –
E	•	R	• – •
F	••–•	S	•••
G	– – •	T	–
H	••••	U	••–
I	••	V	•••–
J	• – – –	W	• – –
K	–•–	X	–••–
L	• – ••	Y	–• – –
M	– –	Z	– – ••

Sayılar	
Sayı	Kodu
0	– – – – –
1	• – – – –
2	•• – – –
3	••• – –
4	•••• –
5	•••••
6	–••••
7	– – •••
8	– – – ••
9	– – – – •

Noktalama İşaretleri		
İşaret	Adı	Kodu
.	Nokta	• – • – • –
,	Virgül	– – •• – –
?	Soru işareti	•• – – ••
-	Tire	–•••• –
/	Taksim	–•• – •

2. YAPILAN ÇALIŞMALAR

Beyin-Bilgisayar Arayüzü konusunda günümüze kadar yapılan çalışmalar incelendiğinde, beynin değişik noktalarına yerleştirilen elektrotlar aracılığıyla toplanan sinyaller, değişik öznitelik vektörleri kullanılarak sınıflandırılmış ve elde edilen sonuçlar ses işaretiine dönüştürülmüştür. Beyin-Bilgisayar Arayüzü kişilerin motor sinir sistemlerini kullanmadan bir bilgisayarı, elektromekanik bir kolu veya çeşitli nöroprotezleri etkin bir şekilde kontrol etmelerini sağlayan özel bir arabirimdir. Bu tür bir arayüz, özellikle ağır motor engelli kişilerin bağımsızlığını artırır ve böylece yaşam kalitesinin iyileşmesine ve sosyal maliyetlerin azalmasına olanak sağlar. Beyin ve bilgisayar arasındaki etkileşim, beyindeki elektriksel aktivitenin ölçülüp sinyal işleme ve örüntü analizi yöntemleriyle komutlara çevrilmesi ile sağlanır. Günümüzde BBA sistemlerinde, elde edilmesi ve uygulanmasının kolay olmasından dolayı beyindeki aktivitenin ölçülmesi için genelde EEG tercih edilmektedir.

Bu tez çalışmasında, Mors kodlarını konuşmaya çeviren birbirinden farklı iki sistem geliştirilmiştir. Özellikle ağır motor engeli olup konuşma yetisini kaybetmiş kişilerin göz kırpmalarından yararlanarak, bu kişilerin Mors kodları ile oluşturdukları kelimelerle dış dünya ile haberleşmeleri sağlanıp, yaşam kalitelerini arttırmak amaçlanmıştır. Bu amaçla ilk olarak kafatasının FP1 noktasına yerleştirilmiş elektrottan EEG sinyalleri toplanmıştır. Toplanan bu EEG sinyalleri içinde, beyin aktivitesi haricinde göz kaynaklı hareketlerden doğan sinyaller de bulunur. Bu sinyaller beynin ürettiği sinyallerden daha yüksek bir genliğe sahiptir ve genelde bozucu bir gürültü sinyali olarak değerlendirilip yok edilmeye çalışılır. Bilinçli olarak yapılan göz kırpmalarından harf ve kelimeler oluşturmaya dayalı bu tez çalışmasında ayrıca, bir artefakt olarak kabul gören bu sinyalleri işlevsel bir hale getirmek de amaçlanmıştır.

2.1. Verilerin Toplanması

Bu doktora çalışmasında, yaşları 20-55 arasında olan 25 sağlıklı gönüllüden onam formu alınarak deneyler yapılmıştır.

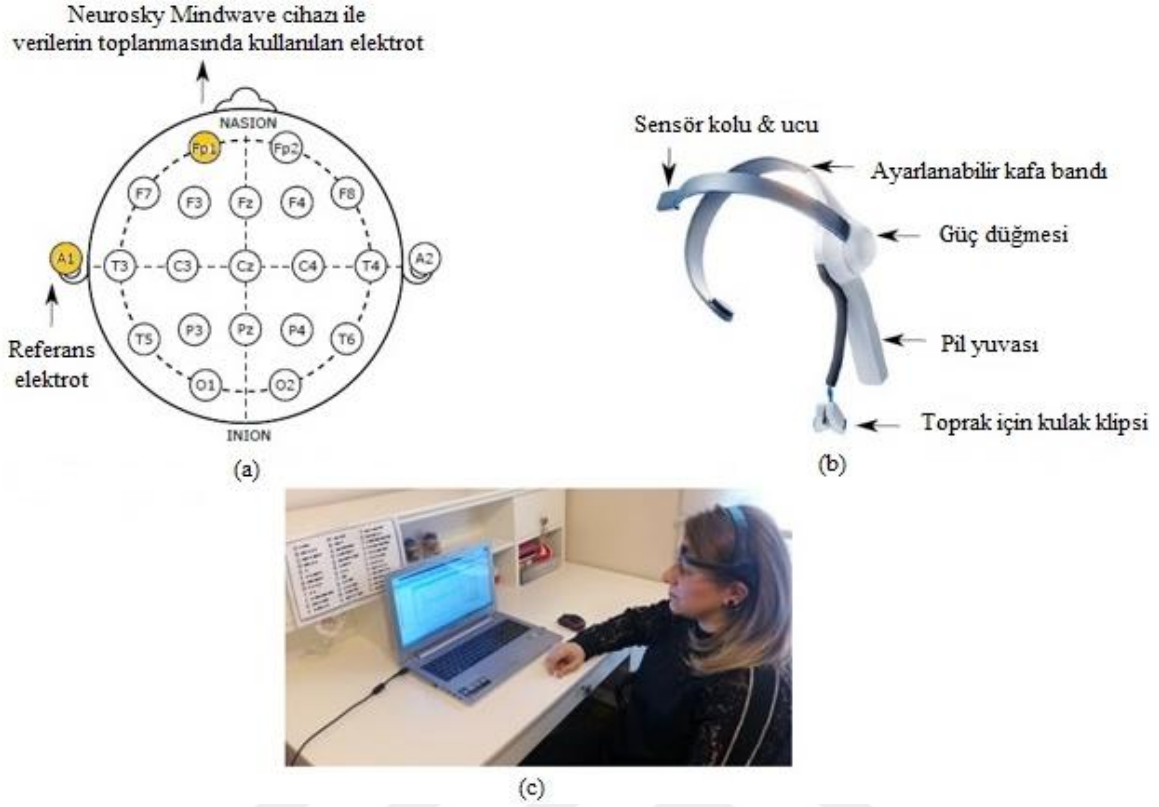
Beyindeki faaliyetlerin ölçülmesini ve bilgisayarda işlenebilmesi için sayısallaştırılmasını kapsayan sinyal toplama adımı, BBA sistemlerinin ana adımlarındandır.

Bu amaçla BBA sistemlerinde beyindeki aktiviteyi ölçmek için genelde EEG kullanılır. Kişi için hiçbir zararlı etkisi olmadığı gibi, acı vermeyen, kolay uygulanabilen, düşük maliyetli ve girişimsel olmayan bir işlemdir.

Literatürde bahsedilen çoğu BBA sisteminde jel bazlı elektrotlar kullanılır. Jel bazlı elektrotlar, empedansı azaltmak ve iyi kalitede sinyaller elde etmek için EEG sensörleri ve kafa derisi arasında iletken jel veya macun kullanırlar. Bununla birlikte jelin kullanımı, her kullanımdan sonra saçlarını yıkamak zorunda olan kullanıcı için, sistem kurulumunu zorlaştırır ve kullanımını oldukça zahmetli hale getirir. Jel gerektirmeyen alternatif EEG sensörleri ise ıslak veya kuru elektrotlardır. Islak elektrot teknolojisinde sensör, sıvı bir solüsyona batırıldıktan sonra kullanılır, kuru elektrotlar ise jel veya solüsyon gerektirmez ve bu nedenle hemen kullanılabilir [42].

Mevcut BBA sistemlerinde EEG sinyal toplama araçlarının çoğu, ticari EEG cihazları tarafından karşılanmaktadır. Çok sayıda kanal içeren bu cihazlar çok pahalıdır ve genel bir kullanıcının bu maliyeti karşılaması zordur. Bu nedenlerden dolayı, birçok araştırmacı, EEG sinyal toplam maliyetini düşürmek için çalışmalar yapmışlardır. Bu amaçla Emotiv ve Neurosky gibi şirketler geleneksel jel bazlı kayıt teknolojisini kullanmayan ve sınırlı sayıda elektrotlu ürünler geliştirmişlerdir.

NeuroSky firması tarafından geliştirilen kablosuz NeuroSky MindWave cihazı, beyinden gelen elektriksel aktiviteyi bluetooth aracılığıyla bilgisayar veya telefona kablosuz olarak aktaran ve emsallerine göre oldukça ucuz maliyetli bir cihazdır. Basit elektronik ve biraz da eğlence maksatlı uygulamalarda yoğun olarak kullanılmaktadır. Bir kulaklık, bir kulak klipsi ve bir sensör kolundan oluşur. EEG elektrodu gözün üstünde, altına dayanan sensör kolundadır [89]. Elektrot yerleştirme sırasında jel ihtiyacını ortadan kaldıran kuru aktif sensör teknolojisine dayanan, tek kanallı, güvenli ölçüm yapabilen ve bir adet AAA pil ile çalışan bu cihaz, 512 Hz örnekleme hızına sahiptir. Cihazın elektrotu 10-20 elektrot yerleştirme düzeninde var olan FP1 konumunda, referans ve toprak elektrotu ise sol kulağa (A1) takılan klips üzerinde yer almaktadır. Şekil 28'de tek kanallı kablosuz NeuroSky MindWave cihazı ve bu cihazın elektrot yerleşim düzeni gösterilmektedir. Elektrot konumu sayesinde göz hareketleri ile ilgili uygulamalarda kullanmak için de uygun bir cihazdır [90]. Bu tez çalışmasında biyolojik işaretleri işlemede ilk adımı oluşturan veri algılama kısmında, bu cihazın tercih ediliş nedenleri; cihazı kullanan kişiye hem işaretin algılanması, hem de kablosuz veri iletimi esnasında herhangi bir rahatsızlık vermemesi, çok uygun maliyeti, elektrot konumunun ve tipinin uygunluğudur.



Şekil 28. (a) Elektrot pozisyonlarının harflendirilmesi (b) Kablosuz Neurosky MindWave cihazı (c) Kablosuz Neurosky MindWave cihazının kafaya yerleştirilmesi ve kayıt oturumu

NeuroSky MindWave cihazı, beyin dalgaları olarak adlandırılan analog elektrik sinyallerini ölçen ve bunları dijital sinyallere dönüştüren ThinkGear teknolojisini kullanır. ThinkGear bağlayıcısı sayesinde cihazın bilgisayara ilk bağlantısı yapılabilmekte ve Matlab üzerinden gerçek zamanlı olarak veri alınıp kaydedilebilmektedir. Cihazın içinde bulunan ThinkGear bağlayıcısı, sensörden gelen beyin dalgalarını algılar, gürültüyü ve elektrik parazitlerini filtreler ve sinyali sayısal hale dönüştürür. Sinyal işleme ünitesi konsantrasyon veya dikkat değerlerini belirleyebilir.

2.2. Mors Kodlu Sinyal Girişi

Göz kırpma, göz kapağının devamlı, çoğunlukla periyodik ve simetrik kısa süreli açılıp kapanma hareketidir. Bu çalışmada gerçekleştirilen her iki sistemde de kişinin bilinçli olarak yaptığı göz kırpmalar ile duygu ve düşüncelerini çevrelerine iletmeleri sağlanmıştır. Hiç

kuşkusuz bu hareketler yardımıyla, farklı kodlama teknikleri uygulamak mümkündür. Kodlama türünün seçiminde Mors Alfabeti'nin evrenselliği önemli bir rol oynamıştır. Mors Alfabeti'nde Türkçe karakterlerin olmaması sistemleri bu aşamada İngilizce diline bağlı kılmıştır. Bu noktada Türkçe karakterler için Mors Alfabeti'ne yeni kodların eklenmesi mümkündür. Ancak bu çalışmada özellikle ses sentezi kısmında Windows işletim sistemin bünyesinde yer alan İngilizce ses veri tabanından yararlanabilmek için, bu alfabenin özüne bağlı kalınmıştır.

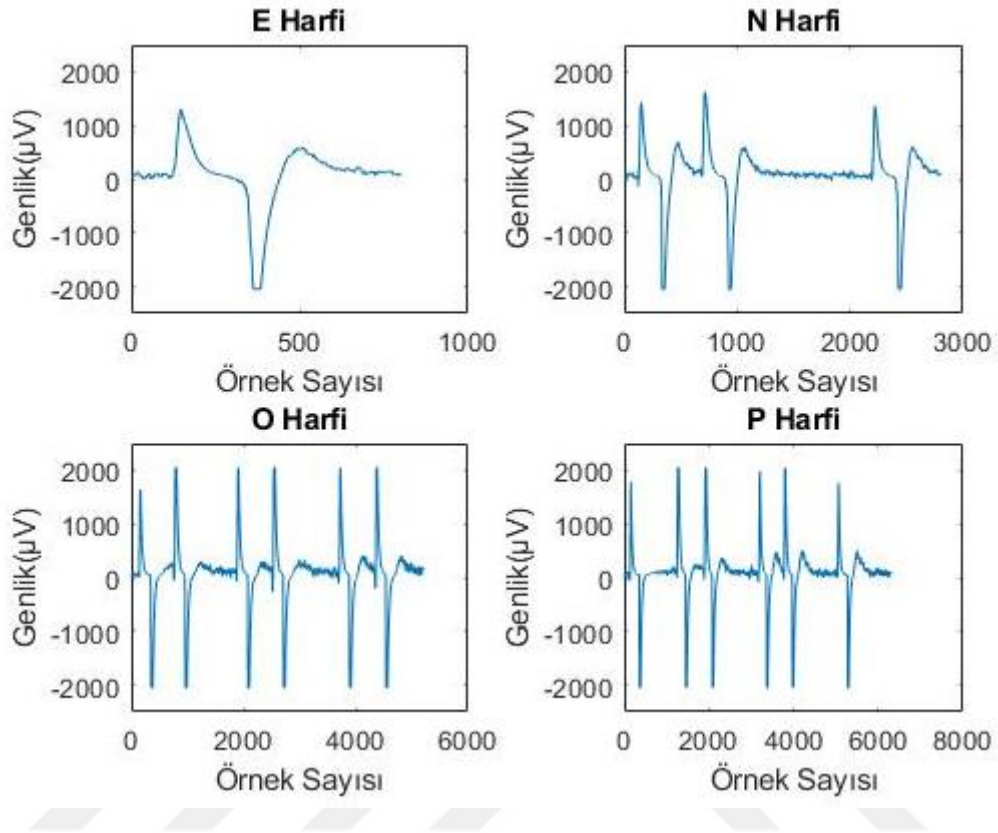
Tablo 6'da kayıtları alınan E, N, O ve P harflerine ait Mors kodları ve bu harflerin göz kırpmalar ile nasıl oluşturulduğu gösterilmiştir. Mors kodunda yer alan noktalar tek göz kırpma ile ve çizgiler ise çift göz kırpma ile temsil edilmiştir. Tek göz kırpma, her iki gözün birlikte bir kez kapanıp açılması ve çift göz kırpma da her iki gözün birlikte birbirinin peşi sıra iki kez kapanıp açılmasıdır. Tek ve çift göz kırpma sinyalleri arasında da kısa süreli bir boşluk bırakılmıştır ve harf içi boşluk olarak isimlendirilmiştir.

Tablo 6. E, N, O ve P harflerine ait Mors kodları ve bu harflerin Mors kodları kullanılarak göz kırpmalar ile oluşturulması

Harf	Kod	Harflerin Göz Kırpma Karşılıkları
E	•	Tek göz kırpma
N	– •	Çift göz kırpma+Harf içi boşluk+ Tek göz kırpma
O	– – –	Çift göz kırpma+Harf içi boşluk+Çift göz kırpma+Harf içi boşluk+ Çift göz kırpma
P	• – – •	Tek göz kırpma+Harf içi boşluk+ Çift göz kırpma+Harf içi boşluk+ Çift göz kırpma+Harf içi boşluk+ Tek göz kırpma

Buna göre E harfi oluşturulurken, gözler bir kez kırpılır (böylece tek göz kırpma sinyali elde edilir). Benzer şekilde N harfi oluşturulurken, önce gözler peş peşe iki kez kırpılır (böylece de çift göz kırpma sinyali elde edilir), ardından kısa bir süre beklenir (harf içi boşluk oluşturulur) ve sonra gözler bir kez kırpılır. Gözlerin peş peşe iki kez kırılması, ardından bir süre beklendikten sonra tekrar gözlerin peş peşe iki kez kırılması ve yine bir süre bekledikten sonra gözlerin peş peşe iki kez kırılması ile de O harfi oluşturulur. P harfinde ise gözler sırayla bir kez, peş peşe iki kez, tekrar peş peşe iki kez ve bir kez kırpılır. Her göz kırpma arasında kısa bir süre beklenir. Bu beklemler, harf içindeki tek ve çift göz kırpmaları birbirinden ayırmak için yapılır.

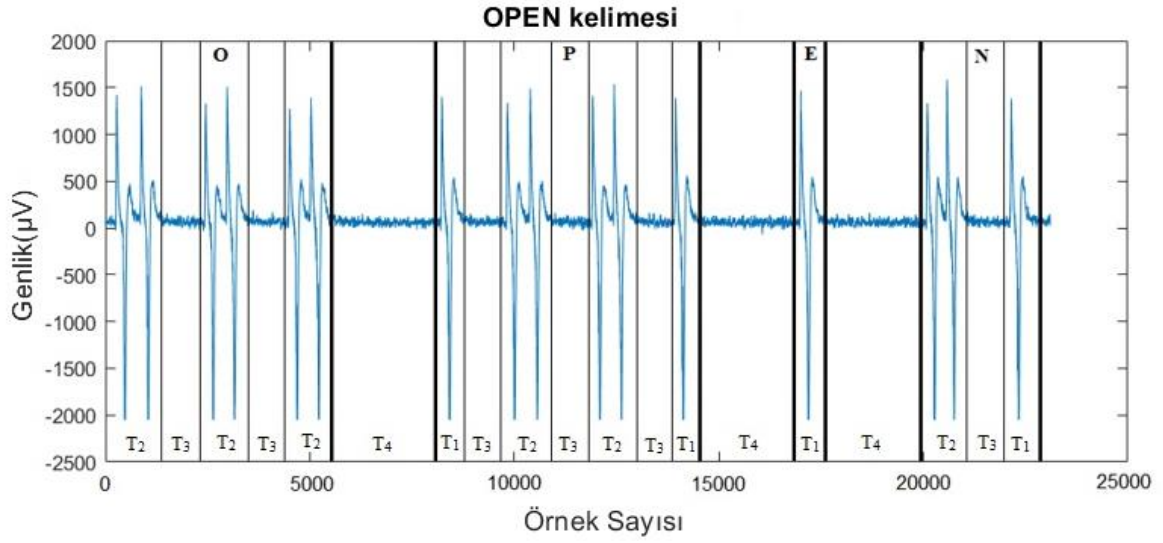
Tablo 6’da verilen E, N, O ve P harflerine ait sinyaller Şekil 29’da gösterilmektedir.



Şekil 29. Mors kodları kullanılarak göz kırpmalar ile oluşturulan E, N, O ve P harflerine ait sinyaller

2.3. Göz Kırpma Analizi

Tek ve çift göz kırpma süreleri için herhangi bir kısıtlama yoktur. Kelime girişleri yapılırken kişilerden, sadece her harf bitiminde, tıpkı Mors Alfabesi ile telgraf haberleşmesi yapılırken olduğu gibi, kısa bir boşluk süresi bırakmaları istenmiştir. Harfler arasında bulunan bu süre de harf arası boşluk olarak adlandırılmıştır. Öte yandan kişiler tek göz kırpma ile çift göz kırpma arasındaki süreyi kendileri belirlemişlerdir. Ancak bu sürenin uzunluğunun her harf sonunda bırakılacak süreden az olması gerekmektedir. Sistemin veri girişi esnasındaki tek kısıtlaması budur. Bu şekilde kaydı alınan OPEN kelimesine ait grafik Şekil 30’da görülmektedir.



Şekil 30. Göz kırpmalarla oluşturulan OPEN kelimesinin grafiği

Şekil 30'da:

T_1 : Tek göz kırpma süresi

T_2 : Çift göz kırpma süresi

T_3 : Harf içi boşluk

T_4 : Harf arası boşluk

olarak ifade edilmiştir. Şekil 29 ve Şekil 30 incelendiğinde tüm deneklerden alınan $X(n)$ veri sinyali içerisinde;

$$T_1 < T_2 \text{ ve } T_3 < T_4 \quad (37)$$

şartları sağlanmaktadır. Bu ifadeler;

$$T_2 = \alpha.T_1 \text{ ve } T_4 = \beta.T_3 \quad (38)$$

şeklinde yazılabilir. Burada α ve β değerleri, deneklerin veri sinyallerinden hesaplanan ortalama değerlerdir.

Tasarlanan her iki sistemde de göz kırpma anlarının nasıl tespit edildiğine göz atalım. Şekil 29 ve Şekil 30 incelendiğinde, oluşan göz kırpmalarda pozitif tepeciği takip eden bir negatif tepecik gözlemlenmektedir. Sinyaldeki ilk pozitif tepecik $X_{pos}(k)$ ve ilk negatif tepecik $X_{neg}(k)$ ile gösterilirse;

$$|X_{pos}(k)| < |X_{neg}(k)| \quad (39)$$

eşitsizliği her göz kırpmada oluşan pozitif ve negatif tepecikler için sağlanmaktadır.

$$\begin{aligned} |X(n)| &> |X(n+1)| \\ |X(n)| &> |X(n-1)| \\ |X(n-1)| &= |X(n+1)| \end{aligned} \quad (40)$$

Bir $X(n)$ veri setinde tepe değerler eşitlik (40)'daki bağıntılar ile tanımlanır. Sadece belli bir eşik gerilim seviyesi üstündeki negatif tepecikleri belirlemek için de, E , Volt cinsinden eşik seviyesini göstermek üzere;

$$|X(n)| > E \quad (41)$$

bağıntısı, tasarımı yapılan sistemde eşitlik (40)'daki bağıntılara eklenebilir.

X_{neg} , X veri sinyaliyle aynı dizi uzunluğuna sahiptir, ancak (40) ve (41) eşitliklerini sağlayan değerlere sahiptir. n dizi değeri için veri sinyali $X(n)$ bu eşitlikleri sağlamazsa, $X_{neg}(n) = 0$ olur. Veri setinde bu dört korelasyonu sağlayan X_{neg} 'deki ilk $X_{neg}(n) > 0$, $X_{neg}(1)$ olarak bulunacaktır. Burada elde edilen n değeri de, oluşan ilk negatif tepenin zaman eksenindeki yerini verecektir. X_{neg} 'deki $X_{neg}(n) > 0$ 'ların sayısı, bir harf içinde kaç tane göz kırpmaya yapıldığını verir. Başka bir deyişle, iki adet T_4 anı arasında kaç göz kırpmanın meydana geldiği hakkında bilgi vermektedir.

$$\begin{aligned} X_{neg}(n) = 1, \quad & \begin{aligned} &|X(n)| > |X(n+1)| \\ &|X(n)| > |X(n-1)| \\ &|X(n-1)| = |X(n+1)| \end{aligned} \quad \text{ve} \quad |X(n)| > E \\ \\ X_{neg}(n) = 0, \quad & \begin{aligned} &|X(n)| < |X(n+1)| \\ &|X(n)| < |X(n-1)| \\ &|X(n-1)| \neq |X(n+1)| \end{aligned} \quad \text{veya} \quad |X(n)| < E \end{aligned} \quad (42)$$

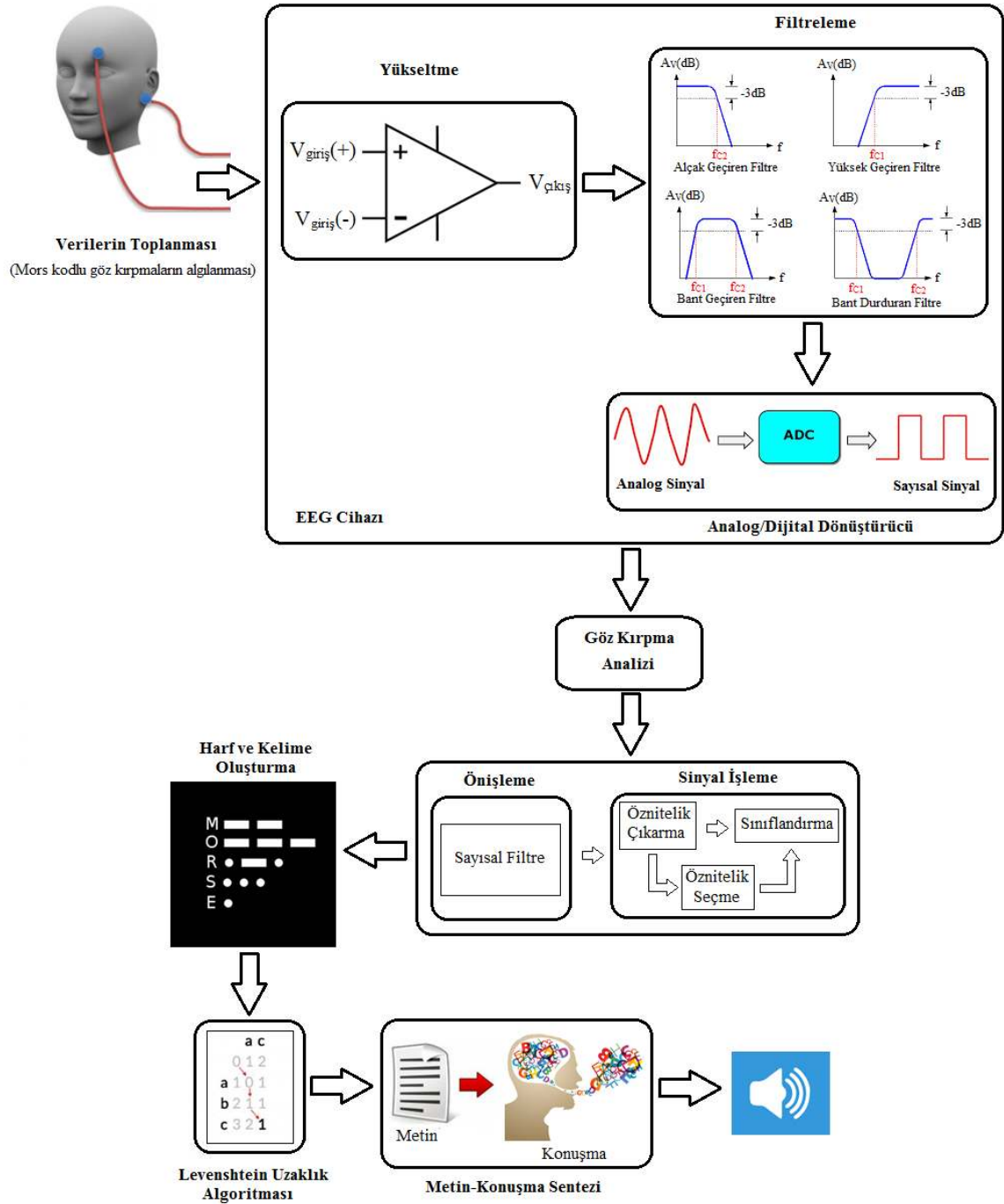
$$L_N = T_4 + 1 \quad (43)$$

L_N bir kelime içindeki harf sayısını gösterir. L_N ve T_4 arasındaki ilişkiyi (43) eşitliği ile ifade etmek mümkündür. Örneğin Şekil 30'da grafiği verilen "OPEN" kelimesi için $T_4 = 3$ iken $L_N = 4$ olduğu açıkça görülmektedir.

2.4. Yapay Sinir Ağı Kullanan (YSA'lı) Sistem

Mors kodlu sinyaller elde edildikten sonra, Mors kod karşılıklarının bulunabilmesi için, önce bu sinyallere ait öznitelik vektörlerinin elde edilmesi ve daha sonra da bu öznitelik vektörleri kullanılarak sınıflandırılması gerekmektedir. Gerçekleştirilen sistemin eğitilmesi, sonrasında ise test sinyalleri ile sınıflandırma başarılarının değerlendirilmesi ve takiben Matlab içerisinde yer alan konuşma sentezi algoritmalarından faydalanarak, elde edilen kelimelerin seslendirilmesi mümkündür. Çözüm esnasında izlenebilecek bu akış şekli geleneksel bir tarz olarak nitelendirilebilir. Tasarlanan YSA'lı sistemin eğitim ve test işlemlerinde kullanılmak üzere, kelime oluşturmak için göz kırpmalar aracılığıyla Mors kodları ile oluşturulan 26 adet harfin kaydı alınmıştır.

Önerilen YSA'lı sistemin blok diyagramı Şekil 31'de ve bu sistemin çalışmasına ait akış şeması ise Şekil 32'de verilmiştir. Şekil 31'de görüldüğü gibi önerilen yöntemde alın bölgesinde göz üstüne yerleştirilen bir elektrot ve kulak memesine yerleştirilen referans elektrotu ile alınan EEG sinyalleri bilgisayar ortamına aktararak veri algılaması tamamlanmıştır. Kaydı yapılan sinyaller içinde bulunan göz kırpmalar zaman bölgesinde kendilerini çok açık bir şekilde belli etmektedir. Yani bir kişinin bir harfi oluşturmak için kaç adet göz kırptığı net bir şekilde tespit edilmektedir. Bu sistemin çalışmasındaki temel ilkelerden biri, tespit edilen bu göz kırpma sayısına dayanmaktadır. Kaydedilen sinyale ait enerji seviyelerinden kişinin göz kırpma anları ve süreleri tespit edilmiştir. Kelimeyi oluşturan harfler elde edilirken Mors Alfabeti'nden yararlanıldığı için, bir harf için ayrılan sürede göz kırpmaların sayısı zaman bölgesinde sayılarak, tanınması düşünülen harfte bulunan göz kırpma sayısı tespit edilmiştir. Bunun yapılmasındaki amaç, harfleri göz kırpma sayılarına göre alt gruplara ayırmak ve sınıflandırma esnasında sınıflandırıcının başarısını arttırmaktır.



Şekil 31. Tasarlanan YSA'lı sisteme ait blok diyagram

Mors kodları incelendiğinde E, T-I, A-N-S, J-Q-Y, D-H-M-R-U, C-O-P-X-Z, B-F-G-K-L-V-W harfleri kendi aralarında sırasıyla 1, 2, ... 7 olmak üzere aynı sayıda göz kırpmaya sahiptir. Bir adet göz kırpması içeren tek harf E harfi olduğu için, bu harf sınıflandırmanın dışında tutulmuştur.

Tablo 7’de harflerin içerdikleri göz kırpma sayısına göre gruplandırılmaları görülmektedir. Örneğin I harfi, iki adet tek göz kırpma sinyalinin ve T harfi ise bir adet çift göz kırpma sinyalinin oluştuğu için aynı sayıda göz kırpmaya sahiptirler.

Tablo 7. Harflerin içerdikleri göz kırpma sayısına göre gruplandırılması

Harf	Kod	Göz Kırpma Sayısı
E	•	1

Harf	Kod	Göz Kırpma Sayısı
I	••	2
T	—	2

Harf	Kod	Göz Kırpma Sayısı
A	•—	3
N	—•	3
S	•••	3

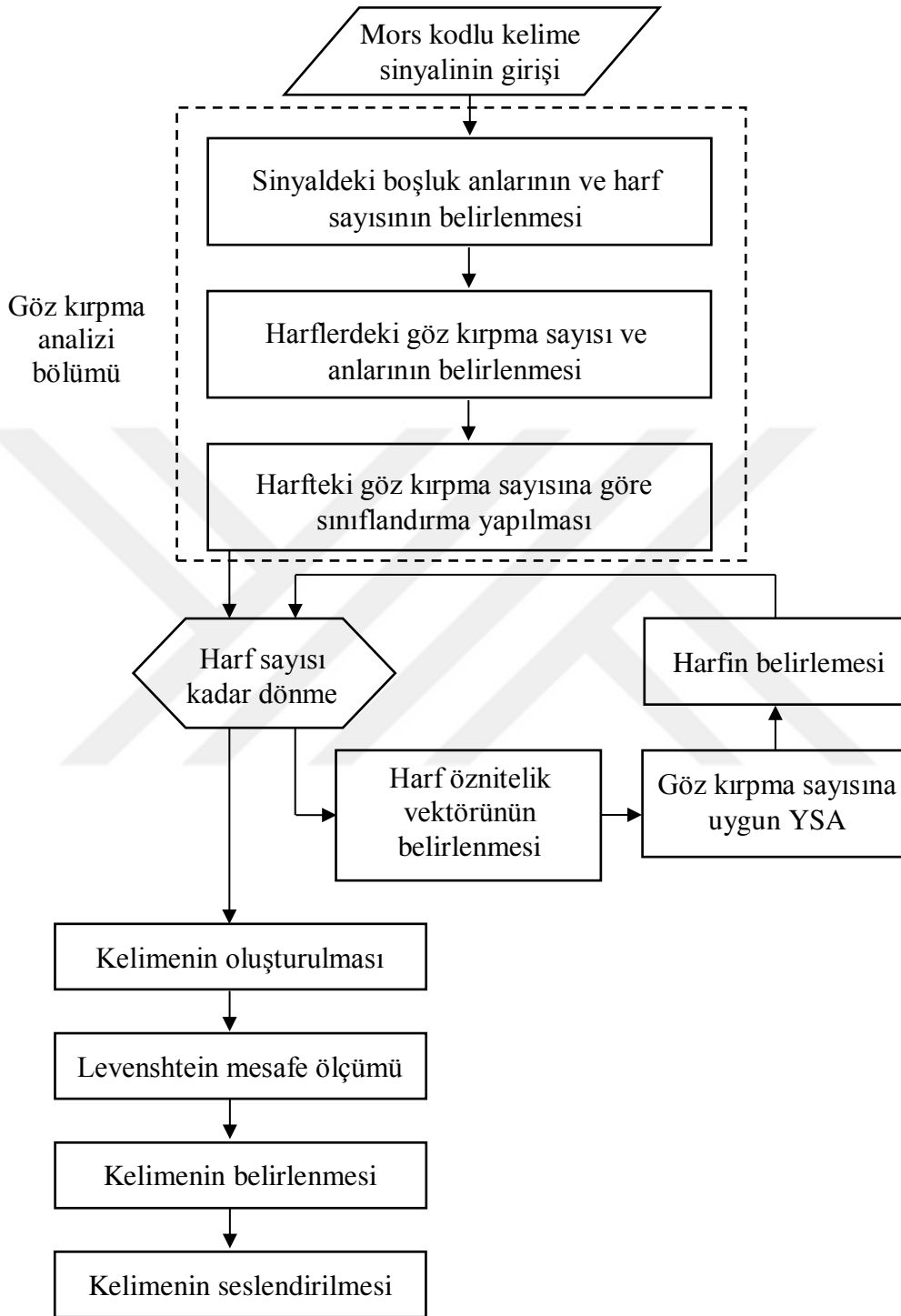
Harf	Kod	Göz Kırpma Sayısı
D	—••	4
H	••••	4
M	— —	4
R	•—•	4
U	••—	4

Harf	Kod	Göz Kırpma Sayısı
B	—•••	5
F	••—•	5
G	— —•	5
K	—•—	5
L	•—••	5
V	•••—	5
W	•— —	5

Harf	Kod	Göz Kırpma Sayısı
C	—•—•	6
O	— — —	6
P	•— —•	6
X	—••—	6
Z	— —••	6

Harf	Kod	Göz Kırpma Sayısı
J	•— — —	7
Q	— —•—	7
Y	—•— —	7

Şekil 32’de YSA’lı sistemin çalışmasına ait akış şeması verilmiştir.



Şekil 32. Tasarlanan YSA’lı sisteme ait akış diyagramı

Şekil 32’de verilen YSA’lı sistemin çalışmasına ait akış şemasının detayları aşağıda adımlar halinde açıklanmıştır.

Adım 1: Söylenmek istenen kelime, Mors kodları kullanılarak göz kırpmalar ile oluşturulur.

Adım 2: Kelimeyi oluşturan göz kırpması dizisi içerisindeki boşluklar tespit edilir ve kelimenin kaç harften oluştuğu belirlenir.

Adım 3: Her harfin kaç adet göz kırpması sinyali içerdiği tespit edilir.

Adım 4: Her harf için öznitelik vektörü dalgacık dönüşümü ile elde edilir.

Adım 5: Bu öznitelik vektörü göz kırpması sayısına uygun olan YSA yapısına giriş olarak verilir ve harflerin tespiti yapılır.

Adım 6: Kelime oluşturulduktan sonra verisetinde bulunan kelimeler ile karşılaştırılır ve kelimeler arasındaki mesafeler tespit edilir.

Adım 7: Mesafe değeri en düşük olan kelime belirlenir.

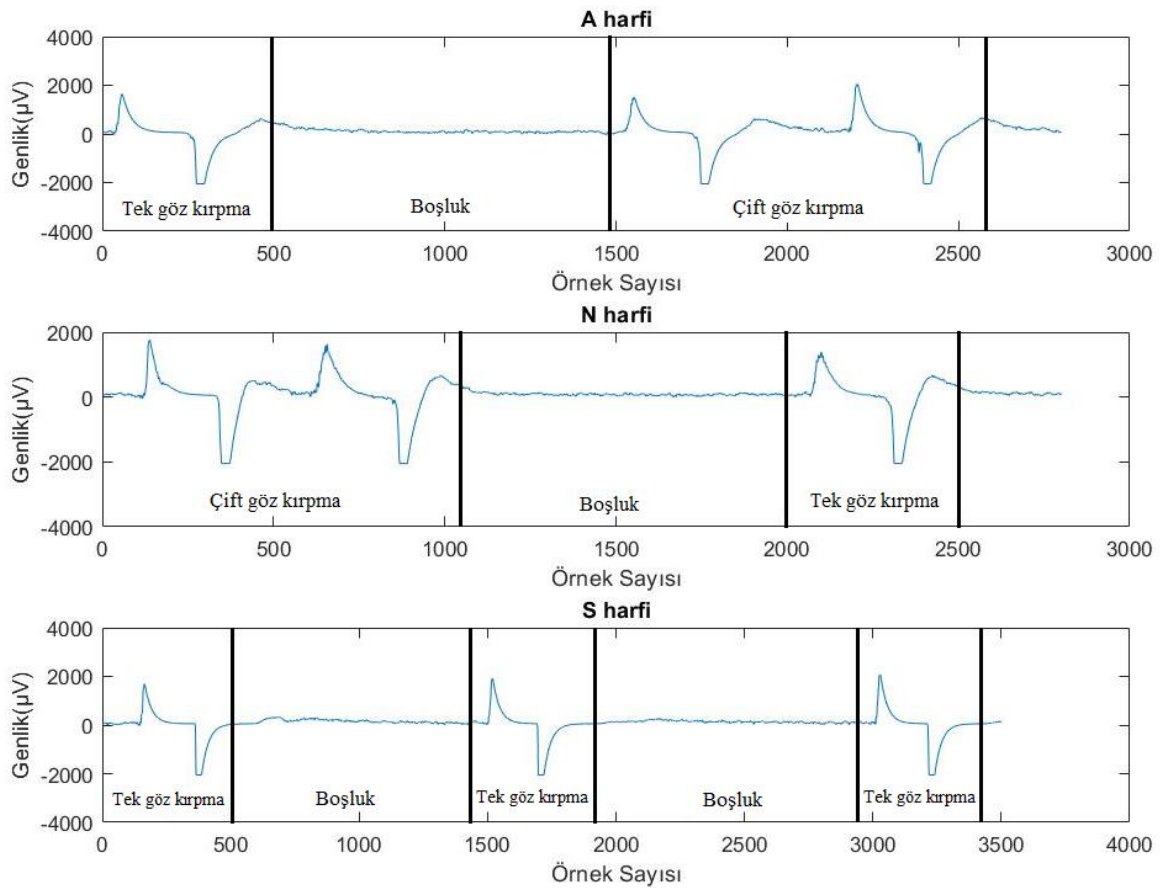
Adım 8: Kelime seslendirilir.

Gerçek zamanlı bir veri akışı içerisinde, bu göz kırpmaları gruplayabilmenin temel şartı, göz kırpmayı yapan kişinin her harf sonunda belirlenen bir süre aralığında herhangi bir göz kırpması girişi yapmamasıdır. Bu süre her ne kadar kişiden kişiye değişebilse de belli bir aralığın içerisinde kaldığı sürece sistem çalışmasına herhangi bir etki yapmayacaktır. Şekil 33’te gösterilen A harfi 3 tane pozitif tepecik (veya 3 tane negatif tepecik) ile A-N-S harf grubuna girmektedir. Bir başka deyişle göz kırpmaları için ayrılan süre içerisinde eğer kişi sadece 3 göz kırpması işlemi yapmışsa, kişi sadece bu üç harften birini kullanmak istemiş olabilir. Şekil 33’te Mors kodunu oluşturan kısa ve uzun sinyallere karşı gelen tek ve çift göz kırpmalardan elde edilen A-N-S harflerine ait grafikler verilmiştir.

Benzer şekilde yine Şekil 29’da gösterilen O ve P harfleri 6 tane pozitif tepecik (veya 6 tane negatif tepecik) ile C-O-P-X-Z harf grubuna aittirler.

Bu düşünceden yola çıkılarak 26 harften oluşan tek bir YSA yerine, içerdikleri göz kırpması sayısına bağlı olarak oluşturulan 7 adet sınıflandırma grubu kurulmuştur. Sınıflandırılmak istenen verinin özelliklerinin iyi şekilde belirlenmesi, sınıflandırma sonucuna doğrudan etki eder. Bundan dolayı sinyalin hangi sınıfa ait olduğuna karar verebilmek için dalgacık dönüşümü ile en belirleyici özellikler çıkarılıp öznitelik vektörü elde edilmiştir. Veri boyutunun büyük olması zaman ve işlem yükü açısından, kaydedilen verilerin etkili ve hızlı bir şekilde işlenmesini zorlaştırmaktadır. Bu sorunun üstesinden gelebilmek için öznitelik vektörlerinin boyutları, dalgacık katsayıları üzerinde istatistiksel

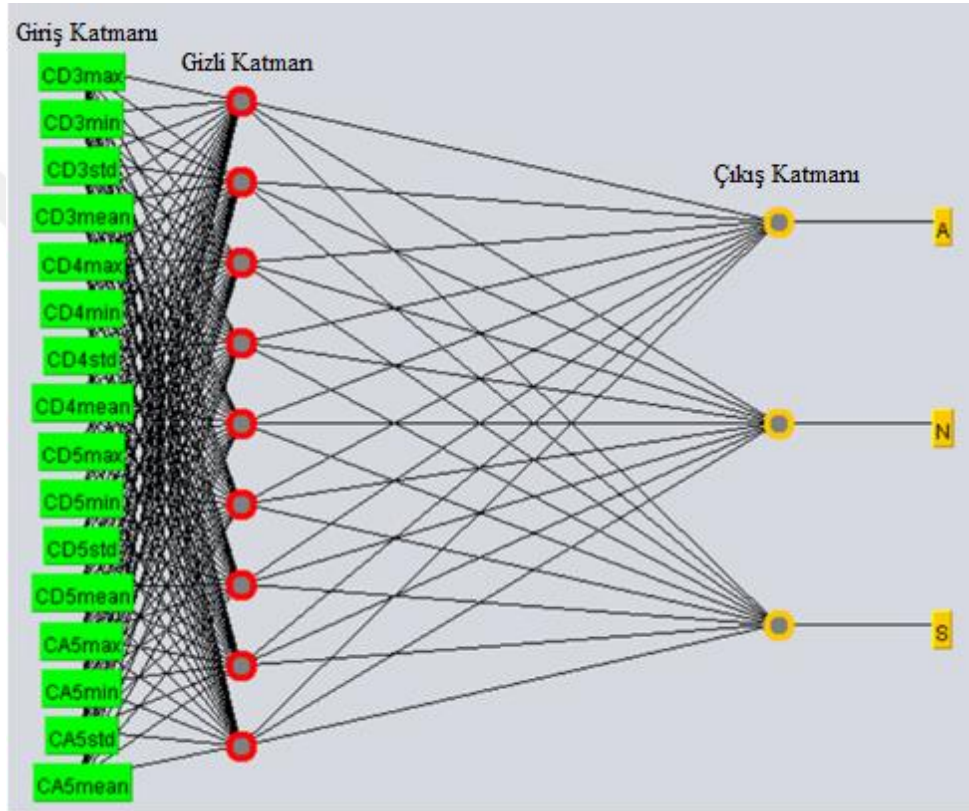
işlemler (ortalama, standart sapma, maksimum ve minimum değer) yapılarak azaltılmıştır. Alınan her kayıt için 16 adet özellikten oluşan bir öznitelik vektörü elde edilmiştir. Öznitelik vektörü elde edilirken 4. dereceden Daubechies (db4) dalgacı ana dalgacık olarak seçilmiştir. Bu dalgacığa ait detay (D3, D4 ve D5) ve yaklaşım (A5) alt bantlarının ortalama, standart sapma, maksimum ve minimum değerleri hesaplanmıştır. Bu öznitelik vektörü kullanılarak önce, bu 6 adet sınıf için sınıflandırma başarıları YSA, KNN ve DVM algoritmaları ile tespit edilmiştir. Genel bir değerlendirme yapıldığında bu yöntemlerden en başarılısının YSA yöntemi olduğuna karar verilmiş ve bu yöntemle gelen test verilerinin hangi harfe benzediği araştırılmıştır.



Şekil 33. Morse kodunu oluşturan kısa ve uzun sinyallere karşı gelen tek ve çift göz kırpmalardan elde edilen A-N-S harflerine ait grafikler

Bu 16 adet özellikten oluşan öznitelik değerleri Yapay Sinir Ağının girişlerini oluşturmaktadır. Bu sistemde oluşturulan harf içindeki tepe sayısı belirlendikten sonra, tepe

sayısı hangi gruba eşitse, sistem, o gruba ait önceden eğitilmiş YSA'na yönlenecektir. Bütün gruplarda kullanılan YSA yapısı, 1 adet gizli katmanı bulunan 16 giriş ve her bir alt grupta bulunan harf sayısı kadar çıkışı olan ileri beslemeli geri yayımlı ağıdır. Örneğin A sinyali için hesaplanan öznitelik vektörüne ait 16 giriş, A-N-S çıkışlarına sahip 3 çıkışlı ve 1 adet gizli katmanı bulunan ileri beslemeli geri yayımlı YSA'na yönlenecektir. Şekil 34'te A-N-S sınıfına ait YSA yapısı gösterilmiştir.



Şekil 34. A-N-S sınıfına ait YSA yapısı

Böylece test verisinin en çok benzediği harf bulunmuş ve kelimeyi oluşturan her harf için bu işlem tekrarlanmıştır. Göz kırpmalar ile istenen kelimeler oluşturulduktan sonra, oluşturulan kelimelerde göz kırpmalar esnasında kişi kaynaklı ortaya çıkabilecek hataların en aza indirilmesi amacıyla, Levenshtein mesafe algoritması kullanılarak oluşturulan kelime, verisetindeki kelimeler ile karşılaştırılmış ve uzaklık derecesi tespit edilmiştir. Uzaklık derecesi en düşük olan kelime tespit edildikten sonra, metnin konuşmaya dönüştürülmesi, Matlab programı içerisinde yer alan metin-konuşma sentezi algoritması kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

2.4.1. Öznitelik Vektörünün Elde Edilmesi

Veri toplama aşaması ile Mors kodlu kelime sinyali girişi yapıldıktan sonra, doğru ve yüksek performanslı bir sınıflandırma sonucu elde edebilmek için, sinyale dahil olan bozucu etkilerin ayıklanması gerekir. Bu nedenle bu çalışmada artefaktların etkisini azaltabilmek için kişilerden kayıt alınırken kafalarını sağa-sola oynatmamaları, göz kırpmaları dışında gözlerini hareket ettirmemeleri istenmiştir. Kablosuz NeuroSky MindWave cihazı ile toplanan sinyalden göz kırpma anlarını saptayabilmek için, ilk olarak kelimeyi oluşturan göz kırpmaları dizisi içerisindeki boşluklar tespit edilmiş ve kelimenin kaç harften oluştuğu belirlenmiştir. Daha sonra her harfin kaç adet göz kırpması sinyali içerdiği tespit edilerek göz kırpması analizi tamamlanmıştır.

Sinyal üzerinde yapılan bu ön işlemlerden sonra, sinyalin hangi sınıfa ait olduğuna karar verebilmek için en belirleyici özellikler çıkarılıp öznitelik vektörü elde edilmiştir. Dalgacık dönüşümü ve istatistiksel özellikler, öznitelik çıkarma için kullanılmıştır. Matlab ortamında kaydedilen dosyalara dalgacık dönüşümü uygulanmıştır. Sinyaller dalgacık dönüşümü kullanılarak analiz edilirken, işarete uygun dalgacığın seçimi ve baskın olan frekans bileşenlerine göre ayrışım seviyelerinin sayısının tespiti önem taşıyan bir durumdur. Sınıflandırma başarısı, uygulamada kullanılan dalgacık tipine ve derecesine bağlıdır [91]. Dalgacığın ve ayrıştırma seviyesinin seçimi genellikle araştırmacıların deneyimine ve sinyalin şekline göre olmaktadır. Ana dalgacık, üzerinde çalışılan sinyale ne kadar benzerse, elde edilen dalgacık katsayıları o derece yüksek değere sahiptir, yani sinyali daha iyi temsil eder [48]. Bu amaçla bu tezde, dalgacık katsayılarının hesaplanmasında literatürde EEG sinyali analizinde en çok tercih edilen Daubechies dalgacığı kullanılmıştır. Farklı derecelere sahip Daubechies dalgacık dönüşümleri ile özellik vektörleri elde edilmiş ve bunların sınıflandırma başarısına etkisi incelenmiştir. Sonuçlar değerlendirildiğinde, 3.dereceden, 4.dereceden ve 5.dereceden Daubechies dalgacıkları ana dalgacık olarak kullanıldığında yapılan sınıflandırma başarılarının yüksek çıktığı tespit edilmiştir. Tasarlanan YSA'lı sistemde özniteliklerin elde edilmesi aşamasında 4. dereceden Daubechies (db4) dalgacığı ana dalgacık olarak seçilmiş ve seviye 5 katsayıları kullanılarak EEG sinyali üzerinde ayrık dalgacık dönüşümü gerçekleştirilmiştir. Ayrık dalgacık dönüşümünün kaç seviye uygulanacağı sinyalin örnekleme frekansına ve toplam örnek sayısına göre değişir. Ayrıştırma seviye sayısı gereğinden fazla seçilirse, son seviyelerdeki içerikler artık sinyali temsil etmekten uzaklaşabilir. Bu çalışmada pek çok denemeden sonra ayrışım seviyelerinin

sayısı 5 olarak belirlenmiştir. Böylece EEG sinyalleri D1 – D5 detay ve A5 yaklaşım alt bantlarına ayrılmıştır. D3, D4, D5 ve A5 dalgacık katsayıları sinyal hakkında önemli bilgi içerdiği için öznitelik vektörleri olarak dikkate alınmıştır. Daha sonra öznitelik vektörlerinin boyutları azaltılmış ve bunun için dalgacık katsayıları üzerinde birtakım istatistiksel işlemler yapılmıştır. Bu işlemler:

- Her alt bant için katsayıların maksimum değeri
- Her alt bant için katsayıların minimum değeri
- Her alt bant için katsayıların standart sapması
- Her alt bant için katsayıların ortalama değeri

Böylece alınan her kayıt için 16 adet özellikten oluşan bir öznitelik vektörü elde edilmiş ve sinyalin hangi sınıfa ait olduğuna karar verebilmek için kullanılmıştır.

2.4.2. Sınıflandırma Başarısının Değerlendirilmesi

Sınıflandırma başarısını değerlendirirken Karışıklık Matrisi adı verilen bir tablo kullanılır. Hassasiyet, kesinlik ve doğruluk ölçümleri bu tablo üzerindeki değerlerden elde edilir. Tablo 8, iki sınıflı sınıflandırıcı için karışıklık matrisini göstermektedir. Sınıflandırma tahminleri dört değerlendirmeden birine sahiptir:

1. Doğru Pozitif (DP): Pozitif olan bir örnek pozitif olarak sınıflandırılmıştır.
2. Yanlış Negatif (YN): Pozitif olan bir örnek negatif olarak sınıflandırılmıştır.
3. Yanlış Pozitif (YP): Negatif olan bir örnek pozitif olarak sınıflandırılmıştır.
4. Doğru Negatif (DN): Negatif olan bir örnek negatif olarak sınıflandırılmıştır.

Tablo 8. İki sınıflı sınıflandırıcı için karışıklık matrisi

Gerçek Sınıf /Tahmin Edilen Sınıf	Pozitif	Negatif	Toplam
Pozitif	DP	YN	DP+YN
Negatif	YP	DN	YP+DN
Toplam	DP+YP	YN+DN	Toplam Örnek Sayısı

Karışıklık matrisi oluşturulduktan sonra sınıflandırıcının performansının belirlenebilmesi için; doğruluk, kesinlik ve hassasiyet gibi değerler hesaplanır. Doğruluk, sınıflandırıcı tarafından doğru sınıflandırılmış örnek sayısının (DP+DN), toplam örnek sayısına (DP+YP+YN+DN) oranıdır. Kesinlik, doğru olarak tahmin edilen pozitiflerin (DP), toplam pozitiflere (DP+YP) oranıdır. Hassasiyet ise, doğru olarak tahmin edilen pozitiflerin (DP), gerçek pozitiflere (DP+YN) oranıdır [92, 93].

$$Doğruluk = \frac{DP + DN}{DP + YP + YN + DN} \quad (44)$$

$$Kesinlik = \frac{DP}{DP + YP} \quad (45)$$

$$Hassasiyet = \frac{DP}{DP + YN} \quad (46)$$

Tablo 9’da ise üç sınıflı bir sınıflandırma işlemi için karışıklık matrisi verilmektedir. Bu matris, KNN (K=3) sınıflandırıcı ve çapraz doğrulama sayısı 10 alınarak yapılan sınıflandırma uygulamasının sonuçlarıdır. Örneğin B sınıfı için doğru tahminlerin sayısı DP=46’dır. Buna rağmen 4 örnek yanlış sınıfa atanmıştır.

Tablo 9. Üç sınıflı sınıflandırıcı için karışıklık matrisi

Gerçek Sınıf /Tahmin Edilen Sınıf	A	B	C	Toplam
A	50	0	0	50
B	0	46	4	50
C	0	8	42	50
Toplam	50	54	46	150

Tablo 9’daki karışıklık matrisinden yararlanarak sınıflandırma doğruluğu, kesinlik ve hassasiyet değerleri aşağıdaki gibi hesaplanır. Sınıflandırma doğruluğu %92, kesinlik

değerinin ağırlıklı ortalaması 0,922 ve hassasiyet değerinin ağırlıklı ortalaması 0,920 olarak bulunur.

$$Doğruluk = \frac{50+46+42}{50+50+50} = \frac{138}{150} = 0,92$$

$$\text{A sınıfı için kesinlik değeri: } Kesinlik[A] = \frac{50}{50} = 1$$

$$\text{B sınıfı için kesinlik değeri: } Kesinlik[B] = \frac{46}{54} = 0,852$$

$$\text{C sınıfı için kesinlik değeri: } Kesinlik[C] = \frac{42}{46} = 0,913$$

$$\text{A sınıfı için hassasiyet değeri: } Hassasiyet[A] = \frac{50}{50} = 1$$

$$\text{B sınıfı için hassasiyet değeri: } Hassasiyet[B] = \frac{46}{50} = 0,920$$

$$\text{C sınıfı için hassasiyet değeri: } Hassasiyet[C] = \frac{42}{50} = 0,840$$

Uygulanan sınıflandırma yöntemlerinin başarılarının değerlendirilmesi amacıyla, veri kümesi eğitim ve test kümesi olmak üzere ikiye ayrılmaktadır. Bu ayırma işlemi farklı yöntemlerle yapılabilir. Bu çalışmada çapraz doğrulama (ÇD) ve yüzde bölme (YB) olmak üzere iki ayrı yöntem kullanılmıştır.

Çapraz doğrulama ile veri seti k tane eşit parçaya bölünür ve k-1 parça eğitim, geriye kalan 1 parça da test için kullanılır. Bu işlem k kere tekrar edilir. Her tekrarda elde edilen sonuçların ortalaması alınarak modelin değerlendirilmesi yapılır. Böylece veri seti parçalanırken, verinin dağılımından kaynaklanabilecek sapma ve hataların en aza indirilmesi amaçlanır [94, 95]. Bu çalışmada çapraz doğrulama yöntemi için iki adet k değeri (k=5 ve k=10) seçilmiş ve sınıflandırma yöntemlerinin başarıları değerlendirilmiştir.

Yüzde bölme yöntemi ise, test için belli bir miktar veriyi ayırır ve kalan veriyi eğitim için kullanır. Genellikle veri setinin üçte biri test için ayrılırken, geri kalan üçte ikisi eğitim için kullanılır. Bu çalışmada bu yöntemle veri seti iki farklı şekilde bölünmüştür. Birincisinde veri kümesinin %66'lık kısmı eğitim için, geri kalan kısmı da test için ayrılırken, yapılan ikinci çalışmada veri setinin %50'si eğitim, diğer %50'si de test için kullanılmıştır.

2.5. Dinamik Zaman Bükmesi Kullanan (DZB'li) Sistem

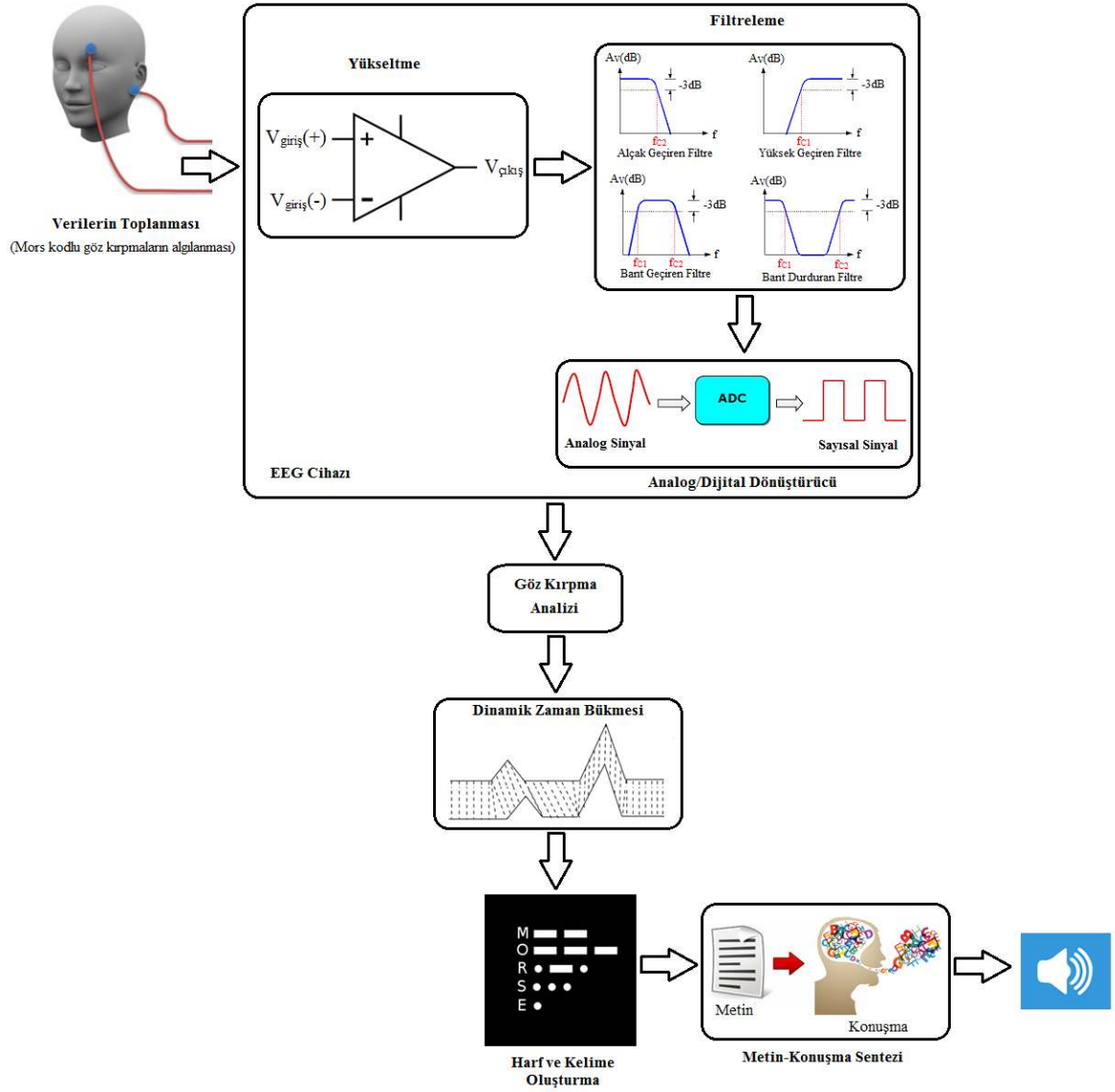
Örüntü tanıma sistemlerinde belirli bir dalga şekline ait öznitelik vektörlerinin elde edilmesi ve bu öznitelik vektörleri kullanılarak yapılan sınıflandırma sonuçları ile sistemin başarısının değerlendirilmesi, geleneksel bir yaklaşım olarak karşımıza çıkar. Tasarlanan DZB'li sistemde bu geleneksel yaklaşımdan uzaklaşarak, özellikle ses tanıma çalışmalarının ilk yıllarında üzerinde çok durulan Dinamik Zaman Bükmesi (DZB) yöntemi ile öznitelik vektörlerine gerek kalmadan doğrudan bir sınıflandırma denemesi yapılmıştır.

Önerilen YSA'lı sistemde göz kırpmaların zamanın hangi anında yapıldığı sistem başarısını doğrudan etkilemektedir. Zaman eksenindeki kaymalardan etkilenmeyen bir sistem arayışı, DZB'li sistemin tasarlanmasındaki en önemli sebeptir. Önerilen DZB'li sistemde kullanılan Dinamik Zaman Bükmesi (DZB) algoritması zaman serileri analizinde, zaman ya da hız bakımından farklılık gösteren iki sinyalin arasındaki benzerliği ölçmeye yarayan bir yöntemdir. Öklid uzaklıkları [42] dikkate alındığında, kendine en yakın olan eşleştirmeyi yapmaktadır. Bu eşleştirme sayesinde sözgelimi bir zaman serisinin $t=2$ anının diğer zaman serisinin $t=1$ anına kaymış veya bükülmüş olduğu gözlenebilir. Bir başka deyişle göz kırpmaların zamanın hangi anında yapıldığının önemini bu yöntem ortadan kaldırmaktadır.

Önerilen DZB'li sistemin blok diyagramı Şekil 35'de ve bu sistemin çalışmasına ait akış şeması ise Şekil 36'da verilmiştir. Tasarlanan bu sistemde de ilk olarak konuşmaya dönüştürülecek kelime, göz kırpmalar aracılığıyla Mors kodları ile oluşturulur. Oluşturulan bu kelimeler içerisinde harflerin sonunda belirli süreli boşluklar vardır. İlk aşamada bu boşlukların tespiti ile kelimenin kaç harften oluştuğu belirlenmektedir. Daha sonra harflerin içerisindeki göz kırpma anları tespit edilerek göz kırpma analizi tamamlanır. Bu göz kırpmaların tek göz kırpması mı veya çift göz kırpması mı olup-olmadığını tespit edebilmek için Dinamik Zaman Bükmesi algoritması kullanılır. Bir harfi oluşturan zaman serisi ile daha önceden kaydedilmiş tek ve çift göz kırpma sinyallerine ait zaman serileri, ortalama olarak hesaplanan bir pencere süresi içerisinde, Dinamik Zaman Bükmesi algoritması ile karşılaştırılır.

Şekil 36'da verilen DZB'li sistemin çalışmasına ait akış şemasının detayları aşağıda adımlar halinde verilmiştir.

Adım 1: Yazılması istenen kelime, Mors kodları kullanılarak göz kırpmalar ile oluşturulur.



Şekil 35. Tasarlanan DZB’li sisteme ait blok diyagram

Adım 2: Kelimeyi oluşturan göz kırpma dizisi içerisindeki boşluklar tespit edilir kelimelerin kaç harften oluştuğu belirlenir.

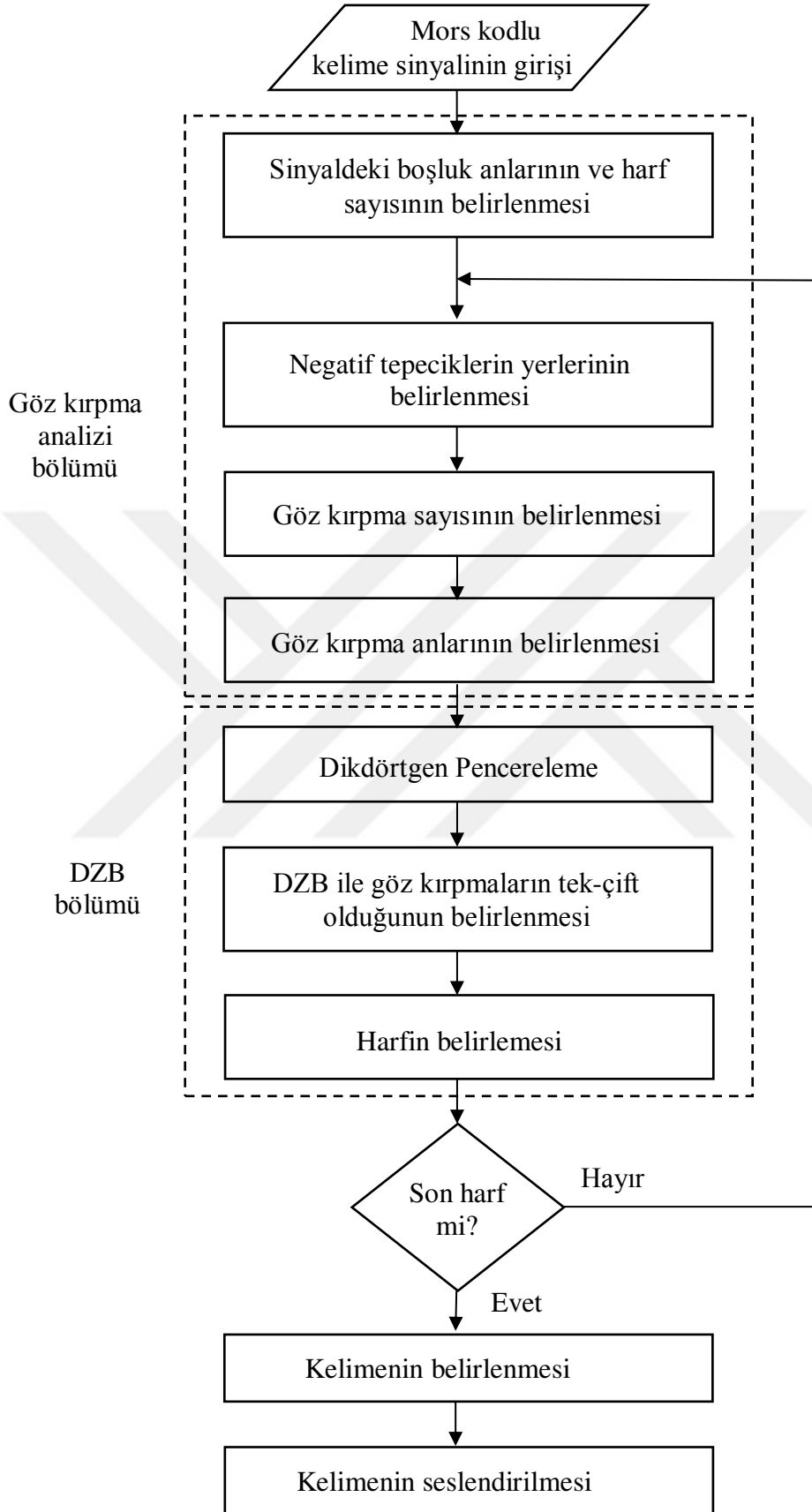
Adım 3: Bir harf içindeki negatif tepeciklerin yerleri belirlenir.

Adım 4: Bir harf içindeki göz kırpma sayısı ve anları tespit edilir.

Adım 5: Bir harf içindeki göz kırpma dizisi ile test göz kırpma dizisi DZB kullanılarak karşılaştırılır ve harf içinde bulunan her göz kırpma başlangıcında bu test tekrarlanır.

Adım 6: Göz kırpmaların tek veya çift olduğu belirlenir ve bunun karşılığı olan harf elde edilir.

Adım 7: Harflerin yan yana gelmesi ile oluşan kelime seslendirilir.



Şekil 36. Tasarlanan DZB’li sisteme ait akış diyagramı

2.5.1. Dinamik Zaman Bükmesi Algoritması

Kodlanan kelime, tek ya da çift göz kırpmalardan oluşmuş bir sinyal dizisidir. Kelime içerisindeki harf sayısının belirlenmesiyle, karşımıza tek ya da çift göz kırpmalarından oluşmuş bir sinyal dizisi çıkmaktadır. Bu noktada gözlemlenen en büyük sorun, denekler arasında tek veya çift göz kırpmalar için belirli bir zaman senkronizasyonunun oluşma ihtimalinin olmamasıdır. Örneğin Şekil 30’da verilen “OPEN” kelimesinin ilk harfi olan “O” içerisinde yer alan 6 adet göz kırpmasının hangi göz kırpma kombinasyonları ile oluşturulduğunun bilinmemesidir. 6 adet tek göz kırpmadan mı, 3 adet çift göz kırpmadan mı, yoksa daha farklı bir kombinasyondan mı oluşmuştur? Oluşturulan sistemde doğru sonuçların alınabilmesi için, çözülmesi gereken en önemli sorun budur.

Açıktır ki, göz kırpmaların zamanın hangi anında yapıldığı, sistem başarısını doğrudan etkileyen bir faktördür. Sistem, zaman eksenindeki kaymalardan etkilenmemelidir. Bu noktada $W(n)$ dikdörtgen pencereleme işlemi kullanmak ve elde edilen pencerelerin daha önce bilinen bir pencere ile karşılaştırılmasının yapılması, en mantıklı çözüm gibi gözükmemektedir. Eşitlik (47)’de verilen $W(n)$ fonksiyonunun başlangıç n değeri, deneysel sonuçlardan çıkarılan bir bağıntı olarak gösterilebilir.

$$W_{start} = X_{neg}(1) - D_{NG} \quad (47)$$

Burada D_{NG} , X_{neg} ve X_{pos} arasındaki ortalama örnek farkıdır.

$$T_2 < W_L < T_2 + T_3 \quad (48)$$

örnek seçilmelidir. Bu da eğer varsa, bir pencere süresi içine T_1 veya T_2 ’nin rahatça sığmasını sağlayacaktır. Burada; W_L , pencerenin uzunluğudur.

DZB algoritması için verilen iki zaman serisi $X(i) = [x_1 \ x_2 \ x_3 \dots x_i]$ ve $Y(j) = [y_1 \ y_2 \ y_3 \dots y_j]$ olsun. i birinci dizinin eleman sayısını, j ikinci dizinin eleman sayısını belirtir. Algoritma (x_i, y_i) noktasından (x_j, y_j) noktasına kadar iki seri arasındaki mesafelerin toplamını hesaplamaktadır. Bu hesap için birçok fonksiyon kullanılabilir. En çok kullanılanları ise, eşitlik (49) ve eşitlik (50)’de verilen Öklit ve farkın karesi fonksiyonlarıdır.

$$D(i, j) = |x_i - y_j| \quad (49)$$

$$D(i, j) = (x_i - y_j)^2 \quad (50)$$

DZB algoritmasının tercih edilme sebebi, tanımından da anlaşılacağı üzere zamandaki kaymalardan etkilenmemesidir. Göz kırpma sinyalleri ister tek ister çift olsun, zamanın herhangi bir t anında başlamış olabilir. Denekler arasında başlangıç ya da göz kırpma süresi açısından bir senkronizasyon oluşturmak mümkün değildir. Hatta aynı denek için bile, tekrarlarda gözün kırılmasını aynı zaman anlarında beklemek imkansızdır.

$W(n)$ penceresinin başlangıcı W_{start} değeridir. Pencerenin zaman boyunca kaydırılması (W_{shift}) eşitlik (51)'deki şartlara göre gerçekleştirilir.

$$\begin{aligned} |D_1| < |D_2|, & \quad W_{shift} = W_L \\ |D_1| > |D_2|, & \quad W_{shift} = 2W_L \end{aligned} \quad (51)$$

Burada:

D_1 : Tek göz kırpma şablonu ile pencereleme verileri arasındaki öklid mesafesi

D_2 : Çift göz kırpma şablonu ile pencereleme verileri arasındaki öklid mesafesi

Örneğin ilk göz kırpma sinyalinden itibaren alınan pencerede, tek göz kırpma sinyali var ise, DZB algoritması bunu, daha önce kaydı yapılmış tek ve çift göz kırpma sinyallerinden, tek göz kırpma sinyali ile eşleştirecek ve bu benzerlik oranını düşük Öklid mesafesi olarak verecektir. Bu durumda ilk göz kırpmanın tek olduğu sonucu ortaya çıkacak ve aynı işlemler ikinci göz kırpmada tekrar edilecektir. Eğer ilk göz kırpma sinyalinde Öklid mesafesi çift göz kırpma için düşük değerdeyse, bu sefer pencereleme işlemi 2. göz kırpmayı atlayıp 3. göz kırpmadan devam edecektir. Bu şekilde bir harf süresi içerisindeki göz kırpmaların analizi oluşturulacak ve göz kırpmaların Mors kodu karşılıkları o harf için tamamlanacaktır. Harflerin bu algoritma ile tek tek tamamlanması ile kelime ortaya çıkacaktır.

2.6. Metin-Konuşma Sentezi

Her iki sistemde de son adım olarak, ortaya çıkan kelime Windows işletim sistemi içerisinde yer alan ses veri tabanından yararlanılarak seslendirilmiştir. Tasarlanan sistemlerde Mors kodlarının kullanılması nedeniyle, sistem İngilizce dili için ses sinyal çıkışı üretmektedir.

2.7. Tek Kanallı EEG Sinyal Cihazı Tasarımı

Göz kırpmaların konuşmaya dönüştürülmesi yönünde yapılan kısıtlı sayıdaki çalışmalarda dikkat çeken ilk nokta göz kırpma sinyallerinin elde edilmesi yönündedir. Göz kırpmaların tespit edilmesinde izlenebilecek yollar belirlidir. EEG sinyal toplayıcı, EOG sinyal toplayıcı, elektromiyografi (EMG) sinyal toplayıcı, IR sensörleri veya kamera sistemi kullanılarak göz kırpma sinyallerini tespit etmek mümkündür. Bu sinyallerin elde edilme şekilleri bile sistemler arasında belirgin bir maliyet farkı yaratmaktadır.

Mevcut BBA sistemlerinde EEG sinyal toplama araçlarının çoğu, ticari EEG cihazları tarafından karşılanmaktadır. Profesyonel tıbbi ekipmanlar çok sayıda kanal içerirler ve özel bir BBA deneyi için parametreleri kolayca değiştirilemez. Ayrıca bu cihazlar çok pahalıdır ve genel bir kullanıcının bu maliyeti karşılaması zordur. Bu nedenlerden dolayı, birçok araştırmacı, EEG sinyal toplam maliyetini düşürmek için çalışmalar yapmışlardır ve sınırlı sayıda elektrotlu ürünler geliştirmişlerdir. Bu yüzden bu çalışmada maliyeti düşük, hassasiyeti yüksek ve kullanımı kolay olan tek kanallı EEG sinyal toplama işlemi yapan bir kart tasarımı gerçekleştirilmiştir. Tek kanallı bir EEG sinyal toplayıcı devrenin özellikle kontrol amaçlı sistemlerde kullanım sahası oldukça geniştir.

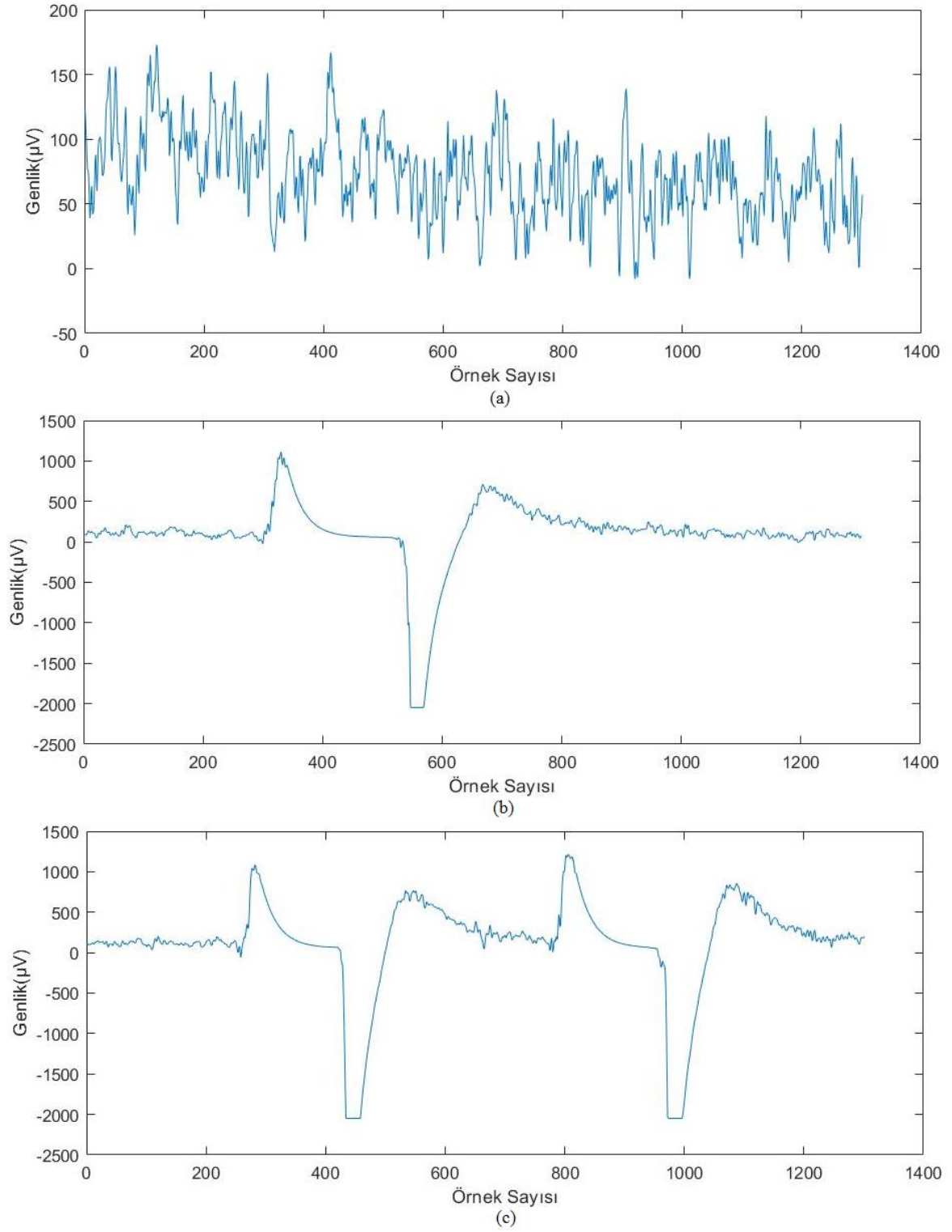
Tasarımı yapılan bu tek kanallı EEG cihazı ile üç tip sinyalin kaydı yapılmıştır. Kaydı yapılan sinyaller; her iki gözün aynı anda bir kez kırılmasını içeren tek göz kırpma sinyali, her iki gözün aynı anda iki kez kırılmasını içeren çift göz kırpma sinyali ve göz kırpmasının olmadığı boşluk sinyalidir. Bu üç tip sinyalin sınıflandırma başarıları değerlendirilerek, tek kanallı kablolu NeuroSky MindWave cihazı ile tasarımı yapılan tek kanallı EEG cihazının verileri algılamadaki başarıları karşılaştırılmıştır. Her iki cihazla ayrı ayrı toplanan kayıtlar ile oluşturulan verisetlerinden gerekli öznitelikler dalgacık dönüşümü yapılarak çıkarılmıştır. Bu öznitelikler kullanılarak tek göz kırpma, çift göz kırpma ve göz kırpmasının olmadığı anlar Yapay Sinir Ağları, K-En Yakın Komşu, Destek Vektör Makineleri, Karar

Ağaçları ve Naive Bayes algoritmaları gibi farklı sınıflandırma yöntemleri ile tespit edilmiştir.

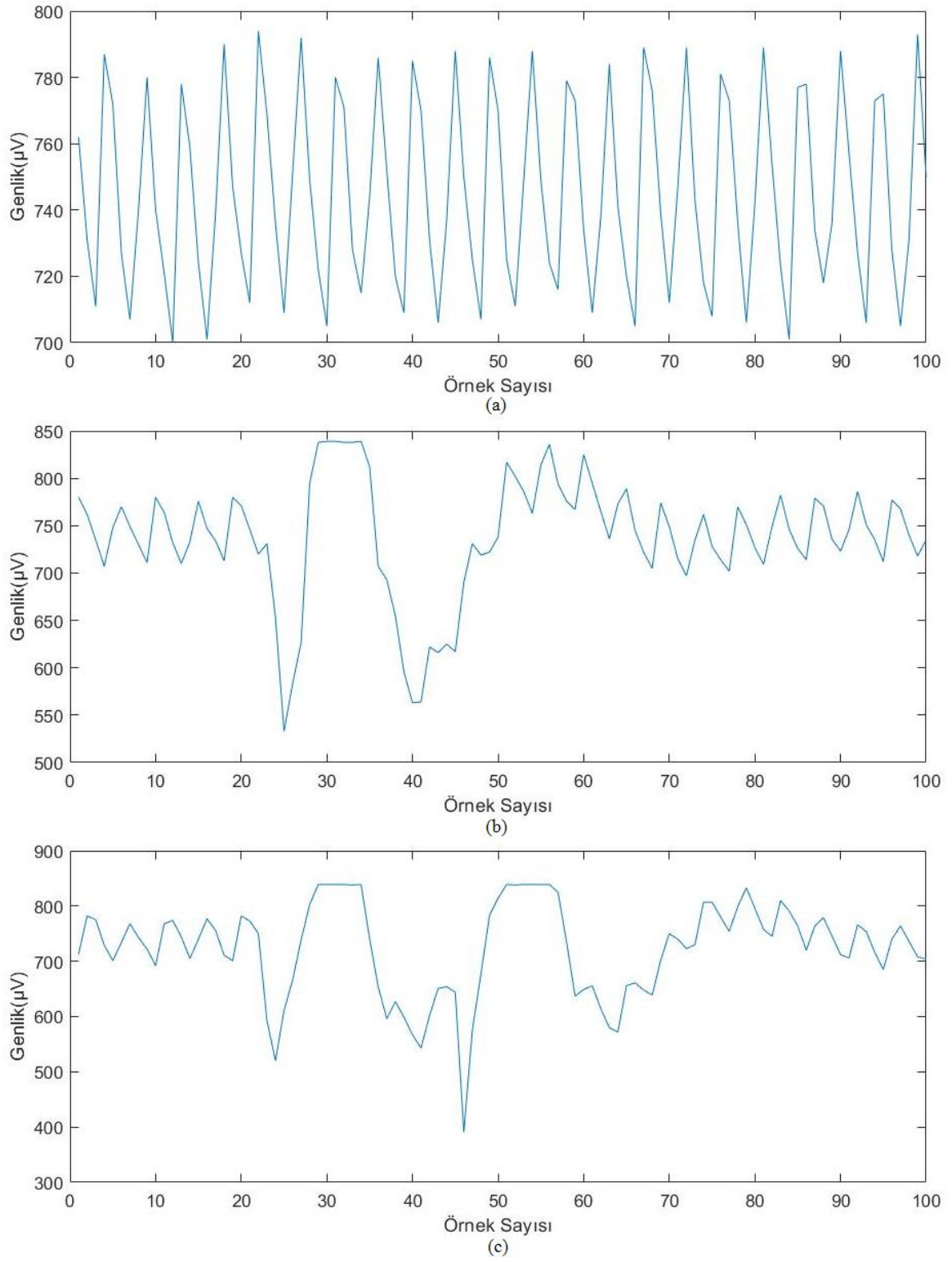
Tasarlanan tek kanallı EEG sinyal toplama cihazı ile kaydedilen veriler kullanılarak yapılan sınıflandırma sonuçlarının, tek kanallı kablosuz NeuroSky MindWave cihazı ile kaydedilen veriler kullanılarak yapılan sınıflandırma sonuçları kadar başarılı olduğu gözlemlenmiştir.

Şekil 37’de NeuroSky MindWave cihazı ile ve Şekil 38’de ise tasarlanan tek kanallı EEG sinyal toplama cihazı ile kaydedilen, yukarıda bahsi geçen üç tip sinyal gösterilmiştir. Burada her iki cihaz ile kaydedilen EEG sinyallerinde, sinyal içindeki göz kırpmaya yapıldığı anlardaki sinyal üzerinde meydana gelen değişim açıkça görülmektedir.

Tasarlanan devrede ilk olarak kafatasının uygun noktalarına (FP1 – A1) yerleştirilen elektrotlar vasıtasıyla sinyaller alınır. Daha sonra bu sinyaller EEG devresinin girişine aktarılır. EEG devresi kendi içerisinde birkaç bölüme ayrılır. Frekans bant aralığı 0,5-100 Hz olan EEG sinyalleri, genlikleri çok düşük sinyaller olduklarından, bu devre ile, elde edilen bu sinyallerin herhangi bir kayba uğramadan yükseltilmesi sağlanır. EEG sistemleri genellikle gürültüden, özellikle de güç şebekesinin gürültüsünden etkilenir. Bu devre sadece sinyali yükseltmekle kalmaz, aynı zamanda gürültünün bir kısmını da yok eder. Bu amaçla EEG sinyali içinde bulunan istenmeyen bozucu sinyaller filtre devreleri ile filtrelenerek daha belirgin ve daha temiz bir sinyal elde edilir. Bunun için sinyal 0,5 Hz kesim frekansına sahip bir yüksek geçiren filtre, 100 Hz kesim frekansına sahip bir alçak geçiren filtre ve 50 Hz şebeke frekans bileşenini kaldırmak için bir çentik filtresinden geçirilir. Filtre devresi çıkışındaki sinyal analog sinyaldir ve bilgisayar ortamına aktarılmadan önce sayısal sinyale dönüştürülmesi gerekir. Bu işlem, programlanması kolay ve yüksek bir örnekleme frekansı verebildiği için bir Arduino UNO mikrodenetleyicisi kullanılarak yapılmıştır. Sayısallaştırılmış EEG verileri daha sonra bilgisayara aktarılır ve böylece sinyal toplama işlemi tamamlanır.

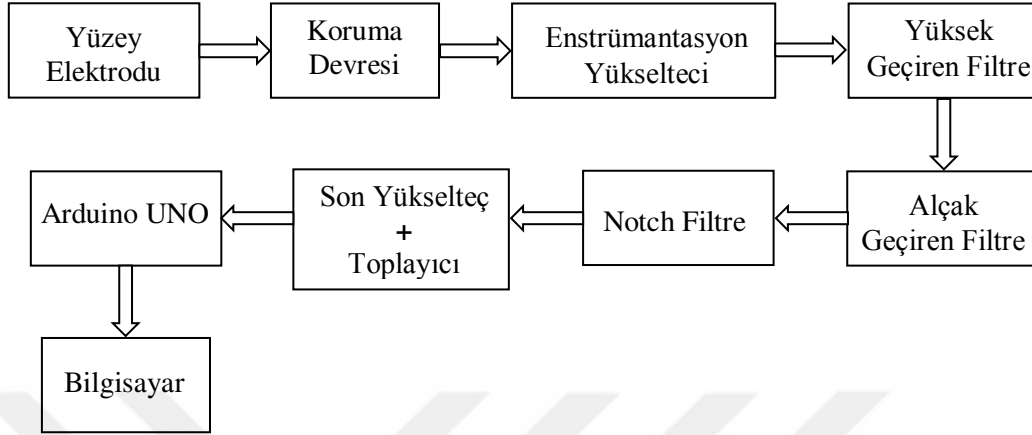


Şekil 37. NeuroSky MindWave cihazı ile kaydedilen üç tip sinyal (a) Boşluk sinyali olarak tanımlanan normal EEG sinyali (b) Tek göz kırpması içeren EEG sinyali (c) Çift göz kırpması içeren EEG sinyali



Şekil 38. Tasarlanan tek kanallı EEG sinyal toplama devresi ile kaydedilen üç tip sinyal (a) Boşluk sinyali olarak tanımlanan normal EEG sinyali (b) Tek göz kırpması içeren EEG sinyali (c) Çift göz kırpması içeren EEG sinyali

Tasarlanan tek kanallı EEG sinyal toplama sisteminin blok diyagramı Şekil 39’da gösterilmiştir.



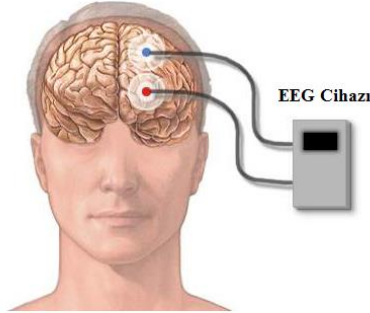
Şekil 39. Tasarlanan tek kanallı EEG sinyal toplama sisteminin blok diyagramı

2.7.1. EEG Elektrotları

İnsan vücudundan alınan biyolojik işaretlerin algılanabilmesi için, vücut ile ölçme düzeni arasındaki bağlantıyı sağlayan elemanlara elektrot denir. Piyasada, bu amaç için kullanılabilecek birkaç tipte elektrot vardır. Kullanılacak bu elektrotlar algılanmak istenen parametrelere uygun seçilmeli ve kişilere herhangi bir rahatsızlık vermeyecek şekilde tasarlanmalıdır. Kişiyi rahatsızlık vermeme olgusu sinyal toplamada karşımıza çıkan en büyük zorluktur. Bu nedenle kullanılan elektrotlardan elde edilen işaretler zayıf ve bunun paralelinde daha yüksek oranda gürültü karışmış şekildedir. Bu da hiç kuşkusuz daha ileri seviyeli sinyal işleme tekniklerinin kullanılmasını gerektirmektedir. Veri algılamada kullanılan elektrotlar yüzey elektrotları, dahili elektrotlar ve mikroeletrotlar olmak üzere üçe ayrılır. Yüzey elektrotları hastanın cildiyle doğrudan temas halindedir. Çapları 0,3-5 cm arasında değişir ve hastaya diğer elektrotlara nazaran herhangi bir rahatsızlık vermezler. Bu elektrotlar metal plaka, vakum pompalı, gezici tip, tümüyle atılabilir tip, bükülebilir tip ve kuru elektrotlar olmak üzere alt sınıflara ayrılır [96, 97].

Bu çalışmada kullanılan tek kanallı kablosuz NeuroSky MindWave cihazında kuru elektrottan sinyal alınmıştır. Tasarlanan EEG cihazında ise beyinden sinyal alınırken yüzey elektrotları grubuna dahil olan metal plakalı elektrot tercih edilmiştir. Özellikle EMG, EEG,

ve EKG işaretlerini algılamakta kullanılan ve Şekil 40'da gösterilen bu elektrotların deri ile temas eden metalik bir yüzeyi bulunur.



Şekil 40. Tasarlanan sistemde kullanılan yüzey temaslı elektrot ve elektrot pedi

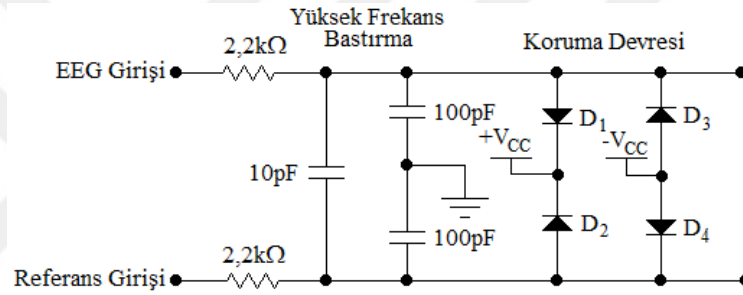
2.7.2. Koruma Devresi

Gerçek dünya yüksek frekans gürültü kaynakları ile doludur. Bu yüzden gerçek dünyadaki uygulamalar giderek artan miktarda yüksek frekans gürültüsü içerirler. Ortamdaki bu gürültü kaynakları ortadan kaldırılamadığı için, sinyal hassas yükselteçlere ulaşmadan önce bir alçak geçiren filtreden geçirilir. Filtrenin üç şey yapması gerekir: Giriş hatlarından RF enerjisini mümkün olduğunca kaldırmak, her hat ve toprak arasındaki AC sinyal dengesini korumak ve sinyal kaynağının yüklenmesini önlemek için yeterince yüksek bir giriş empedansı sağlamak. Yüksek frekans bastırma devresi, filtrenin çıkışı enstrümantasyon yükseltecinin giriş uçlarında görünen bir köprü devresi oluşturduğunu gösterir. Bundan dolayı, köprüyü dengede tutabilmek için direnç değerleri ve kapasite değerleri her zaman eşit olmalıdır. Devrede verilen değerlerle eşitlik (52) kullanılarak bu filtrenin -3dB değeri 600 Hz'e eşittir. Devrede $C_2=10\text{pF}$, $C_1=100\text{pF}$ ve $R=2,2\text{k}\Omega$ olarak alınmıştır. Bu devre yeterli RF zayıflaması sağlar [98].

$$BW = \frac{1}{2\pi R(2C_2 + C_1)} \approx 600Hz \quad (52)$$

Veri toplama sistemlerinde bulunan yükselteçler çoğu zaman aşırı giriş yüklenmelerine maruz kalır. Yükselteç, kişinin herhangi bir elektrik çarpması tehlikesinden korunmasını sağlamalıdır. Ek olarak yükseltecin kendisi de ortaya çıkabilecek yüksek giriş gerilimlerinden kaynaklanabilecek hasarlara karşı korunmalıdır. Bu nedenle tasarlanan sistemde koruma devresi kullanılmıştır.

Yüzey elektrotları tarafından toplanan sinyal ilk önce Şekil 41’de gösterilen radyo frekansı girişim (RFI) filtresi ve koruma devresinden geçirilir.



Şekil 41. Koruma devresi

2.7.3. Enstrümantasyon Yükselteci

Beyinden alınan işaretler beynin anatomik yapısı gereği mikrovolt düzeylerinde ve farklı gürültü kaynaklarının bozucu etkilerine açık işaretlerdir. Kişilere rahatsızlık vermemek için kullanılan yüzey elektrotları, insan kafatasının yarattığı zayıflama nedeniyle, beyin sinyallerini gürültü karışmış bir şekilde, çok düşük düzeylerde algılar. EKG, EMG ve EEG sinyallerinin genlik ve frekans değerleri Tablo 10’da verilmiştir.

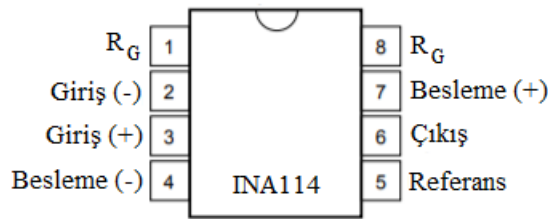
Tablo 10. Biyolojik sinyallere ait genlik ve frekans değerleri

Sinyal Çeşidi	Genlik	Frekans Bandı
EKG	100 – 500 μV	0,1 – 150 Hz
EMG	100 μV – 1 mV	10 – 500 Hz
EEG	1 – 100 μV	0,5 – 100 Hz

Tablo 10'dan da görüldüğü gibi, insan vücudundan alınan biyolojik sinyallerin frekans ve genlik değerleri birbirine oldukça yakın düzeydedir. Bu işaretler her ne kadar kullanıldıkları yere bağlı olarak elektrotlar tarafından en az düzeyde algılsalar da, birbirlerine girişim yapmaları söz konusudur.

Enstrümantasyon yükselteci biyolojik işaretlerin yükseltilmesinde kullanılan temel bir yapıdır. Bu yükselteçler yüksek kazançlı, yüksek giriş empedanslı ve yüksek bir ortak işareti bastırma oranına (Common Mode Rejection Ratio = CMRR) sahip yükselteçlerdir. CMRR, yükseltecin her iki girişinde bulunan ortak olan gerilimleri zayıflatma yeteneği veya eğilimidir. Elektrotlardan gelen giriş gerilimi çok düşük genliğe sahip olduğundan, yüksek CMRR önemli bir faktördür.

Bu doktora çalışmasında tasarlanan tek kanallı EEG sinyal toplama sisteminde enstrümantasyon yükselteci olarak Texas Instruments'e ait INA114 enstrümantasyon yükselteci tercih edilmiştir. INA114 enstrümantasyon yükselteci, girişlerine bağlı iki elektrot arasındaki farkı algılar ve yükseltir. INA114, düşük maliyetli, küçük boyutlu, yüksek CMRR değeri (115dB) olan, tek bir harici direnç ile 1 ila 10.000 arasında herhangi bir kazanç sağlayabilen genel amaçlı bir enstrümantasyon yükseltecidir. Ayrıca 3 mA maksimum besleme akımı ile çalışarak düşük güç kullanımı sağlamaktadır. Bu özellikleri ile EEG, EKG ve EMG gibi tıbbi uygulamalar için uygun bir yükselteçtir. Harici direnç entegrenin 1 ve 8 numaralı uçları arasına bağlanır. INA114 entegresinin bacak bağlantıları Şekil 42'de ve devre şeması Şekil 43'te gösterilmiştir.



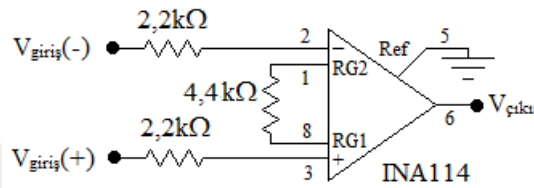
Şekil 42. INA114 entegresinin bacak bağlantıları

INA114 enstrümantasyon yükselteci için kazanç bağıntısı eşitlik (53)'te verildiği gibidir. Bu denklemdeki $50k\Omega$ değeri, entegredeki iki iç geri besleme direncinin toplamından gelir.

$$G = \frac{V_{\text{çıkış}}}{V_{\text{giriş}}(+)-V_{\text{giriş}}(-)} = 1 + \frac{50k\Omega}{R_G} \quad (53)$$

Tasarlanan devrede R_G harici direnci 4,4 k Ω olarak seçilmiştir ve kazanç $G=12,36$ olarak hesaplanmıştır.

$$G = 1 + \frac{50k\Omega}{4.4k\Omega} = 12,36$$



Şekil 43. Enstrümantasyon yükseltici devre şeması

2.7.4. Aktif Filtre Tasarımı

Filtre devreleri, bir sinyaldeki belirli bir frekans aralığının geçişini engellerken, belirli frekans veya frekans aralığını ileten devrelerdir. Hangi frekans aralığının iletimi isteniyorsa buna göre alçak geçiren, yüksek geçiren, bant geçiren ve bant durduran filtreler kullanılır.

1 MHz'den daha yüksek frekanslarda, bu filtrelerin tümü genellikle bobin (L), direnç (R) ve kondansatör (C) gibi pasif devre elemanlarından oluşur. Bunlara LRC filtreleri denir. Bununla birlikte, düşük frekans aralığında (1 Hz - 1 MHz arası), bobinin endüktans değeri çok büyük hale gelir ve oldukça büyük yer kaplar, bu da ekonomik üretimi zorlaştırır. Bu sebeple düşük frekanslarda aktif filtreler tercih edilir.

Aktif filtreler, aktif bir devre elemanı kullanılarak oluşturulan devrelerdir. Aktif filtre yapısında bobin elemanı olmadığı için, tasarımı kolay ve ucuzdur. Aktif filtre devrelerinin giriş empedansı yüksek ve çıkış empedansı düşük olduğu için, giriş ve çıkışlarına bağlanan devre ya da devre elemanlarının etkilenmesi söz konusu değildir. Ayrıca filtrenin geçirgen olduğu frekanslarda sinyal genliğinde herhangi bir zayıflama olmaz. Aktif filtrelerin sayılan bu avantajlarının yanında bazı dezavantajları da vardır. Aktif eleman nedeniyle bir besleme

devresi gerektirirler. Ayrıca filtre tasarımında kullanılan işlemsel yükselteçlerin bant genişlikleri sınırlı olduğundan, her frekansta aktif filtre tasarlamak zordur.

EEG sinyalinin frekans bant aralığı 0,5-100 Hz'dir. Klinik ve fizyolojik uygulamalarda uzman kişilerce kabul edilen frekans bandı 0,5-30 Hz olmaktadır. Bu sinyallerin genlikleri çok düşük (mikrovolt seviyesinde) olduğu için, farklı gürültü kaynaklarının bozucu etkilerine oldukça açık sinyallerdir. Bir EMG sinyali, bir EKG veya bir EEG sinyaline yüksek genliği sebebiyle doğrudan bozucu etki gösterebilir. Bu nedenle bu aşamada yapılacak filtreleme oldukça önemlidir. 100 Hz üzerindeki frekansların yaratabileceği gürültüyü engellemek için bir alçak geçiren filtre ve 0,5 Hz altındaki frekansların yaratabileceği gürültüyü engellemek için de bir yüksek geçiren filtre kullanılmalıdır. Hiç kuşkusuz filtreleme işlemi sadece bu üç sinyalin birbirleri üzerindeki bozucu etkileri ortadan kaldırmak için kullanılmamaktadır. Ayrıca şebeke kaynaklı gürültüyü ortadan kaldırmak için de 50 Hz'te bir çentik filtre de kullanılmalıdır. Bundan dolayı algılamak istediğimiz EEG sinyallerindeki istenmeyen sinyalleri yok etmek için filtre devrelerinin kullanımı kaçınılmazdır.

Butterworth tipi filtreler geçirme bandında düz bir frekans tepkisine sahiptirler. Geçirme bandında ve durdurma bandında dalgalanma olmaz. Kesim frekansındaki zayıflama ise -3 dB'dir. Bu özelliklerinden dolayı tasarlanan tek kanallı EEG sinyal toplama sisteminde filtre tasarımı için Butterworth filtre tercih edilmiştir. Bu amaçla 0,5 Hz kesim frekansına sahip bir yüksek geçiren filtre, 100 Hz kesim frekansına sahip bir alçak geçiren filtre ve 50 Hz şebeke frekans bileşenini kaldırmak için bir çentik (Notch) filtre tasarımları gerçekleştirilmiştir. Bu filtreler için kullanılan işlemsel yükselteç içinde iki adet yükselteç bulunan TL072 entegresidir. Düşük güç tüketimi, düşük gürültü, yüksek giriş empedansı, çıkış kısa devre koruması gibi özellikleri bulunmaktadır.

2.7.4.1. Aktif Alçak Geçiren Filtre

Alçak geçiren filtre (AGF), 0 Hz ile kesim frekansı (f_c) arasındaki sinyalleri geçirirken, bu frekansın üzerindeki tüm sinyalleri durduran veya zayıflatan filtredir. İdeal durumda frekans yanıtı eğrisi kesim frekansında düşer. Pratikte sinyal kesim frekansında aniden düşmez, ancak geçirme bölgesinden durdurma bandı bölgesine kademeli olarak düşer. Kesim frekansı, kazancın geçirme bandından -3 dB veya %70,7 düştüğü noktadır. Geçirme

bölgesi, düşüşün gerçekleştiği bölge anlamına gelir. Durdurma bandı bölgesi, zayıflamanın gerçekleştiği alandır. Şekil 44'te alçak geçiren filtrenin frekans cevabı görülmektedir.

Tasarlanan tek kanallı EEG sinyal toplama sisteminde kullanılan AGF çeşidi Butterworth 6.derece AGF'dir. Filtre tasarımı Sallen-Key yapısına göre gerçekleştirilmiştir.

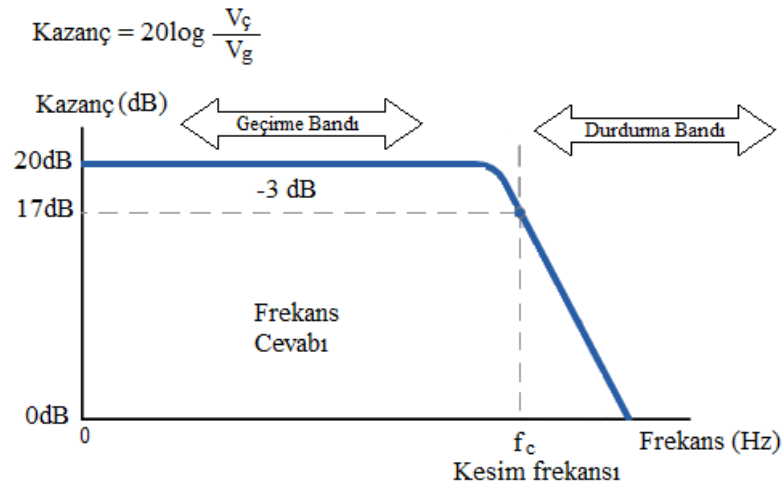
2.derece AGF (54) eşitliği ile temsil edilir [99].

$$A_i(s) = \frac{A_0}{(1 + a_i s + b_i s^2)} \quad (54)$$

1.derece filtre için b katsayısı her zaman sıfırdır ($b_1 = 0$) ve böylece

$$A(s) = \frac{A_0}{1 + a_1 s} \quad (55)$$

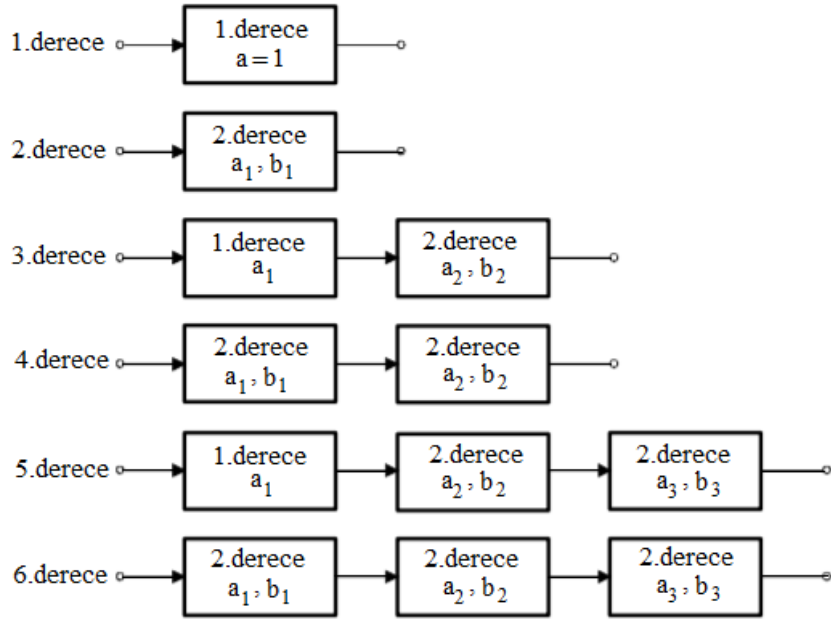
olarak yazılır. Burada; $A(s)$ AGF'nin transfer fonksiyonu, A_0 geçirme bandının kazancı ve a_i ve b_i filtre katsayılarıdır.



Şekil 44. Alçak geçiren filtrenin frekans cevabı

1.ve 2.derece filtre yapıları daha yüksek dereceli filtrelerin yapı taşlarıdır. Eğer filtre birim kazançlı tasarlanırsa $A_0 = 1$ 'dir. Şekil 45, altıncı sıraya kadar olan filtre düzenini

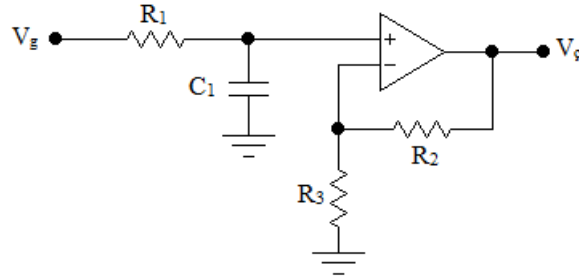
göstermektedir. Çift sayı dereceli bir filtre sadece 2.derece filtre yapısından oluşurken, tek sayı dereceli bir filtre ise başlangıçta ek bir 1.derece filtre yapısı içerir.



Şekil 45. Yüksek dereceli filtreler için kaskad filtre düzeni

2.7.4.1.1. 1.Derece Alçak Geçiren Filtre

Şekil 46'da 1.derece AGF devresi görülmektedir. Bu devreye ait transfer fonksiyonu (56) eşitliği ile verilmiştir.



Şekil 46. 1.derece AGF devresi

$$A(s) = \frac{1 + \frac{R_2}{R_3}}{1 + \omega_c R_1 C_1 s} \quad (56)$$

(56) eşitliği ile verilen transfer fonksiyonu ile (55) denklemini katsayı karşılaştırması aşağıdaki şekildedir.

$$A_0 = 1 + \frac{R_2}{R_3} \quad (57)$$

$$a_1 = \omega_c R_1 C_1 \quad (58)$$

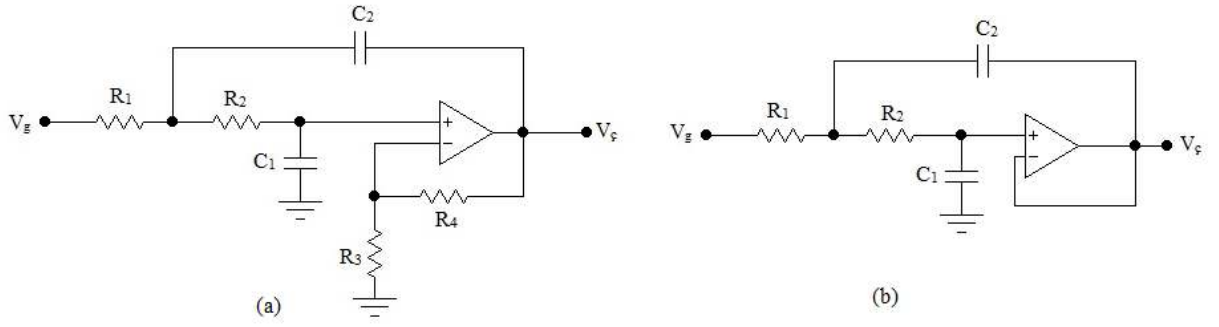
Devreyi tasarlamak için kesim frekansı (f_c), DC kazanç (A_0) ve C_1 kondansatörü seçildikten sonra R_1 ve R_2 dirençleri aşağıdaki formüller ile hesaplanır. a_1 katsayısı, katsayılar tablosundan alınır ve 1.derece AGF'de $a_1 = 1$ 'dir. Ancak daha yüksek filtre derecelerinde $a_1 \neq 1$ 'dir, çünkü 1.derece yapının kesim frekansı genel filtrenin kesim frekansından farklıdır.

$$R_1 = \frac{a_1}{2\pi f_c C_1} \quad (59)$$

$$R_2 = R_3 (A_0 - 1) \quad (60)$$

2.7.4.1.2. 2.Derece Alçak Geçiren Filtre

2.derece AGF Sallen-Key yapısına göre tasarlanır. Şekil 47 (a)'daki genel Sallen-Key yapısı $A_0 = 1 + \frac{R_4}{R_3}$ ile hesaplanan ayrı bir kazanç sağlar. Bununla birlikte Şekil 47 (b)'deki birim kazançlı devre yapısı yüksek kazanç doğruluğu, birim kazanç ve düşük kalite faktörlü ($Q < 3$) filtre tasarımlarında kullanılır.



Şekil 47. (a) Genel Sallen-Key AGF devresi (b) Birim kazançlı Sallen-Key AGF devresi

Şekil 47 (a)'daki genel Sallen-Key AGF devresinin transfer fonksiyonu

$$A(s) = \frac{A_0}{1 + \omega_c [C_1(R_1 + R_2) + (A_0 - 1)R_1C_2]s + \omega_c^2 R_1R_2C_1C_2s^2} \quad (61)$$

Şekil 47 (b)'deki birim kazançlı ($A_0 = 1$) Sallen-Key AGF devresinin transfer fonksiyonu ise

$$A(s) = \frac{1}{1 + \omega_c C_1(R_1 + R_2)s + \omega_c^2 R_1R_2C_1C_2s^2} \quad (62)$$

Bu transfer fonksiyonu ile (54) eşitliği arasındaki katsayı karşılaştırması şöyledir:

$$A_0 = 1 \quad (63)$$

$$a_1 = \omega_c C_1(R_1 + R_2) \quad (64)$$

$$b_1 = \omega_c^2 R_1R_2C_1C_2 \quad (65)$$

Tasarlanan devre için uygun olarak seçilen C_1 ve C_2 değerleri için R_1 ve R_2 direnç değerleri aşağıdaki eşitliğe göre hesaplanır.

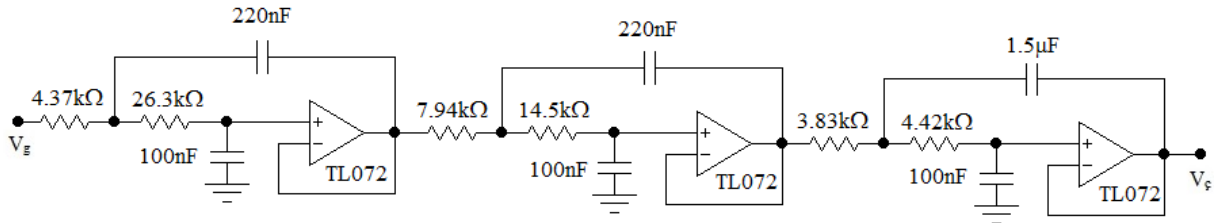
$$R_{1,2} = \frac{a_1 C_2 \pm \sqrt{a_1^2 C_2^2 - 4b_1 C_1 C_2}}{4\pi f_c C_1 C_2} \quad (66)$$

Gerçek değerler elde etmek için C_2 kondansatörü aşağıdaki koşulu sağlamalıdır.

$$C_2 \geq C_1 \frac{4b_1}{a_1^2} \quad (67)$$

Daha iyi filtre karakteristiği elde etmek için daha yüksek dereceli AGF devresi gerekir. Bu amaçla 1. ve 2.derece filtre yapıları seri olarak bağlanır, böylece bireysel frekans cevapları, genel filtrenin optimize edilmiş frekans cevabı ile sonuçlanır. Kısmi filtrelerin tasarımını kolaylaştırmak için, a_i ve b_i katsayıları, katsayı tablolarında listelenmiştir.

Bu çalışma için tasarlanan tek kanallı EEG sinyal toplama sistemi içindeki Butterworth 6.derece AGF devresindeki eleman değerleri, yukarıda verilen eşitlikler kullanılarak hesaplanmıştır. Butterworth 6.derece AGF'nin katsayıları alınarak ve seçilen kondansatör değerleri için hesaplanan direnç değerleri Tablo 11'de verildiği gibidir. Şekil 48'de tasarlanan Butterworth 6.derece AGF'nin devre şeması verilmiştir.



Şekil 48. Tasarlanan 6.derece Butterworth AGF devre şeması

Tablo 11. Tasarlanan Butterworth 6.derece AGF'nin özellikleri

Özellik	a katsayısı	b katsayısı	Kalite Faktörü (Q)	C_1	C_2	R_1	R_2
Filtre 1	$a_1=1,9319$	$b_1=1$	0,52	100nF	220nF	4,37kΩ	26,3kΩ
Filtre 2	$a_2=1,4142$	$b_2=1$	0,71	100nF	220nF	7,94kΩ	14,5kΩ
Filtre 3	$a_3=0,5176$	$b_3=1$	1,93	100nF	1,5μF	3,83kΩ	4,42kΩ

2.7.4.2. Aktif Yüksek Geçiren Filtre

Yüksek geçiren filtre (YGF), belirli bir kesim frekansından (f_c) daha yüksek bir frekansa sahip sinyalleri geçirirken, bu frekansın altındaki sinyalleri zayıflatan bir filtredir. Kesim frekansında kazanç 3 dB azalır. 0 Hz ile kesim frekansı arasındaki bölge durdurma bandı, kesim frekansından büyük frekanslar ise geçirme bandı bölgesidir. Şekil 49'da yüksek geçiren filtrenin frekans cevabı gösterilmiştir.

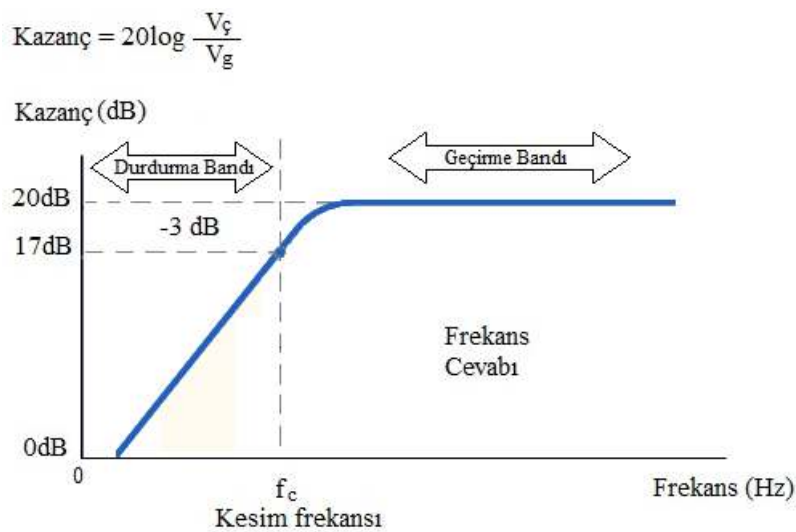
Tasarlanan tek kanallı EEG sinyal toplama sisteminde kullanılan YGF çeşidi Butterworth 4.derece YGF'dir. Filtre tasarımı Sallen-Key yapısına göre gerçekleştirilmiştir.

2.derece YGF (68) eşitliği ile ifade edilir.

$$A_i(s) = \frac{A_\infty}{\left(1 + \frac{a_i}{s} + \frac{b_i}{s^2}\right)} \quad (68)$$

1.derece filtre için b katsayısı her zaman sıfırdır ($b_1 = 0$) ve böylece

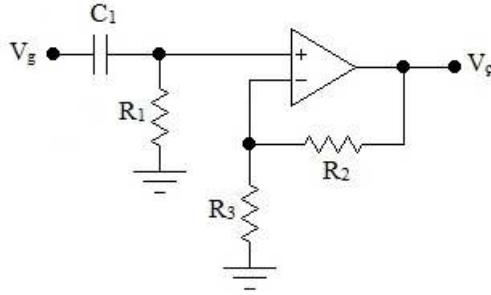
$$A(s) = \frac{A_\infty}{1 + \frac{a_i}{s}} \quad (69)$$



Şekil 49. Yüksek geçiren filtrenin frekans cevabı

2.7.4.2.1. 1.Derece Yüksek Geçiren Filtre

Şekil 50’de 1.derece YGF devresi görülmektedir. Bu devreye ait transfer fonksiyonu (70) eşitliği ile verilmiştir.



Şekil 50. 1.derece YGF devresi

$$A(s) = \frac{1 + \frac{R_2}{R_3}}{1 + \frac{1}{\omega_c R_1 C_1 s}} \quad (70)$$

(70) eşitliği ile verilen transfer fonksiyonu ile (69) eşitliği katsayı karşılaştırması aşağıdaki şekildedir.

$$A_\infty = 1 + \frac{R_2}{R_3} \quad (71)$$

$$a_1 = \frac{1}{\omega_c R_1 C_1} \quad (72)$$

Devreyi tasarlamak için kesim frekansı (f_c), DC kazanç (A_∞) ve C_1 kondansatörü seçildikten sonra R_1 ve R_2 dirençleri aşağıdaki eşitlikler ile hesaplanır.

$$R_1 = \frac{1}{2\pi f_c a_1 C_1} \quad (73)$$

$$R_2 = R_3 (A_\infty - 1) \quad (74)$$

2.7.4.2.2. 2.Derece Yüksek Geçiren Filtre

2.derece YGF Sallen-Key yapısına göre tasarlanır. Şekil 51 (a)'daki genel Sallen-Key yapısı $A_\infty = 1 + \frac{R_4}{R_3}$ ile hesaplanan ayrı bir kazanç sağlar. Bununla birlikte devre tasarımını basitleştirmek için, Şekil 51 (b)'deki birim kazançlı YGF devresini ve $C_1=C_2=C$ seçmek yaygındır.

Şekil 51 (a)'daki genel Sallen-Key YGF devresinin transfer fonksiyonu

$$A(s) = \frac{A_\infty}{1 + \frac{R_2(C_1 + C_2) + R_1C_2(1 - A_\infty)}{\omega_c R_1 R_2 C_1 C_2} \cdot \frac{1}{s} + \frac{1}{\omega_c^2 R_1 R_2 C_1 C_2} \cdot \frac{1}{s^2}} \quad (75)$$

Şekil 51 (b)'deki birim kazançlı ($A_\infty = 1$) Sallen-Key YGF devresinin transfer fonksiyonu ise

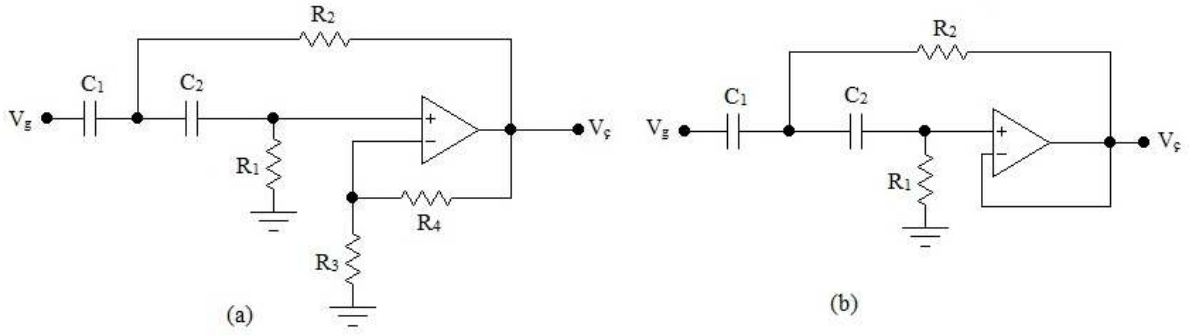
$$A(s) = \frac{1}{1 + \frac{2}{\omega_c R_1 C} \cdot \frac{1}{s} + \frac{1}{\omega_c^2 R_1 R_2 C^2} \cdot \frac{1}{s^2}} \quad (76)$$

Bu transfer fonksiyonu ile (68) eşitliği arasındaki katsayı karşılaştırması şöyledir:

$$A_\infty = 1 \quad (77)$$

$$a_1 = \frac{2}{\omega_c R_1 C} \quad (78)$$

$$b_1 = \frac{1}{\omega_c^2 R_1 R_2 C^2} \quad (79)$$



Şekil 51. (a) Genel Sallen-Key YGF devresi (b) Birim kazançlı Sallen-Key YGF devresi

Tasarlanan devre için uygun olarak seçilen C değeri için R_1 ve R_2 direnç değerleri aşağıdaki eşitliklere göre hesaplanır.

$$R_1 = \frac{1}{\pi f_c C a_1} \quad (80)$$

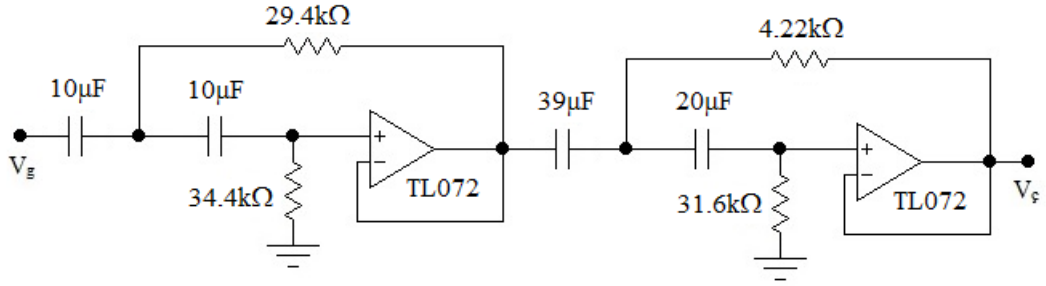
$$R_2 = \frac{a_1}{4\pi f_c C b_1} \quad (81)$$

Benzer şekilde, alçak geçiren filtrelerde olduğu gibi, daha yüksek dereceli yüksek geçiren filtreler, 1.derece ve 2.derece filtre yapıları kaskad bağlanarak tasarlanır. Filtre katsayıları, alçak geçiren filtre tasarımı için kullanılanlarla aynıdır ve katsayı tablolarında listelenmiştir.

Bu doktora çalışması için tasarlanan tek kanallı EEG sinyal toplama sistemi içindeki Butterworth 4.derece YGF devresindeki eleman değerleri, yukarıda verilen eşitlikler kullanılarak hesaplanmıştır. Butterworth 4.derece YGF'nin katsayıları alınarak ve seçilen kondansatör değerleri için hesaplanan direnç değerleri Tablo 12'de verildiği gibidir. Şekil 52'de tasarlanan Butterworth 4.derece YGF'nin devre şeması verilmiştir.

2.7.4.3. Çentik (Notch) Filtre

Çentik filtre olarak da bilinen bir bant durduran filtre, iki kesim frekans noktası arasında kalan frekansları bloke eder veya durdurur. Bu aralığın her iki tarafındaki tüm diğer frekansları ise geçirir.



Şekil 52. Tasarlanan 4.derece Butterworth YGF devre şeması

Tablo 12. Tasarlanan Butterworth 4.derece YGF'nin özellikleri

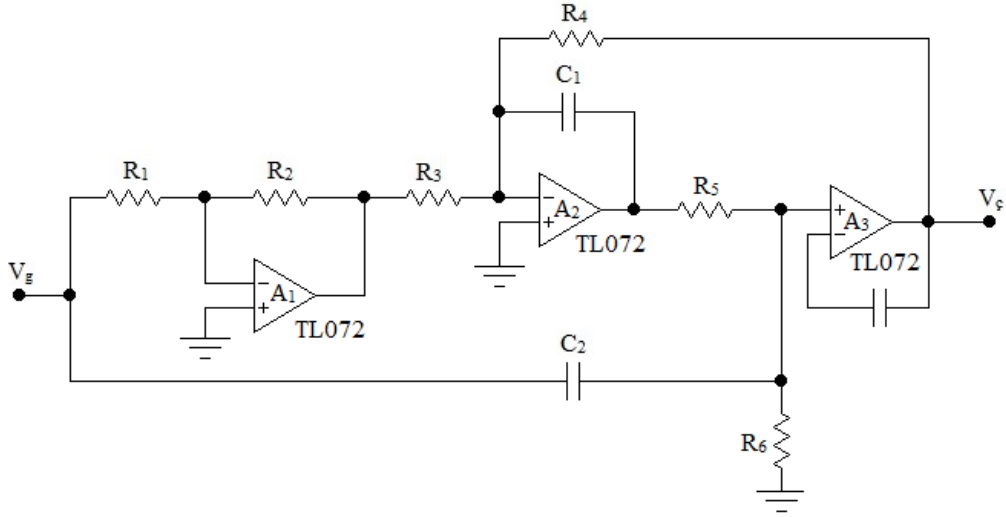
Özellik	a katsayısı	b katsayısı	Kalite Faktörü (Q)	C ₁	C ₂	R ₁	R ₂
Filtre 1	a ₁ =1,8478	b ₁ =1	0,54	10μF	10μF	34,4kΩ	29,4kΩ
Filtre 2	a ₂ =0,7654	b ₂ =1	1,31	39μF	20μF	31,6kΩ	4,22kΩ

Bu durdurma bandı çok darsa ve birkaç Hertz boyunca yüksek oranda zayıflatılmışsa, bant durduran filtre daha yaygın olarak bir çentik filtre olarak adlandırılır. Çünkü frekans tepkisi düz bir geniş banttan ziyade yüksek seçiciliğe sahip bir derin çentik gösterir.

Çentik filtre yaygın olarak biyomedikal cihazlarda 50Hz'lik şebeke kaynaklı gürültüyü bastırmak amacıyla kullanılır.

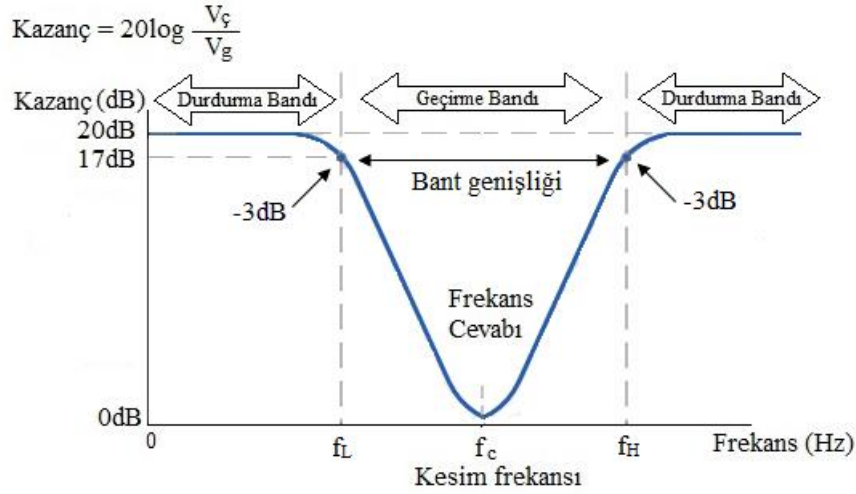
Şekil 53'te gösterildiği gibi, filtre tasarımı Bainter filtre yapısına göre gerçekleştirilmiştir. Bainter filtre yapısı, iki geri besleme döngüsü olan üç basit yükselteç devre bloğuna sahiptir. A₁'in çıkışındaki frekans cevabı yüksek geçiren bir filtredir. A₂'nin çıkışındaki frekans cevabı alçak geçiren bir filtredir ve A₃ çıkışında tüm çentik fonksiyonunu sağlayarak toplayıcı gibi davranır.

Şekil 53'teki devre, diğer çentik filtre yapılarına göre birkaç üstün özelliğe sahiptir. Çentiğin kalite faktörü Q, diğer uygulamalarda olduğu gibi eleman eşleşmesine dayanmaz, bunun yerine sadece yükselteçlerin kazancına bağlıdır. Bu nedenle çentik derinliği sıcaklık, yıpranma ve diğer çevresel faktörlerle kaymaz. Filtrenin frekansı kaysa bile çentik derinliği değişmeyebilir. Ayrıca eleman hassasiyeti çok düşüktür ve çok temiz bir çentik filtre sunar.



Şekil 53. 2.derece Bainter bant durduran veya çentik filtre

Şekil 54'te bant durduran filtrenin frekans cevabı gösterilmiştir.



Şekil 54. Bant durduran filtrenin frekans cevabı

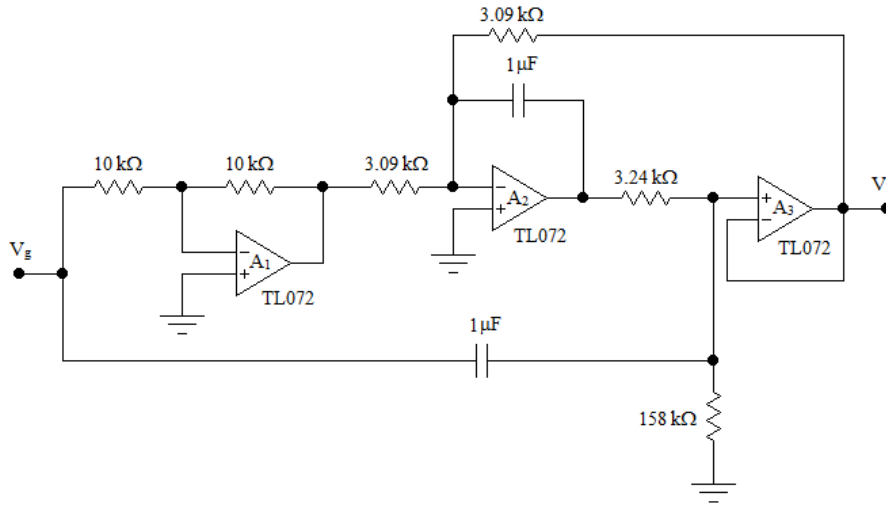
Şekil 53'teki devrede $R_3 = R_4$ ise filtre, simetrik Notch karakteristiğine sahiptir. Birim kazançlı Notch filtrenin cevabı (çentik derinliği) R_6 direncini değiştirerek değişir. Seçilen bir ω_N için bir filtre tasarlanacaksa, uygun bir kalite faktörü Q_p , $C_1=C_2$ kondansatör değerleri seçilir ve uygun direnç değerleri hesaplanır. Bainter devresinin tasarım denklemleri Tablo 13'te verildiği gibidir.

Tablo 13. Notch filtre eşitlikleri ($K_1=K_2=1$ için)

$R_5=R_6$ için	$R_6=\infty$ için
$R_3 = R_4 = \frac{1}{2\omega_N Q_p C_1}$ (82)	$R_3 = R_4 = \frac{1}{\omega_N Q_p C_1}$ (85)
$R_5 = R_6 = \frac{2Q_p}{\omega_N C_2}$ (83)	$R_5 = \frac{Q_p}{\omega_N C_2}$ (86)
$\frac{C_2}{C_1} = 4Q_p^2 \frac{R_3}{R_5}$ (84)	$\frac{C_2}{C_1} = Q_p^2 \frac{R_3}{R_5}$ (87)

Burada f_N çentik frekansıdır ve $\omega_N = 2\pi f_N$ 'dir. Q_p kalite faktörüdür [100, 101].

Bu doktora çalışması için tasarlanan tek kanallı EEG sinyal toplama sistemi içindeki 2.derece çentik filtre devresindeki eleman değerleri, yukarıda verilen eşitlikler kullanılarak hesaplanmıştır. 2.derece çentik filtre için seçilen kondansatör değerleri için hesaplanan direnç değerleri Tablo 14'te verildiği gibidir. Şekil 55'de tasarlanan 2.derece çentik filtrenin devre şeması verilmiştir.



Şekil 55. Tasarlanan 2.derece çentik filtre devre şeması

Tablo 14. Tasarlanan 2.derece çentik filtrenin özellikleri

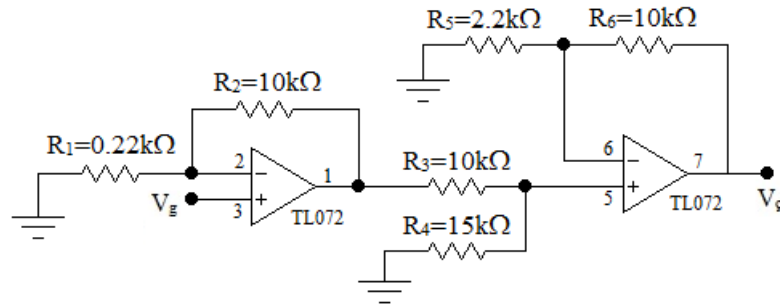
R_1	R_2	R_3	R_4	R_5	R_6	C_1	C_2	f_N	Q_p
10kΩ	10kΩ	3,09kΩ	3,09kΩ	3,24kΩ	158kΩ	1μF	1μF	50Hz	1,03

2.7.4.4. Son Yükselteç ve Gerilim Toplayıcı

Son yükselteç devresi, devreye bir miktar ilave kazanç sağlamak için tasarlanmıştır. Bu, faz döndürmeyen bir yükselteçtir ve filtrelenmiş EEG sinyalinin 1-1000 katı kadar yükseltilmesini sağlayabilmektedir. Faz döndürmeyen yükseltecin kazancı eşitlik (88) kullanılarak hesaplanabilir:

$$G = 1 + \frac{R_f}{R_{in}} \quad (88)$$

Burada $R_f = R_2 = 10 \text{ k}\Omega$ ve $R_{in} = R_1 = 0,22 \text{ k}\Omega$ seçilmiştir. Dolayısıyla kazanç, $G = 46,45$ olarak ayarlanmıştır. Şekil 56'daki devrede işlemsel yükseltecin 5 numaralı ucuna gelen gerilim $10 \text{ k}\Omega$ ve $15 \text{ k}\Omega$ 'luk iki dirençle çerçevelenen gerilim bölücü tarafından sağlanır [102]. EEG bilgileri böylece, tasarlanan donanımı kullanarak, ham EEG bilgilerinin filtrelenmesi ve yükseltilmesi işlemleri tamamladıktan sonra, sayısallaştırılmak üzere hazırlanmış olur.



Şekil 56. Son yükselteç ve gerilim toplayıcı devresi

2.7.4.5. Analog Dijital Çevirici

Analog bir sinyalin bilgisayar ortamında işlenebilmesi için, bilgisayar ortamına aktarılmadan önce, sayısal sinyale dönüştürülmesi gerekir. Analog-Dijital Dönüştürücüler (ADC) sıcaklık, basınç, gerilim, akım, mesafe veya insan vücudunun ürettiği EEG, EKG ve EMG gibi gerçek dünya sinyalleri olan analog sinyalleri dijital sinyallere çevirir.

Tasarlanan tek kanallı EEG sinyal toplama sisteminde, kafatasının uygun noktalarına yerleştirilen elektrotlar vasıtasıyla toplanan ve ardından yükseltilip filtrelenen analog sinyalin sayısal sinyale dönüştürülmesi ve bilgisayara aktarılması aşamasında ise programlanması kolay ve yüksek örnekleme frekansına sahip Arduino UNO mikrodeneleyicisi kullanılmıştır.

Arduino, kullanımı kolay donanım ve yazılıma dayalı, açık kaynak mimariye sahip bir mikrodeneleyici kartıdır. Açık kaynak mimariye olması, isteyen herkesin baskı devre şemalarını kullanarak kendi devrelerini hazırlamalarına olanak sağlamaktadır.

Arduino geliştirme kartı üzerinde AtmegaXX mikroişlemcisi bulunmaktadır. Bu mikroişlemci Arduino programlama dili ile programlanır ve bu program işlem tabanlı Arduino Yazılım Geliştirme Ortamı (IDE) yardımı ile karta yüklenir.

Şekil 57’de gösterilen Arduino UNO kartında 14 adet dijital giriş/çıkış ve 6 adet analog giriş bulunmaktadır. 16 MHz kristal osilatöre, USB bağlantısına, güç bağlantısına ve reset tuşuna sahiptir [103].

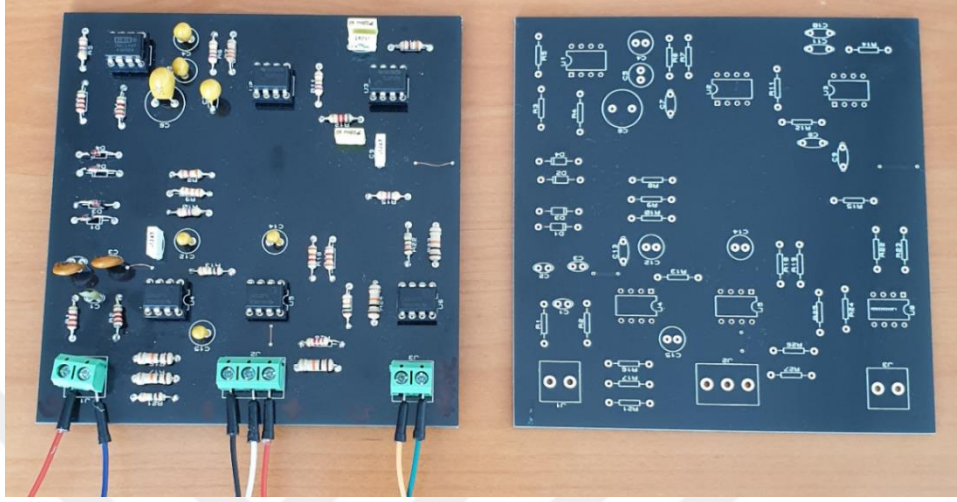


Şekil 57. Tasarlanan sistemde kullanılan Arduino UNO kartı

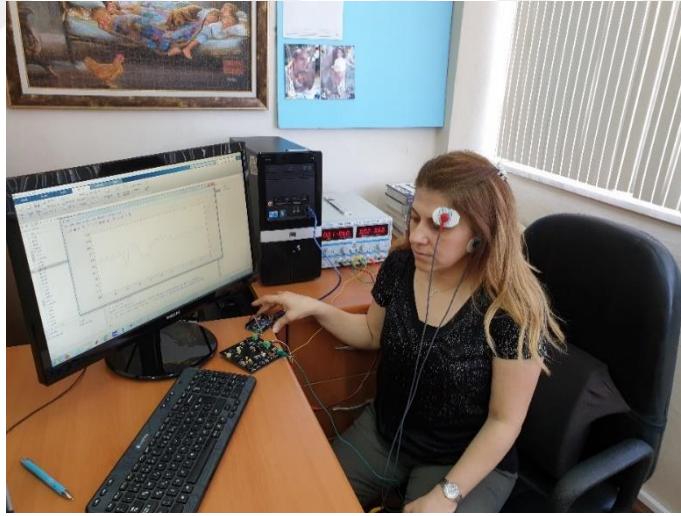
Tasarlanan tek kanallı EEG sinyal toplama devresinin baskı devre kartı Şekil 58’de gösterilmiştir.

Tasarlanan tek kanallı EEG sinyal toplama devresi ile elde edilen analog sinyal Şekil 59’da gösterildiği gibi Arduino UNO kartına gönderilir. Analog girişe gönderilen analog sinyal Arduino tarafından 10 bitlik (0-1023) sayısal bir değere dönüştürülür. Arduino elde ettiği sayısal değerleri MATLAB ortamına göndermeden önce programdan “Hazır” komutunu bekler. Bu komutu aldıktan sonra elde edilen sayısal değer seri haberleşme

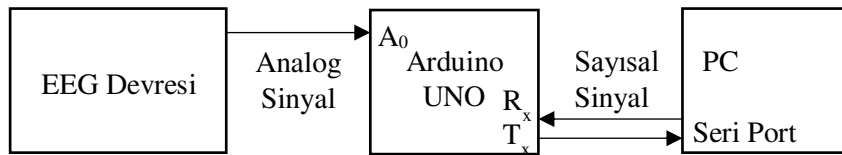
aracılığıyla Arduino'nun T_x - R_x bağlantı noktaları üzerinden MATLAB programına gönderilir.



Şekil 58. Tasarlanan tek kanallı EEG sinyal toplama devresinin baskı devre kartı



(a)



(b)

Şekil 59. (a) Tasarlanan tek kanallı EEG sinyal toplama devresi ve toplanan sinyalin bilgisayar ortamına aktarılması (b) (a)'nın blok diyagramı

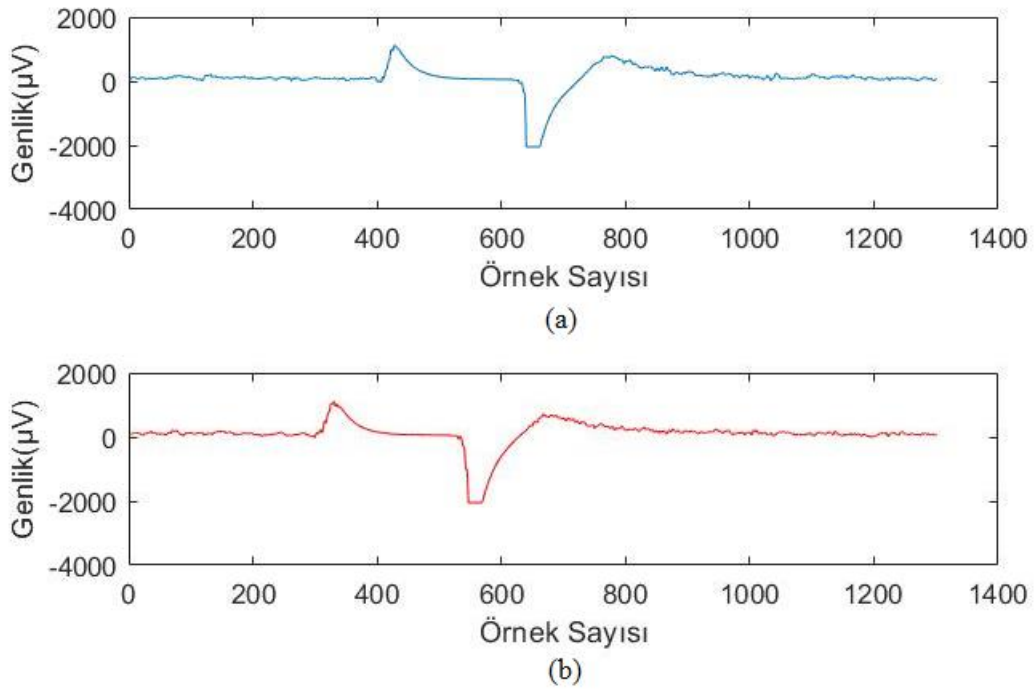
3. BULGULAR

Bu bölümde tez konusu sınırları içerisinde, detayları ikinci bölümde verilen çalışmalara ait bulguların karşılaştırılması gerçekleştirilmiştir. Bu karşılaştırma sonucunda önerilen tekniklerin avantaj ve dezavantajlarla birlikte literatüre katkısı gösterilmiştir. Yapılan çalışmalar bölümünde belirtildiği gibi bu tezin amacı, özellikle motor engelli olup konuşma yetisini kaybetmiş kişilerin göz kırpmaları aracılığıyla Mors kodları ile oluşturdukları kelimelerle, dış dünya ile haberleşmelerini sağlayan EEG tabanlı metinden konuşmaya dönüştürme sistemini gerçekleştirmektir. Birçok disiplinin uyumlu bir şekilde harmanlanmasıyla başarılı bir şekilde çalışan bu sistemden elde edilen bulgular ilerleyen bölümlerde verilmektedir.

3.1. YSA'lı Sistemden Elde Edilen Sonuçlar

Tasarlanan YSA'lı sistemde ilk olarak sisteme girişi yapılan sinyaldeki tek ve çift göz kırpmalar tespit edilip, bu göz kırpmalara ait dalga şekillerinin dalgacık analizleri ile elde edilen öznitelik vektörleri kullanılarak YSA, KNN, DVM algoritmaları gibi farklı sınıflandırma yöntemleri ile sınıflandırılması hedeflenmişti. Bu sınıflandırma sonrasında, sisteme verilen herhangi bir test dalga şeklinin tek veya çift göz kırpma olup-olmadığı belirlenecekti. Ancak zaman bölgesinde göz kırpmalar arasına herhangi bir süre kısıtlaması getirilmediği için, veri girişi yapılırken ortaya çıkan dalga şekillerinde belirgin farklılıklar olduğu gözlemlenmiştir. Bu durum Şekil 60'da verilen tek göz kırpma içeren sinyallerde görülmektedir. Şekil 60'da verilen (a)'daki sinyalde bulunan göz kırpma başlangıcı, (b)'deki sinyalde bulunan göz kırpma başlangıcından daha sonra meydana gelmektedir. Bu da sistemin başarısını olumsuz yönde etkileyerek, çalışmasını kayda değer oranda bozmuştur.

Bu durumun üstesinden gelebilmek için izlenebilecek ilk yol, kelimeyi oluşturan harflerin dalga şekillerinin 26 adet harf için birlikte sınıflandırılmasının ve tanınmasının yapılacağı bir YSA yapısının oluşturulmasıdır. Bu amaçla 16 adet özellikten oluşan bir öznitelik vektörü ile 26 adet çıkışa sahip bir YSA'nın oluşturulması denenmiş, ancak hedeflenen sonuçlar elde edilememiştir. Hiç kuşkusuz az sayıda girişle, çok sayıda çıkışın bir YSA ile başarılı bir sınıflandırma sonucu vermeyeceği açıktır. Bu durumda girişlerin sayısının artırılması veya çıkışların sayısının azaltılması başarıyı arttıracaktır.



Şekil 60. Tek göz kırpma içeren sinyaller

3.1.1. Öznitelik Vektörünün Elde Edilmesi

Sınıflandırılmak istenen verinin özniteliklerinin iyi şekilde belirlenmesi, sınıflandırma sonucuna doğrudan etki eder. EEG sinyali durağan olmayan sinyal grubuna girer. Durağan olmayan sinyallerin spektral analizi için uygun olmasından dolayı, bu tezde alınan her bir kayda ait en belirleyici özellikler elde edilirken, dalgacık dönüşümünden yararlanılmıştır. Veri boyutunun büyük olması zaman ve işlem yükü açısından, kaydedilen verilerin etkili ve hızlı bir şekilde işlenmesini zorlaştırmaktadır. Bu sorunun üstesinden gelebilmek için dalgacık katsayıları üzerinde birtakım istatistiksel işlemler yapılarak, öznitelik vektörlerinin boyutları azaltılmıştır. D3, D4, D5 ve A5 bantlarına ait dalgacık katsayıları sinyal hakkında önemli bilgi içerdiği için öznitelik vektörleri olarak ele alınmış ve bu katsayıların maksimum değeri, minimum değeri, ortalama değeri ve standart sapması hesaplanmıştır. Sonuç olarak alınan her kayıt için 16 adet özellikten oluşan bir öznitelik vektörü elde edilmiştir.

Tasarlanan YSA'lı sistemin eğitim ve test işlemlerinde kullanılmak üzere, kelime oluşturmak için göz kırpmalar aracılığıyla Mors kodları ile oluşturulan 26 adet harfin kaydı alınmıştır. Harfleri oluşturan göz kırpma sayıları tespit edildikten sonra, db4 dalgacığı

kullanılarak yapılan dalgacık dönüşümü ile öznitelik vektörleri elde edilmiştir. Her bir öznitelik vektörü [D3 max, D3 min, D3 std, D3 mean, D4 max, D4 min, D4 std, D4 mean, D5 max, D5 min, D5 std, D5 mean, A5 max, A5 min, A5 std, A5 mean] olmak üzere 16 adet sayısal değer içermektedir. Tablo 15’de örnek olarak seçilen 3 adet A harfi için hesaplanan bu değerler, oluşturulan yapay sinir ağının girişlerini oluşturmaktadır. A sinyali için hesaplanan öznitelik vektörüne ait 16 giriş, A-N-S çıkışlarına sahip 3 çıkışlı yapay sinir ağına yönlenecektir.

Tablo 15. 3 adet A harfi için hesaplanan öznitelik vektörü

Öznitelik Vektörü	A1	A2	A3
Max (D3)	0,78	0,71	0,75
Min (D3)	-0,60	-0,60	-0,59
Std (D3)	0,17	0,16	0,17
Mean (D3)	0,00	0,00	0,00
Max (D4)	15,81	14,11	14,45
Min (D4)	-12,10	-11,43	-11,22
Std (D4)	3,46	3,14	3,43
Mean (D4)	-0,00	0,00	0,00
Max (D5)	219,11	190,29	205,91
Min (D5)	-163,36	-146,25	-180,33
Std (D5)	52,87	48,05	52,36
Mean (D5)	0,01	-0,02	-0,02
Max (A5)	3878,93	3837,27	3921,41
Min (A5)	-5404,40	-5261,02	-5369,67
Std (A5)	1490,92	1517,69	1459,94
Mean (A5)	320,14	291,77	336,82

Öznitelik vektörü elde edilirken 4. dereceden Daubechies (db4) dalgacığı ana dalgacık olarak seçilmiştir. Bu seçim yapılmadan önce, db3, db4 ve db5 dalgacıkları kullanılarak elde edilen özniteliklerle yapılan sınıflandırma başarıları araştırılmıştır. Tablo 16’da da görüldüğü gibi her üç ana dalgacık seçimi ile de yapılan sınıflandırma başarılarının yüksek çıktığı tespit edilmiştir. Kullanılan EEG veriseti için uygulanan sınıflandırma yöntemlerinin sınıflandırma başarıları %100 ve buna yakın değerlerdir. Bu nedenle gerçekleştirilen sistemlerde öznitelik vektörü elde edilirken db4 ana dalgacığı kullanılmıştır.

Tablo 16’da 1 kişiden alınan 50 adet tek göz kırpma, 50 adet çift göz kırpma ve 50 adet boşluk sinyallerine ait 150 örnekle yapılan sınıflandırma sonuçları verilmiştir.

Tablo 16. db3, db4 ve db5 dalgacıkları ile yapılan sınıflandırma sonuçlarının değerlendirilmesi

Sınıflandırma Yöntemi		Eğitim-Test Veri Yöntemi			Dalgacık Derecesi / Doğruluk (%)		
					db3	db4	db5
NB		Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	99,3333	100	99,3333
				10	99,3333	100	99,3333
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	98,6667	98,6667	98,6667
				66	100	100	100
K N N	K=3	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	99,3333	99,3333	99,3333
				10	99,3333	99,3333	99,3333
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	97,3333	98,6667	97,3333
				66	100	100	98,0392
	K=5	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	99,3333	99,3333	98,6667
				10	99,3333	99,3333	98,6667
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	97,3333	98,6667	97,3333
				66	100	100	98,0392
	K=7	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	99,3333	99,3333	98
				10	99,3333	99,3333	98,6667
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	97,3333	98,6667	97,3333
				66	98,0392	100	98,0392
YSA		Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	100	100	98,6667
				10	100	100	99,3333
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	98,6667	98,6667	98,6667
				66	100	100	100
D V M	Polinom	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	100	99,3333	99,3333
				10	100	99,3333	99,3333
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	100	98,6667	98,6667
				66	98,0392	100	100
	Lineer	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	99,3333	100	100
				10	99,3333	100	100
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	100	100	100
				66	100	100	100
K A	HT	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	100	99,3333	99,3333
				10	99,3333	99,3333	99,3333
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	98,6667	98,6667	98,6667
				66	100	100	100
	J48	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	98,6667	99,3333	98,6667
				10	98,6667	99,3333	98,6667
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	100	100	100
				66	100	100	100
	LMT	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	100	99,3333	99,3333
				10	100	99,3333	99,3333
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	100	97,3333	100
				66	100	100	100
	RO	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	100	99,3333	99,3333
				10	100	99,3333	99,3333
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	100	100	100
				66	100	100	100

Sınıf sayısı 3'tür ve sınıflandırma başarısını değerlendirmek için NB, KNN, YSA, DVM ve KA algortimaları kullanılmıştır. KNN algoritmasında, K komşu değeri 3, 5 ve 7 seçilerek sınıflandırma başarıları değerlendirilmiştir. Değerlendirme sonuçları seçilen üç komşu değeri için de hemen hemen birbirinin aynı çıkmıştır. DVM algoritmasında kullanılan kernel fonksiyonları Polinom ve Lineer kernellerdir ve literatürde çok kullanılan DVM'lerden biri olan libSVM tercih edilmiştir. KA yönteminde ise HT, J48, LMT ve RO algortimaları kullanılmıştır.

Veriseti ÇD ve YB olmak üzere iki ayrı yöntemle ayrılmıştır. ÇD yöntemi için bütün algortimalarda, ÇD sayısı 5 ve 10 olarak seçilmiş ve sınıflandırma doğrulukları elde edilmiştir. Tablo 16 incelendiğinde, birkaç durum haricinde, ÇD sayısının 10 seçilmesi ile yapılan tüm sınıflandırmalarda başarının daha yüksek olduğu görülmektedir. KNN algoritmasında (K=7 için) db5 ana dalgacığı kullanılarak yapılan sınıflandırmada, YSA yönteminde db5 ana dalgacığı kullanılarak yapılan sınıflandırmada ve KA'ndan biri olan HT algoritmasında db3 ana dalgacığı kullanılarak yapılan sınıflandırmada ise ÇD sayısının 5 seçilmesi ile daha yüksek sınıflandırma başarısına ulaşılmıştır. YB yönteminde ise önce verisetinin %66'lık kısmı eğitim için, geri kalan kısmı da test için ayrılmış ve sınıflandırma doğrulukları her bir algoritma için hesaplanmıştır. Daha sonra verisetini eğitim için %50 ve test için %50 olmak üzere ayırarak, aynı hesaplamalar tekrarlanmıştır. Verisetinin %66'lık kısmının eğitim için ayrıldığı durumların sınıflandırma başarısı daha yüksektir.

3.1.2. Sınıflandırma Başarısının Değerlendirilmesi

Bir kelime içerisindeki harfleri birbirinden ayıran boşluklar sayesinde kelime içerisinde yer alan harf sayısı belirlendikten sonra, bu süre içerisindeki göz kırpmaların sayısı tespit edilmiştir. Bu sayede bir harf için sistem önce uygun sayıdaki göz kırpmalar arasında bir seçim yaparak sınıflandırma aralığını daraltmakta, daha sonra yeni sınıflandırma aralığında YSA ile harfi bir bütün olarak sınıflandırmaya çalışmaktadır.

Test aşamasında yeni bir veri sinyali girildiğinde, ilk olarak boşluk anları ile harf sayısı belirlenmektedir. Harfleri oluşturan göz kırpmaları tespit edildikten sonra, db4 dalgacığı kullanılarak yapılan dalgacık dönüşümü ile elde edilen 16 adet öznitelik, hangi göz kırpmaya sayısına uygun ise o YSA'na uygulanmaktadır.

Tablo 17 ve Tablo 28 arasındaki tüm tablolarda değişik sınıflandırma yöntemleri ile yapılmış sınıflandırma başarı sonuçları verilmiştir. Bu sonuçlar, başarı yüzdesi olarak en iyi sonuç verdiği gözüken YSA yönteminin, tasarlanan ilk sistemde neden kullanıldığının sorusuna da cevap vermektedir.

Tablo 17’de T-I harflerine ait 3 kişiden alınan 60 örnek ve Tablo 18’de T-I harflerine ait 1 kişiden alınan 20 örnekle yapılan sınıflandırma sonuçları verilmiştir. Sınıf sayısı 2’dir ve sınıflandırma başarıları, KNN algoritması K=5 değeri için çapraz doğrulama sayısı 10 alınarak yapılan sınıflandırma hariç bütün yöntemlerde %100 olarak elde edilmiştir.

Tablo 17. T-I sınıfı için yapılan sınıflandırma sonuçları (3 kişi-60 örnek)

Sınıflandırma Yöntemi		Eğitim-Test Veri Yöntemi	Hassasiyet	Kesinlik	Doğruluk (%)	Süre (s)
K N N	K=3	Çapraz Doğrulama (10)	1,000	1,000	100	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	1,000	1,000	100	0,02
	K=5	Çapraz Doğrulama (10)	0,967	0,967	96,6667	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	1,000	1,000	100	0,01
D V M	Polinom	Çapraz Doğrulama (10)	1,000	1,000	100	0,03
		Yüzde Bölme (%66)	1,000	1,000	100	0,02
	Lineer	Çapraz Doğrulama (10)	1,000	1,000	100	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	1,000	1,000	100	0,01
YSA		Çapraz Doğrulama (10)	1,000	1,000	100	0,13
		Yüzde Bölme (%66)	1,000	1,000	100	0,08

Tablo 18. T-I sınıfı için yapılan sınıflandırma sonuçları (1 kişi-20 örnek)

Sınıflandırma Yöntemi		Eğitim-Test Veri Yöntemi	Hassasiyet	Kesinlik	Doğruluk (%)	Süre (s)
K N N	K=3	Çapraz Doğrulama (10)	1,000	1,000	100	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	1,000	1,000	100	0,02
	K=5	Çapraz Doğrulama (10)	1,000	1,000	100	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	1,000	1,000	100	0,01
D V M	Polinom	Çapraz Doğrulama (10)	1,000	1,000	100	0,03
		Yüzde Bölme (%66)	1,000	1,000	100	0,02
	Lineer	Çapraz Doğrulama (10)	1,000	1,000	100	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	1,000	1,000	100	0,01
YSA		Çapraz Doğrulama (10)	1,000	1,000	100	0,13
		Yüzde Bölme (%66)	1,000	1,000	100	0,08

Tablo 19’da A-N-S harflerine ait 3 kişiden alınan 90 örnek ve Tablo 20’de A-N-S harflerine ait 1 kişiden alınan 30 örnekle yapılan sınıflandırma sonuçları verilmiştir. Sınıf sayısı 3’tür ve sınıflandırma başarıları değerlendirildiğinde en iyi iki yöntemin YSA ve KNN

(K=3 için) olduğu görülmektedir. 3 kişiden alınan 90 örnekle yapılan sınıflandırmalarda KNN %93,5484 ve YSA %91,1111 oranında sınıflandırma başarısı göstermiştir. 1 kişiden alınan 30 örnekle yapılan sınıflandırmalarda ise her iki yöntemin de sınıflandırma başarısı %100'dür.

Tablo 19. A-N-S sınıfı için yapılan sınıflandırma sonuçları (3 kişi-90 örnek)

Sınıflandırma Yöntemi		Eğitim-Test Veri Yöntemi	Hassasiyet	Kesinlik	Doğruluk (%)	Süre (s)
K N N	K=3	Çapraz Doğrulama (10)	0,889	0,898	88,8889	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	0,935	0,945	93,5484	0,01
	K=5	Çapraz Doğrulama (10)	0,878	0,892	87,7778	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	0,903	0,905	90,3226	0,01
D V M	Polinom	Çapraz Doğrulama (10)	0,833	0,836	83,3333	3,52
		Yüzde Bölme (%66)	0,903	0,906	90,3226	3,26
	Lineer	Çapraz Doğrulama (10)	0,844	0,848	84,4444	1,37
		Yüzde Bölme (%66)	0,903	0,903	90,3226	1,31
YSA		Çapraz Doğrulama (10)	0,911	0,916	91,1111	0,25
		Yüzde Bölme (%66)	0,903	0,906	90,3226	0,25

Tablo 20. A-N-S sınıfı için yapılan sınıflandırma sonuçları (1 kişi-30 örnek)

Sınıflandırma Yöntemi		Eğitim-Test Veri Yöntemi	Hassasiyet	Kesinlik	Doğruluk (%)	Süre (s)
K N N	K=3	Çapraz Doğrulama (10)	0,967	0,970	96,6667	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	1,000	1,000	100	0,01
	K=5	Çapraz Doğrulama (10)	0,967	0,970	96,6667	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	0,900	0,920	90	0,01
D V M	Polinom	Çapraz Doğrulama (10)	0,867	0,883	86,6667	0,02
		Yüzde Bölme (%66)	0,800	0,880	80	0,02
	Lineer	Çapraz Doğrulama (10)	0,900	0,906	90	0,02
		Yüzde Bölme (%66)	0,800	0,880	80	0,02
YSA		Çapraz Doğrulama (10)	0,967	0,970	96,6667	0,08
		Yüzde Bölme (%66)	1,000	1,000	100	0,08

Tablo 21'de J-Q-Y harflerine ait 3 kişiden alınan 90 örnek ve Tablo 22'de J-Q-Y harflerine ait 1 kişiden alınan 30 örnekle yapılan sınıflandırma sonuçları verilmiştir. Sınıf sayısı 3'tür ve sınıflandırma başarıları değerlendirildiğinde en iyi yöntemin YSA olduğu görülmektedir. 3 kişiden alınan 90 örnekle yapılan sınıflandırmalarda YSA %81,1111 oranında başarı göstermiştir. 1 kişiden alınan 30 örnekle yapılan sınıflandırmalarda ise YSA yönteminin sınıflandırma başarısı %100'dür.

Tablo 21. J-Q-Y sınıfı için yapılan sınıflandırma sonuçları (3 kişi-90 örnek)

Sınıflandırma Yöntemi		Eğitim-Test Veri Yöntemi	Hassasiyet	Kesinlik	Doğruluk (%)	Süre (s)
K N N	K=3	Çapraz Doğrulama (10)	0,778	0,779	77,7778	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	0,677	0,724	67,7419	0,02
	K=5	Çapraz Doğrulama (10)	0,756	0,764	75,5556	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	0,645	0,679	64,5161	0,01
D V M	Polinom	Çapraz Doğrulama (10)	0,667	0,662	66,6667	7,5
		Yüzde Bölme (%66)	0,419	0,350	41,9355	7,45
	Lineer	Çapraz Doğrulama (10)	0,778	0,778	77,7778	3,42
		Yüzde Bölme (%66)	0,742	0,791	74,1935	2,55
YSA		Çapraz Doğrulama (10)	0,811	0,810	81,1111	0,38
		Yüzde Bölme (%66)	0,742	0,755	74,1935	0,22

Tablo 22. J-Q-Y sınıfı için yapılan sınıflandırma sonuçları (1 kişi-30 örnek)

Sınıflandırma Yöntemi		Eğitim-Test Veri Yöntemi	Hassasiyet	Kesinlik	Doğruluk (%)	Süre (s)
K N N	K=3	Çapraz Doğrulama (10)	0,933	0,944	93,3333	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	1,000	1,000	100	0,01
	K=5	Çapraz Doğrulama (10)	0,933	0,944	93,3333	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	1,000	1,000	100	0,01
D V M	Polinom	Çapraz Doğrulama (10)	0,967	0,970	96,6667	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	1,000	1,000	100	0,02
	Lineer	Çapraz Doğrulama (10)	1,000	1,000	100	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	1,000	1,000	100	0,01
YSA		Çapraz Doğrulama (10)	0,967	0,970	96,6667	0,08
		Yüzde Bölme (%66)	1,000	1,000	100	0,08

Tablo 23'te D-H-M-R-U harflerine ait 3 kişiden alınan 150 örnek ve Tablo 24'te D-H-M-R-U harflerine ait 1 kişiden alınan 50 örnekle yapılan sınıflandırma sonuçları verilmiştir. Sınıf sayısı 5'tir ve sınıflandırma başarıları değerlendirildiğinde en iyi yöntemin YSA olduğu görülmektedir. 3 kişiden alınan 150 örnekle yapılan sınıflandırmalarda YSA %84,3137 oranında başarı göstermiştir. 1 kişiden alınan 50 örnekle yapılan sınıflandırmalarda ise YSA yönteminin sınıflandırma başarısı %94,1176'dır.

Tablo 25'de C-O-P-X-Z harflerine ait 3 kişiden alınan 150 örnek ve Tablo 26'da C-O-P-X-Z harflerine ait 1 kişiden alınan 50 örnekle yapılan sınıflandırma sonuçları verilmiştir. Sınıf sayısı 5'tir. 3 kişiden alınan 150 örnekle yapılan sınıflandırmalarda YSA %88,2353 oranında başarı göstermiştir. 1 kişiden alınan 50 örnekle yapılan sınıflandırmalarda ise YSA %82,3529 ve DVM %94,1176 oranında sınıflandırma başarısı göstermiştir.

Tablo 23. D-H-M-R-U sınıfı için yapılan sınıflandırma sonuçları (3 kişi-150 örnek)

Sınıflandırma Yöntemi		Eğitim-Test Veri Yöntemi	Hassasiyet	Kesinlik	Doğruluk (%)	Süre (s)
K N N	K=3	Çapraz Doğrulama (10)	0,800	0,793	80	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	0,725	0,723	72,549	0,01
	K=5	Çapraz Doğrulama (10)	0,760	0,751	76	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	0,725	0,707	72,549	0,01
D V M	Polinom	Çapraz Doğrulama (10)	0,720	0,728	72	4,25
		Yüzde Bölme (%66)	0,784	0,778	78,4314	3,63
	Lineer	Çapraz Doğrulama (10)	0,733	0,723	73,3333	1,72
		Yüzde Bölme (%66)	0,765	0,757	76,4706	1,77
YSA		Çapraz Doğrulama (10)	0,807	0,816	80,6667	0,63
		Yüzde Bölme (%66)	0,843	0,847	84,3137	0,53

Tablo 24. D-H-M-R-U sınıfı için yapılan sınıflandırma sonuçları (1 kişi-50 örnek)

Sınıflandırma Yöntemi		Eğitim-Test Veri Yöntemi	Hassasiyet	Kesinlik	Doğruluk (%)	Süre (s)
K N N	K=3	Çapraz Doğrulama (10)	0,940	0,941	94	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	0,941	0,961	94,1176	0,01
	K=5	Çapraz Doğrulama (10)	0,900	0,910	90	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	0,941	0,951	94,1176	0,01
D V M	Polinom	Çapraz Doğrulama (10)	0,820	0,822	82	2,40
		Yüzde Bölme (%66)	0,824	0,848	82,3529	2,34
	Lineer	Çapraz Doğrulama (10)	0,800	0,800	80	0,13
		Yüzde Bölme (%66)	0,824	0,929	82,3529	0,11
YSA		Çapraz Doğrulama (10)	0,880	0,880	88	0,15
		Yüzde Bölme (%66)	0,941	0,961	94,1176	0,18

Tablo 25. C-O-P-X-Z sınıfı için yapılan sınıflandırma sonuçları (3 kişi-150 örnek)

Sınıflandırma Yöntemi		Eğitim-Test Veri Yöntemi	Hassasiyet	Kesinlik	Doğruluk (%)	Süre (s)
K N N	K=3	Çapraz Doğrulama (10)	0,800	0,799	80	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	0,784	0,784	78,4314	0,01
	K=5	Çapraz Doğrulama (10)	0,800	0,801	80	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	0,784	0,794	78,4314	0,01
D V M	Polinom	Çapraz Doğrulama (10)	0,760	0,767	76	14,39
		Yüzde Bölme (%66)	0,745	0,771	74,5098	13,83
	Lineer	Çapraz Doğrulama (10)	0,673	0,676	67,3333	7,39
		Yüzde Bölme (%66)	0,667	0,679	66,6667	7,04
YSA		Çapraz Doğrulama (10)	0,820	0,822	82	0,70
		Yüzde Bölme (%66)	0,882	0,887	88,2353	0,53

Tablo 26. C-O-P-X-Z sınıfı için yapılan sınıflandırma sonuçları (1 kişi-50 örnek)

Sınıflandırma Yöntemi		Eğitim-Test Veri Yöntemi	Hassasiyet	Kesinlik	Doğruluk (%)	Süre (s)
K N N	K=3	Çapraz Doğrulama (10)	0,940	0,941	94	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	0,882	0,961	88,2353	0,01
	K=5	Çapraz Doğrulama (10)	0,920	0,920	92	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	0,824	0,956	82,3529	0,01
D V M	Polinom	Çapraz Doğrulama (10)	0,920	0,920	92	0,03
		Yüzde Bölme (%66)	0,941	0,971	94,1176	0,03
	Lineer	Çapraz Doğrulama (10)	0,920	0,920	92	0,02
		Yüzde Bölme (%66)	0,941	0,971	94,1176	0,02
YSA		Çapraz Doğrulama (10)	0,940	0,944	94	0,16
		Yüzde Bölme (%66)	0,824	0,956	82,3529	0,15

Tablo 27’de B-F-G-K-L-V-W harflerine ait 3 kişiden alınan 210 örnek ve Tablo 28’de B-F-G-K-L-V-W harflerine ait 1 kişiden alınan 70 örnekle yapılan sınıflandırma sonuçları verilmiştir. Sınıf sayısı 7’dir. 3 kişiden alınan 210 örnekle yapılan sınıflandırmalarda YSA %78,8732 oranında başarı göstermiştir. 1 kişiden alınan 70 örnekle yapılan sınıflandırmalarda ise YSA %91,6667, KNN ve DVM %94,2857 oranında sınıflandırma başarısı göstermiştir.

Tablo 27. B-F-G-K-L-V-W sınıfı için yapılan sınıflandırma sonuçları (3 kişi-210 örnek)

Sınıflandırma Yöntemi		Eğitim-Test Veri Yöntemi	Hassasiyet	Kesinlik	Doğruluk (%)	Süre (s)
K N N	K=3	Çapraz Doğrulama (10)	0,752	0,767	75,2381	0,02
		Yüzde Bölme (%66)	0,761	0,775	76,0563	0,01
	K=5	Çapraz Doğrulama (10)	0,729	0,745	72,8571	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	0,746	0,759	74,6479	0,01
D V M	Polinom	Çapraz Doğrulama (10)	0,600	0,599	60	15,91
		Yüzde Bölme (%66)	0,648	0,694	64,7887	15,82
	Lineer	Çapraz Doğrulama (10)	0,648	0,650	64,7619	13,12
		Yüzde Bölme (%66)	0,620	0,630	61,9718	13,83
YSA		Çapraz Doğrulama (10)	0,733	0,751	73,3333	1,05
		Yüzde Bölme (%66)	0,789	0,806	78,8732	0,82

Kişiden bağımsız bir sistem kurulmak istendiğinde 3 kişi için bulunan bu değerler, elbette kişi sayısı arttıkça sistemin başarısına negatif yönde yansıtacaktır. Ancak kişiye bağımlı olarak sistem gerçekleştirilmek istenirse, pozitif yönde bir başarı söz konusu olur.

Tablo 28. B-F-G-K-L-V-W sınıfı için yapılan sınıflandırma sonuçları (1 kişi-70 örnek)

Sınıflandırma Yöntemi		Eğitim-Test Veri Yöntemi	Hassasiyet	Kesinlik	Doğruluk (%)	Süre (s)
K N N	K=3	Çapraz Doğrulama (10)	0,943	0,945	94,2857	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	0,875	0,920	87,5	0,01
	K=5	Çapraz Doğrulama (10)	0,943	0,945	94,2857	0,01
		Yüzde Bölme (%66)	0,833	0,899	83,3333	0,01
D V M	Polinom	Çapraz Doğrulama (10)	0,943	0,950	94,2857	0,07
		Yüzde Bölme (%66)	0,792	0,858	79,1667	0,05
	Lineer	Çapraz Doğrulama (10)	0,929	0,934	92,8571	0,02
		Yüzde Bölme (%66)	0,750	0,845	75	0,02
YSA		Çapraz Doğrulama (10)	0,914	0,915	91,4286	0,40
		Yüzde Bölme (%66)	0,917	0,938	91,6667	0,27

Tablo 29’da T-I sınıfının sınıflandırma başarısı değerlendirilirken oluşturulan karışıklık matrisi verilmiştir. Tablodan görüldüğü gibi bütün örnekler doğru sınıfa atanmıştır. T ve I harflerinin sınıflandırma başarıları %100’dür.

Tablo 30’da A-N-S sınıfının sınıflandırma başarısı değerlendirilirken oluşturulan karışıklık matrisi verilmiştir. Tablodan görüldüğü gibi test olarak verilen 10 adet A harfi için doğru tahminlerin sayısı 9’dur, 1 örnek yanlış sınıfa (N harfi) atanmıştır. Benzer şekilde 11 adet N harfi için doğru tahminlerin sayısı 9’dur, 2 örnek yanlış sınıfa (A harfi) atanmıştır. 10 adet S harfi için bütün örnekler doğru sınıfa atanmıştır. Buna göre sınıflandırma başarısı A harfi için %90, N harfi için %81,8 ve S harfi için %100’dür.

Tablo 29. T-I sınıfının karışıklık matrisi

Gerçek Sınıf /Tahmin Edilen Sınıf	T	I	Toplam
T	9	0	9
I	0	11	11
Toplam	9	11	20

Tablo 30. A-N-S sınıfının karışıklık matrisi

Gerçek Sınıf /Tahmin Edilen Sınıf	A	N	S	Toplam
A	9	1	0	10
N	2	9	0	11
S	0	0	10	10
Toplam	11	10	10	31

Tablo 31’de D-H-M-R-U sınıfının sınıflandırma başarısı değerlendirilirken oluşturulan karışıklık matrisi verilmiştir. Tablodan görüldüğü gibi test olarak verilen 7 adet D harfi için doğru tahminlerin sayısı 6’dır, 1 örnek yanlış sınıfa (H harfi) atanmıştır. 14 adet H harfi için doğru tahminlerin sayısı 13’dür, 1 örnek yanlış sınıfa (U harfi) atanmıştır. 9 adet M harfi için bütün örnekler doğru sınıfa atanmıştır. 11 adet R harfi için doğru tahminlerin sayısı 9’dur, 1 örnek M sınıfına ve 1 örnek de U sınıfına atanmıştır. 10 adet U harfi için doğru tahminlerin sayısı 6’dır, 4 örnek yanlış sınıfa (R harfi) atanmıştır. Buna göre sınıflandırma başarısı D harfi için %85,7, H harfi için %92,9, M harfi için %100, R harfi için %81,8 ve U harfi için %60’tır.

Tablo 31. D-H-M-R-U sınıfının karışıklık matrisi

Gerçek Sınıf /Tahmin Edilen Sınıf	D	H	M	R	U	Toplam
D	6	1	0	0	0	7
H	0	13	0	0	1	14
M	0	0	9	0	0	9
R	0	0	1	9	1	11
U	0	0	0	4	6	10
Toplam	6	14	10	13	8	51

Tablo 32’de B-F-G-K-L-V-W sınıfının sınıflandırma başarısı değerlendirilirken oluşturulan karışıklık matrisi verilmiştir. Tablodan görüldüğü gibi test olarak verilen 8 adet B harfi için doğru tahminlerin sayısı 6’dır, 2 örnek K sınıfına atanmıştır. 8 adet F harfi ve 10 adet G harfi için bütün örnekler doğru sınıfa atanmıştır. 15 adet K harfi için doğru tahminlerin sayısı 7’dir, 2 örnek F, 3 örnek G ve 3 örnek de V sınıflarına atanmıştır. 10 adet L harfi için doğru tahminlerin sayısı 9’dur, 1 örnek V sınıfına atanmıştır. 10 adet V harfi için doğru tahminlerin sayısı 8’dir, 1 örnek B ve 1 örnek de L sınıflarına atanmıştır. 10 adet W harfi için doğru tahminlerin sayısı 8’dir, 2 örnek G sınıfına atanmıştır. Buna göre sınıflandırma başarısı B harfi için %75, F harfi için %100, G harfi için %100, K harfi için %46,7, L harfi için %90, V harfi için %80 ve W harfi için %80’dir.

Tablo 33’te C-O-P-X-Z sınıfının sınıflandırma başarısı değerlendirilirken oluşturulan karışıklık matrisi verilmiştir. Tablodan görüldüğü gibi test olarak verilen 7 adet C harfi için doğru tahminlerin sayısı 5’tir, 2 örnek X sınıfına atanmıştır. 14 adet O harfi ve 9 adet P harfi için bütün örnekler doğru sınıfa atanmıştır. 11 adet X harfi için doğru tahminlerin sayısı

8'dir, 1 örnek O, 1 örnek P ve 1 örnek de Z sınıflarına atanmıştır. 10 adet Z harfi için doğru tahminlerin sayısı 9'dur, 1 örnek P sınıfına atanmıştır. Buna göre sınıflandırma başarısı C harfi için %71,4, O harfi için %100, P harfi için %100, X harfi için %72,7 ve Z harfi için %90'dır.

Tablo 32. B-F-G-K-L-V-W sınıfının karışıklık matrisi

Gerçek Sınıf /Tahmin Edilen Sınıf	B	F	G	K	L	V	W	Toplam
B	6	0	0	2	0	0	0	8
F	0	8	0	0	0	0	0	8
G	0	0	10	0	0	0	0	10
K	0	2	3	7	0	3	0	15
L	0	0	0	0	9	1	0	10
V	1	0	0	0	1	8	0	10
W	0	0	2	0	0	0	8	10
Toplam	7	10	15	9	10	12	8	71

Tablo 33. C-O-P-X-Z sınıfının karışıklık matrisi

Gerçek Sınıf /Tahmin Edilen Sınıf	C	O	P	X	Z	Toplam
C	5	0	0	2	0	7
O	0	14	0	0	0	14
P	0	0	9	0	0	9
X	0	1	1	8	1	11
Z	0	0	1	0	9	10
Toplam	5	15	11	10	10	51

Tablo 34'te J-Q-Y sınıfının sınıflandırma başarısı değerlendirilirken oluşturulan karışıklık matrisi verilmiştir. Tablodan görüldüğü gibi test olarak verilen 10 adet J harfi için doğru tahminlerin sayısı 7'dir, 2 örnek Q sınıfına ve 1 örnek de Y sınıfına atanmıştır. 11 adet Q harfi için doğru tahminlerin sayısı 10'dur, 1 örnek J sınıfına atanmıştır. 10 adet Y harfi için doğru tahminlerin sayısı 6'dır, 3 örnek J sınıfına ve 1 örnek Q sınıfına atanmıştır. Buna göre sınıflandırma başarısı J harfi için %70, Q harfi için %90,9 ve Y harfi için %60'tır.

Tablo 34. J-Q-Y sınıfının karışıklık matrisi

Gerçek Sınıf /Tahmin Edilen Sınıf	J	Q	Y	Toplam
J	7	2	1	10
Q	1	10	0	11
Y	3	1	6	10
Toplam	11	13	7	31

Bütün matrisler oluşturulurken sınıflandırıcı olarak YSA kullanılmış ve veri kümesinin %66'lık kısmı eğitim için, geri kalan kısmı da test için ayrılmıştır. Tablo 29 ve Tablo 34 arasındaki tüm tablolarda verilen karışıklık matrisleri, 3 kişiden alınan verilerle yapılan sınıflandırma sonuçlarına göredir.

Tasarlanan YSA'lı sistemde daha sonra konuşma yetisini kaybetmiş motor engelli kişilerin ihtiyaçlarını ifade edebileceği olası 42 kelime tespit edilmiştir. Sistemin başarısı test edilirken 42 kelimelik verisetinde yer almayan Tablo 35'de gösterilen hatalı kelimelerle karşılaşılmıştır. Elde edilen hatalı kelimenin verisetindeki hangi kelimeye en yakın olduğu, iki karakter dizisi arasındaki mesafeyi hesaplayan Levenshtein algoritması kullanılarak bulunmuştur. Sistemde oluşabilecek hatalardan kaynaklı başarısız sonuçlar bu şekilde düzeltilerek, Tablo 36'dan da görülebileceği üzere sistemin başarısı arttırılmıştır.

Tablo 35'de tasarlanan YSA'lı sistemde 1 kişi ve 3 kişiden alınan verilerle oluşturulan gruplarda, verisetinde yer alan kelimeler için tanıma yüzdeleri ve yapılan hatalarla ortaya çıkabilen olası kelimeler verilmiştir. Tablo 36'da ise tasarlanan YSA'lı sistem için kelime bazında sınıflandırma başarısı, Levenshtein Algoritması başarısı ve toplam kelime başarısı verilmiştir.

Tablo 35'de verilen 42 kelimelik verisetinde yer alan kelimeler için tanıma yüzdeleri hesaplanırken, ilgili kelimedede bulunan her bir harfin tanıma yüzdelerinin ağırlıklı ortalaması alınmıştır. Örnek olarak seçilen AGAIN kelimesi için tanıma yüzdesi şu şekilde hesaplanmıştır: 10 adet A harfi için %90, 10 adet G harfi için %100, 11 adet I harfi için %100 ve 11 adet N harfi için %81,8 tanıma başarısı elde edilmişti. Bu değerlerin ağırlıklı ortalaması AGAIN kelimesi için tanıma yüzdesini verecektir.

$$AGAIN = \frac{10 \times 90 + 10 \times 100 + 10 \times 90 + 11 \times 100 + 11 \times 81,8}{10 + 10 + 10 + 11 + 11} = 92,3 \quad (89)$$

Tablo 35. Verisetinde yer alan kelimeler için tanıma yüzdeleri ve olası hatalı kelimeler

Kelime	Olası Hatalı Kelimeler (3 Kişili Durum)	Tanıma (%) (3 Kişi)	Tanıma (%) (1 Kişi)
AGAIN	NGAIN, NGNIN, NGNIA, AGAIA, AGNIN, AGNIA	92,3	100
BATH	KATH, BNTH, BATU, KNTH, KATU, BNTU, KNTU	90,25	100
BEGIN	KEGIN, KEGIA, BEGIA	91,99	100
BIG	KIG	93,1	100
BOTH	KOTH, KOTU, BOTU	93,34	100
BRO	KRO, BMO, BUO, KMO, KUO	87,87	96
CLOSE	XLOSE, XVOSE, CVOSE	94,11	97,77
COFFEE	XOFFEE	95,91	100
COKE	XOKE, COFE, COGE, COVE, XOFE, XOGE, XOVE	78,26	96,97
COME	XOME	94,99	100
CUT	XUT, XRT, CRT	76,91	100
DOWN	HOWN, HOGN, HOGA, DOGA, DOWA, DOGN	88,08	100
END	EAD, EAH, ENH	89,27	100
ENOUGH	EAOUGH, EAORGH, EAORGU, ENORGH, ENOUGU	89,86	100
FEW	FEG	92,85	100
FRUIT	FMUIT, FUUIT, FRRIT, FMRIT, FURIT	87,75	97,77
FULL	FRLL, FUVL, FULV, FRVL, FRLV, FUVV, FRVV	84,21	93,33
GIVE	GIBE, GILE	95,12	100
JUST	QUST, YUST, JRST, QRST, YRST	82,05	100
KEY	FEY, GEY, VEY, KEJ, KEQ, FEJ, FEQ, GEJ, GEQ, VEJ, VEQ	65,72	95,65
LATER	VATER, VATEM, VATEU, VNTEM, VNTEU, LATEM, LATEU, LNTER, LNTEU, LNTEM	91,99	95
LEFT	VEFT	97,29	97,14
MILK	MIVK, MILF, MILG, MILV, MIVF, MIVG, MIVV	80,01	92,86
NO	AO	91,99	100
NOW	NOG, AOG, AOW	88,56	100
NUT	AUT, NRT, ART	79,99	100
ONLY	OALY, OAVY, OAVJ, OAVQ, ONVY, ONVJ, ONVQ, ONLJ, ONLQ	84,44	97,14
OPEN	OPEA	95,45	100
OUT	ORT	87,87	100
PUT	PRT	85,71	100
READ	MEAD, UEAD, MEND, UEND, MEAH, UEAH, MENH, REAH, RENH	89,46	97,14
RED	MED, UED, REH, MEH, UEH	89,27	96
RIGHT	MIGHT, UIGHT, RIGUT, MIGUT, UIGUT	94,55	97,14
SAY	SNY, SAI, SAQ, SNJ, SNQ	83,33	100
SICK	SIXK, SICF, SICG, SICV, SIXF, SIXG, SIXV	76,75	100
TEA	TEN	96,55	100
TURN	TRRN, TRMN, TRUN, TRMA, TRUA, TRRA, TURA	80,47	97,14
UP	RP	78,94	100
WANT	GANT, GNNT, GNAT, GAAT, WNNT, WNAT, WAAT	87,49	100
WATER	GATER, WNTER, WATEM, WATEU, GNTER, GATEM, GATEU, WNTEM, WNTEU	89,99	97,77
WHY	GHY, WUY, WHJ, WHQ, GUY, GHJ, GHQ, WUJ, WUQ, GUJ, GUQ	79,42	100
YES	JES, QES	86,66	100

Tablo 36. Kelime bazında sınıflandırma başarıları, Levenshtein başarıları ve toplam kelime başarıları (3 kişi için)

Kelime	Sınıflandırma Başarısı (%)	Levenshtein Başarısı (%)	Toplam Kelime Başarısı (%)
AGAIN	92,3	100	100
BATH	90,25	42,85	94,42
BEGIN	91,99	100	100
BIG	93,1	100	100
BOTH	93,34	100	100
BRO	87,87	60	95,14
CLOSE	94,11	100	100
COFFEE	95,91	100	100
COKE	78,26	14,28	81,36
COME	94,99	100	100
CUT	76,91	33,33	84,60
DOWN	88,08	83,33	98,01
END	89,27	33,33	92,84
ENOUGH	89,86	100	100
FEW	92,85	100	100
FRUIT	87,75	100	100
FULL	84,21	85,71	97,74
GIVE	95,12	100	100
JUST	82,05	80	96,41
KEY	65,72	36,36	78,18
LATER	91,99	45,45	95,63
LEFT	97,29	100	100
MILK	80,01	57,14	91,43
NO	91,99	100	100
NOW	88,56	33,33	92,37
NUT	79,99	33,33	86,65
ONLY	84,44	66,66	94,81
OPEN	95,45	100	100
OUT	87,87	100	100
PUT	85,71	100	100
READ	89,46	33,33	92,97
RED	89,27	60	95,70
RIGHT	94,55	100	100
SAY	83,33	60	93,33
SICK	76,75	85,71	96,67
TEA	96,55	100	100
TURN	80,47	57,14	91,62
UP	78,94	100	100
WANT	87,49	57,14	94,63
WATER	89,99	55,55	95,55
WHY	79,42	54,54	90,64
YES	86,66	100	100

AGAIN kelimesi için tanıma yüzdesi 92,3 olarak hesaplanmıştır. Bu kelime için başarısız durumlar %7,7'dir. AGAIN kelimesi yazılırken, karşılaşılan Tablo 35'deki olası hatalı kelimelerin, verisetindeki hangi kelime veya kelimelere en yakın olduğu, Levenshtein algoritması ile belirlenmiştir. Sisteme verilen bu olası hatalı kelimelerin tümünün en yakın olduğu kelime, AGAIN olarak tespit edilmiştir. Sonuç olarak bu kelime için Levenshtein Algoritması başarısı %100'dür. Başarısız durumlarda, Levenshtein Algoritması başarısı ile doğruluğun ne oranda arttığı aşağıdaki gibi hesaplanmıştır:

$$(100 - \text{Sınıflandırma başarısı}) \times \text{Levenshtein başarısı} / 100 \quad (90)$$

Eşitlik (90) ile bulunan değer daha sonra sınıflandırma başarısına eklenerek toplam kelime başarısı hesaplanmıştır.

Bu sistemde en son adım olarak Windows işletim sistemi içerisinde yer alan ses veri tabanından yararlanılarak ve Matlab programı içerisinde yer alan metin-konuşma sentezi algoritması kullanılarak, ortaya çıkan metin konuşmaya başarılı bir şekilde dönüştürülmüştür.

Sınırlı sayıda kelime içeren bir verisetinin kullanılması, verisetindeki kelime sayısı arttıkça sınıflandırma başarısının azalması, veriseti içinde yer alan kelimelerde görülen düşük sınıflandırma başarı yüzdeleri nedeniyle araştırmalara devam edilmiş, işlem karmaşıklığı açısından çok daha basit olan bir diğer sistem geliştirilmiştir.

3.2. DZB'li Sistemden Elde Edilen Sonuçlar

Tasarlanan bu sistemde de ilk olarak konuşmaya dönüştürülecek kelime, göz kırpmalar aracılığıyla Mors kodları ile oluşturulur. Oluşturulan bu kelimeler içerisinde harflerin sonunda belirli süreli boşluklar vardır. İlk aşamada bu boşlukların tespiti ile kelimenin kaç harften oluştuğu belirlenmektedir. Daha sonra harflerin içerisindeki göz kırpmaları tespit edilmektedir. Bu göz kırpmaların tek göz kırpması mı veya çift göz kırpması mı olup olmadığını tespit edebilmek için DZB algoritması kullanılır. Bir harfi oluşturan zaman serisi ile daha önceden kaydedilmiş tek ve çift göz kırpması sinyallerine ait zaman serileri, ortalama olarak hesaplanan bir pencere süresi içerisinde, DZB algoritması ile karşılaştırılır.

Mors kodu ile kelime girişi yapılırken, iki değer çok önemlidir. Bunlardan birincisi sinyaldeki T_4 anlarının belirlenmesidir. İkincisi ise X_{neg} sayısıdır. Bir X_n sinyali içerisinde yer alan ve eşitlik (37) ve eşitlik (38)'de belirtilen α and β değerleri deneklerin her biri için veri girişinde değişmektedir. Tablo 37'de 10 denek için örnek olarak gösterilen, tüm veri giriş değerleri analiz edildiğinde; $\alpha = 2$ ve $\beta = 2,2$ değerlerine yakınsadığı görülmektedir. Genel olarak denekler veri girişi yaparken, çift göz kırpma için, tek göz kırpmada harcadıkları sürenin yaklaşık 2 katını harcamışlardır. Harfler arasında ise, harf içinde tek veya çift göz kırpmalar sonrasında bıraktıklarından yaklaşık 2,2 kat fazla boşluk süresi bırakmışlardır. Yine deneysel verilerin bize göstermiş olduğu ve Tablo 37'den de görülebileceği gibi ortalama;

$T_1=500$ (max) örnek

$T_2=1000$ (max) örnek

$T_3=1000$ (ortalama) örnek

$T_4=2200$ (min) örnek

civarına yakınsayan değerlerdir.

Tablo 37. 10 denek için elde edilen T_1 , T_2 , T_3 , T_4 , $|X_{pos}|$, $|X_{neg}|$ ve D_{NG} değerleri

Denek No	T_1 (örnek)	T_2 (örnek)	T_3 (örnek)	T_4 (örnek)	$ X_{pos} $ (μV)	$ X_{neg} $ (μV)	D_{NG} (örnek)
1	490	993	1010	2212	1315	2050	313
2	485	975	995	2256	1398	2014	395
3	493	983	995	2213	1301	2095	325
4	475	976	992	2202	1489	2095	345
5	488	989	1005	2401	1445	2084	412
6	491	988	1002	2207	1400	2052	486
7	465	952	975	2387	1398	2041	366
8	481	961	1012	2276	1395	2020	399
9	480	990	995	2209	1495	2101	452
10	491	985	1002	2235	1325	2074	305

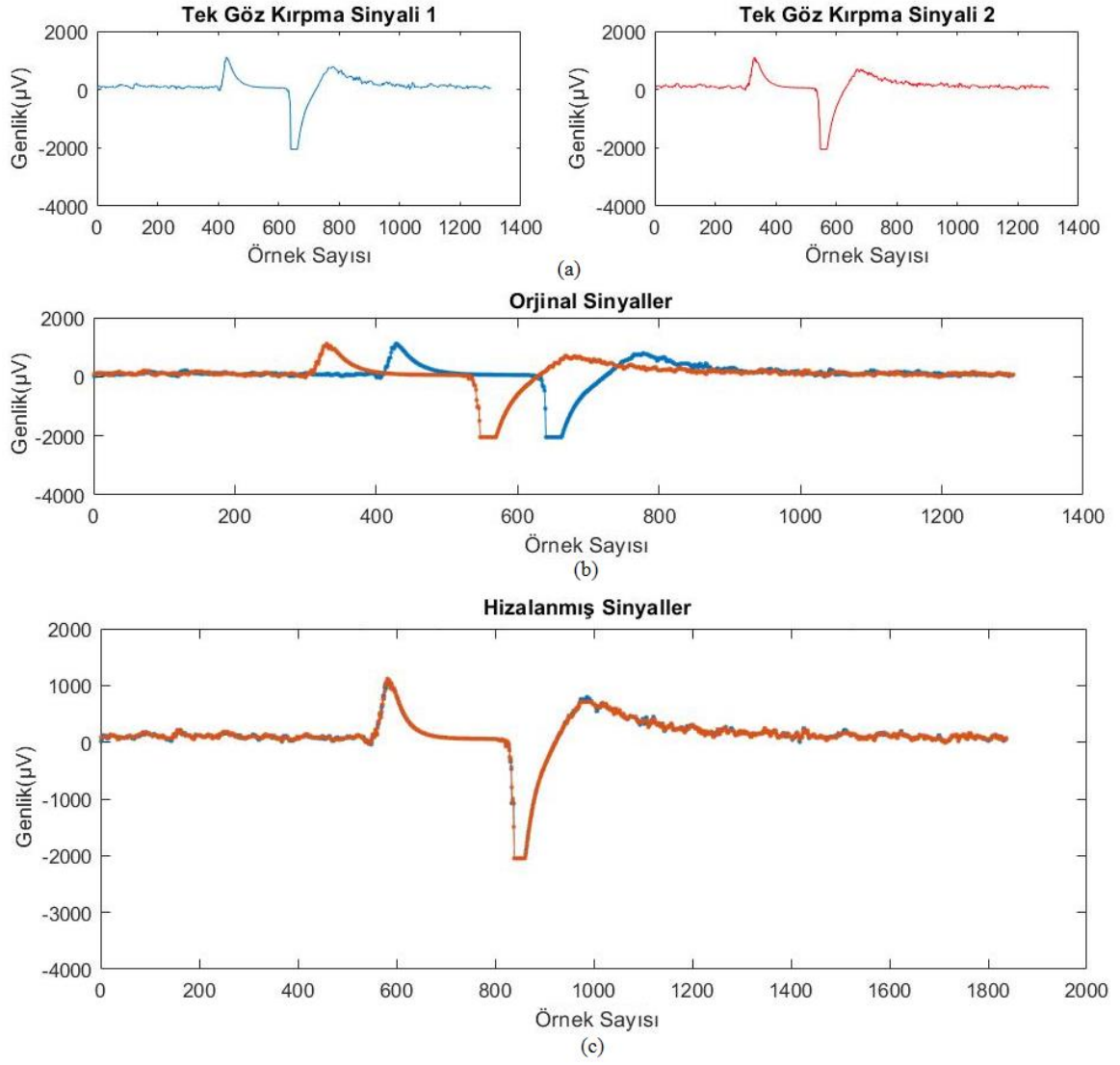
Eşitlik (39)'da belirtilmiş olan $|X_{pos}|$ genel olarak 1300-1500 μV , $|X_{neg}|$ ise 2000-2100 μV değerlerinde oluşmaktadır. Yapılan tüm denemelerde pozitif tepeciğin genlik seviyesinin, negatif tepeciğin genlik seviyesine göre oldukça düşük olduğu görülmüştür. Bu nedenle oluşabilecek gürültü etkisi de dikkate alındığında, negatif tepeciklerin varlığı bir göz kırpmasının varlığını daha doğru bir şekilde göstermektedir.

Negatif tepeciklerden yaklaşık 300-400 örnek önce oluşan pozitif tepeciğin de pencere içerisine dahil edilmek istenmesi nedeniyle, başlangıçta 500 örnek değerlik bir kayma yapılmaktadır. $D_{NG} = 500$ alınarak, bir pencere süresi içerisinde hem negatif hem pozitif tepecikler bulunması sağlanmıştır. Böylelikle DZB algoritmasında karşılaştırılacak iki şablonun benzerliğinin daha doğru bulunması amaçlanmıştır.

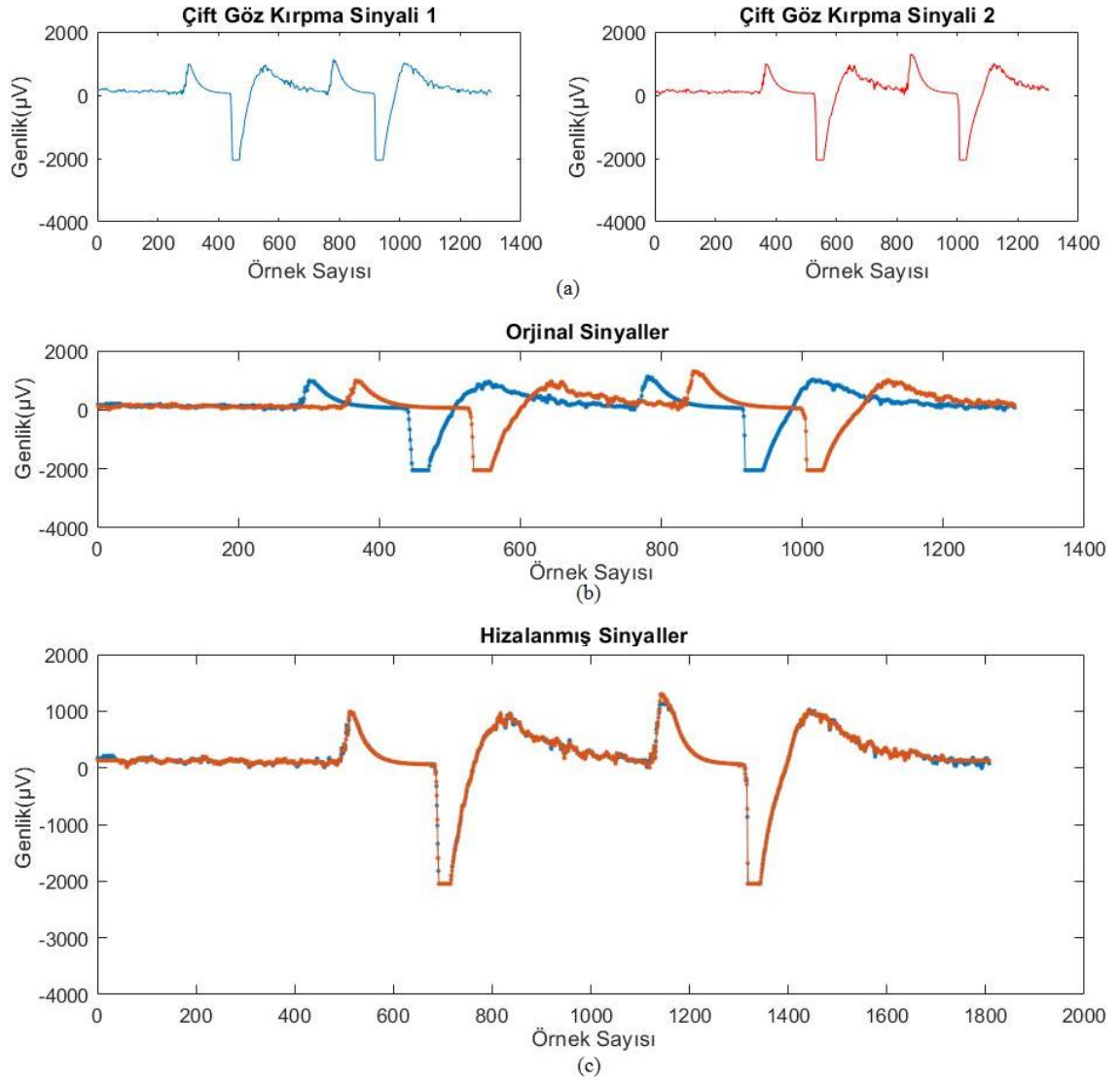
Şekil 61 (a)'da tek göz kırpmayı içeren iki adet sinyal, (b)'de bu iki sinyalin aynı eksen takımında gösterilmesi ve (c)'de (b)'deki bu orjinal sinyallerden elde edilen hizalanmış sinyaller görülmektedir. Bu sinyallerden ilki DZB algoritmasındaki bilinen tek göz kırpması şablon sinyali, diğeri ise deneklerin herhangi bir anda yaptıkları tek göz kırpmayı içeren sinyaldir. Şekilden de görüldüğü gibi iki sinyal arasında zaman kayması vardır. İki sinyal aynı sayıda örnek değer içermemektedir. Zamandaki kaymalar DZB algoritması kullanılarak hizalama yapıldığında, tek göz kırpması sinyalleri arasındaki Öklid mesafesinin değeri 20,137 olarak hesaplanmıştır.

Şekil 62 (a)'da çift göz kırpmayı içeren iki adet sinyal, (b)'de bu iki sinyalin aynı eksen takımında gösterilmesi ve (c)'de bu sinyallerden elde edilen hizalanmış sinyaller görülmektedir. Bu sinyallerden ilki DZB algoritmasındaki bilinen çift göz kırpması şablon sinyali, diğeri ise deneklerin herhangi bir anda yaptıkları çift göz kırpmayı içeren sinyaldir. Şekilden de görüldüğü gibi iki sinyal arasında zaman kayması vardır. Zamandaki kaymalar DZB algoritması kullanılarak hizalama yapıldığında, çift göz kırpması sinyalleri arasındaki Öklid mesafesinin değeri 27,792 olarak hesaplanmıştır.

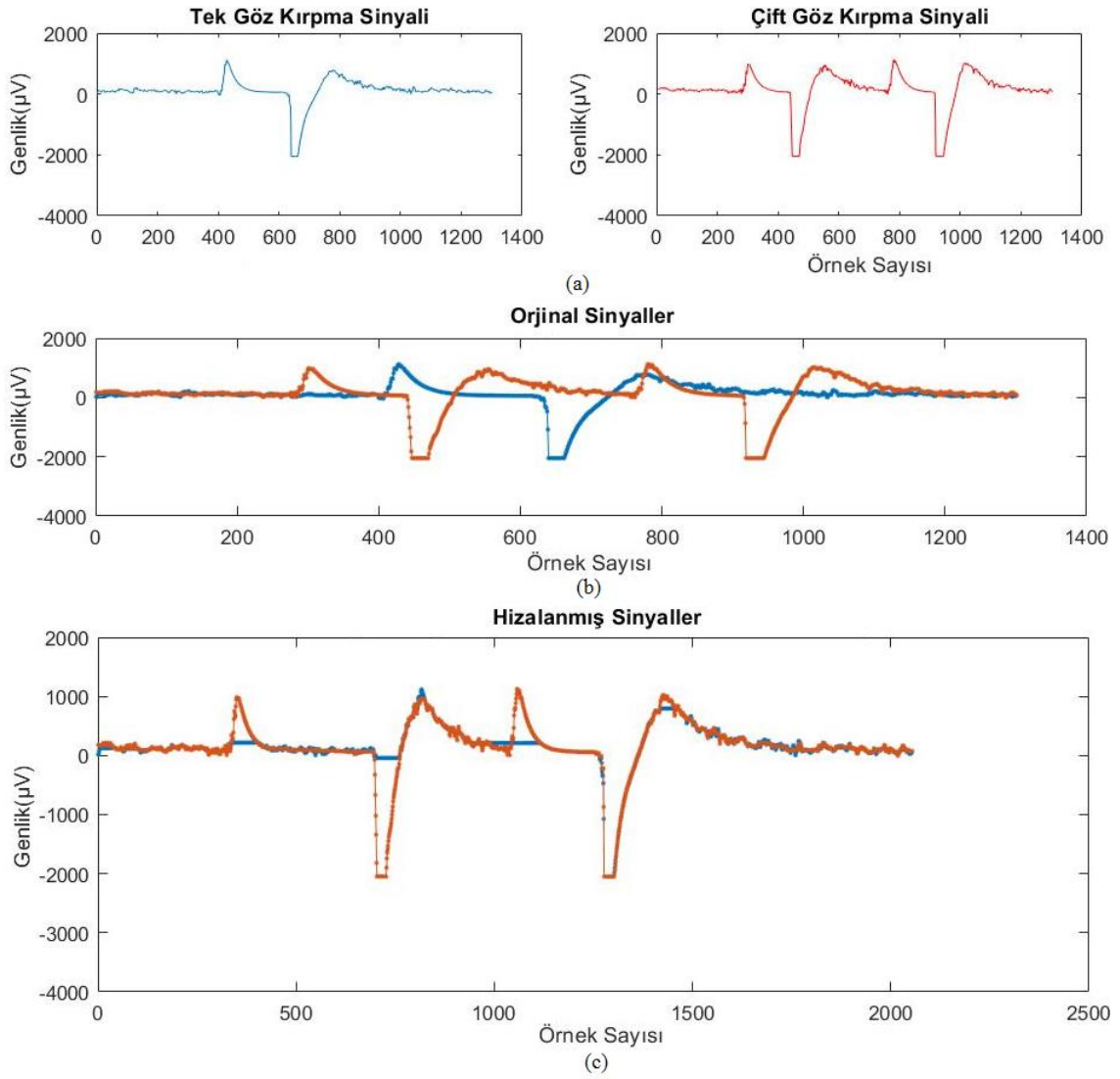
Şekil 63 (a)'da tek ve çift göz kırpmayı içeren iki adet sinyal, (b)'de bu iki sinyalin aynı eksen takımında gösterilmesi ve (c)'de bu sinyallerden elde edilen hizalanmış sinyaller görülmektedir. Şekilden de görüldüğü gibi, bu farklı iki sinyal DZB algoritması kullanılarak hizalama yapıldığında, tek ve çift göz kırpması sinyalleri arasındaki Öklid mesafesinin değeri 172,014 olarak hesaplanmıştır.



Şekil 61. (a) Tek göz kırpma içeren iki adet EEG sinyali (b) (a)'daki sinyallerin aynı eksen takımında gösterilmesi (c) (b)'deki orjinal sinyallerden elde edilen hizalanmış sinyaller



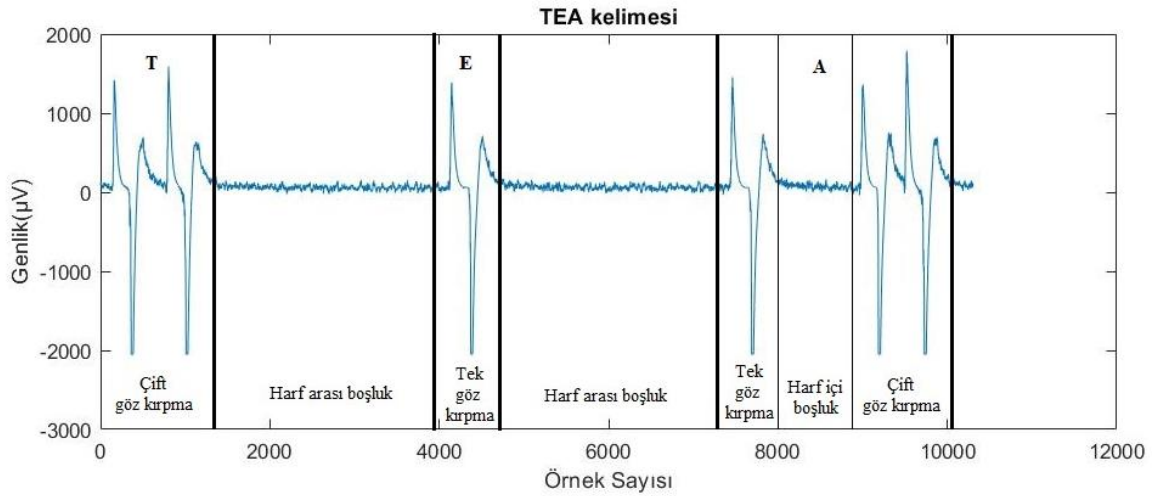
Şekil 62. (a) Çift göz kırpma içeren iki adet EEG sinyali (b) (a)'daki sinyallerin aynı eksen takımında gösterilmesi (c) (b)'deki orjinal sinyallerden elde edilen hizalanmış sinyaller



Şekil 63. (a) Tek göz kırpma ve çift göz kırpma içeren EEG sinyalleri (b) (a)'daki sinyallerin aynı eksen takımında gösterilmesi (c) (b)'deki orjinal sinyallerden elde edilen hizalanmış sinyaller

Sonuç olarak benzer sinyaller arasındaki Öklid mesafesinin değerinin, farklı sinyaller arasındaki Öklid mesafesinin değerine göre oldukça düşük olduğu görülmektedir. Yapılabilecek iki karşılaştırma sonucundaki yakınsama yapılan değer, o anki test sinyalinin tek ya da çift göz kırpması olduğunu açıkça belirtmektedir. Bir göz kırpmanın tek veya çift olduğunun belirlenmesiyle, harf içinde bulunan her göz kırpma başlangıcına konulan pencereleme ile bu testin yapılması sonucunda, öncelikle harf içerisinde bulunan göz kırpmaların Mors kodlarını oluşturmak mümkündür.

Sistemin metin giriş hızı ve doğruluk değerini tespit etmek için, yaşları 20-55 arasında olan 25 sağlıklı denek ile denemeler yapılmıştır. Günlük hayatta kullanılan 16 ifade için bu deneklerden her biri 40 olmak üzere toplam 400 kayıt alınmıştır. Deneklerden ilk olarak göz kırpmalarla “TEA” yazmaları istenmiştir. Şekil 64’te Mors kodunu oluşturan kısa ve uzun sinyallere karşı gelen tek ve çift göz kırpmalardan elde edilen TEA kelimesine ait grafik görülmektedir. Tüm denekler bu kelimeyi ortalama 17 s içinde %100 doğrulukla yazmıştır ve kelime seslendirilmiştir. Metin giriş hızını arttırmak için yapılan denemelerde, doğru kelimeyi yazma sonucunda bir değişiklik olmamıştır. Burada esas olan nokta β değeridir. Bu değer 2,2 değerinin altına düşmediği takdirde, sistem kesinlikle hata yapmamaktadır. Hasta bireyler için oldukça zorlayıcı bir durum olan veri giriş hızı arttırıldığında, bekleme süresinin altına düşülmediği sürece, herhangi bir problem yaşanmayacaktır. Gerek harf ve gerekse kelime sonundaki bekleme süreleri, veri girişi yapan kişilerden alınmış istatistiki bir değerdir. Bu β değeri adaptiftir ve sistemi kullanacak kişi için kolaylıkla değiştirilebilir.



Şekil 64. Mors kodunu oluşturan kısa ve uzun sinyallere karşı gelen tek ve çift göz kırpmalardan elde edilen TEA kelimesine ait grafik

Yapılan denemelerde bir harf için ortalama 1 ila 13 s arası zaman gerektiği hesaplanmıştır. Örneğin E harfi en kısa sürede yazılan karakterdir. Çünkü Mors Alfabetinde tek bir nokta ile kodlanmıştır. Bazı harfler için giriş süresinin belirgin şekilde uzaması, harf kodundaki karakter sayısının çokluğu ve bu karakterler arasındaki bekleme süresinden kaynaklanmaktadır. Tablo 38’de göz kırpmalarla yazılmış günlük hayatta sıkça kullanılan

kelime ve cümleler ve bunların ne kadar sürede yazıldıklarına ait deneysel sonuçlar verilmiştir.

Tablo 38'de verilen deneysel sonuçlara ek olarak, her denekten rastgele olarak 500 ses kaydından 10'unu seçmesi istenmiştir. Sisteme bu Morse kodlu sinyaller verildiğinde, 250 girişte sadece 2 giriş yanlış seslendirilmektedir. % 99,2 doğruluk oranına ulaşılmıştır.

Tablo 38. Günlük hayatta sıkça kullanılan ifadelere ait metin giriş süresi ve doğruluk değeri

Kelime/Cümle	Metin giriş süresi (s)	Her bir ifadenin tekrar sayısı (25 denek)	Hatalı Çıkış Sesi	Doğruluk (%)
NO	19,5	40	-	100
TEA	17	40	-	100
YES	30	40	-	100
OPEN	41,5	40	1	99,9
WANT	34,5	40	1	99,9
SURE	37,5	40	1	99,9
THINK	48	40	2	99,8
HELP ME	64,5	40	1	99,9
THANK YOU	95	40	2	99,8
NOT YET	57	40	3	99,7
I GOT IT	56,5	40	3	99,7
I AM GOOD	82	40	3	99,7
I THINK SO	85,5	40	2	99,8
I HOPE SO	84	40	2	99,8
I KNEW IT	64	40	1	99,9
I CAN'T WAIT	87	40	3	99,7

3.3. Tasarlanan Tek Kanallı EEG Sinyal Cihazından Elde Edilen Deneysel Sonuçlar

Bu tez çalışmasının ilk ve en önemli adımlarından biri verilerin toplanmasıdır. Bu aşamada ilk olarak NeuroSky firması tarafından geliştirilen tek kanallı kablosuz NeuroSky MindWave cihazı kullanılmıştır. Daha sonra sistemlerin maliyetini düşürmek için tek kanallı EEG sinyal toplama işlemi yapan bir kart tasarımı gerçekleştirilmiştir. Tek göz kırpması, çift göz kırpması ve boşluk sinyalleri olmak üzere üç tip sinyalin kaydı, her iki cihaz kullanılarak alınmıştır. Tek göz kırpması Mors kodundaki kısa sinyale ve çift göz kırpması Mors kodundaki uzun sinyale karşılık gelmektedir. Bu sinyallerin dışında Mors kodları iletilirken sinyaller

arasında bırakılan boşluklar da anlam taşır. Bu amaçla kaydedilen bir diğer sinyal, içerisinde göz kırpmaya barındırmayan boşluk sinyalidir. Bu sinyaller Şekil 37 ve Şekil 38’de görülmektedir. Bu iki cihazın verileri algılamadaki başarılarını karşılaştırmak amacıyla, kaydedilen sinyaller farklı sınıflandırma yöntemleri kullanılarak sınıflandırılmıştır.

Tasarlanan tek kanallı EEG cihazı ile toplanan verilerle yapılan sınıflandırma sonuçları ve tek kanallı kablosuz NeuroSky MindWave cihazı ile toplanan verilerle yapılan sınıflandırma sonuçları Tablo 39, Tablo 40, Tablo 41 ve Tablo 42’de verilmiştir.

Tablo 39’da tasarlanan tek kanallı EEG cihazı ile 1 kişiden alınan 150 adet örnekle yapılan sınıflandırma sonuçları, Tablo 40’da ise tek kanallı kablosuz Neurosky MindWave cihazı ile yine aynı kişiden alınan 150 adet örnekle yapılan sınıflandırma sonuçları görülmektedir. Tablo 39 incelendiğinde, en başarılı sonuçları veren sınıflandırma algoritmalarının KNN (K=7 için) ve DVM (lineer kernel için) olduğu görülmektedir. Sınıflandırma doğrulukları %100’dür. Tablo 40 incelendiğinde ise, en başarılı sonuçları veren sınıflandırma algoritmaları KA yöntemlerinden J48 ve LMT’dir ve sınıflandırma doğrulukları %98,0392 olarak bulunmuştur.

Tablo 41’de tasarlanan tek kanallı EEG cihazı ile 3 kişiden alınan 90 adet örnekle yapılan sınıflandırma sonuçları, Tablo 42’de ise tek kanallı kablosuz Neurosky MindWave cihazı ile yine aynı 3 kişiden alınan 90 adet örnekle yapılan sınıflandırma sonuçları görülmektedir. Bu iki tablo değerlendirildiğinde, tasarlanan tek kanallı EEG cihazı ile alınan veriler ile YSA yöntemi kullanılarak yapılan sınıflandırmada %91,1111’lik başarı elde edilirken, tek kanallı kablosuz Neurosky MindWave cihazı ile alınan veriler ile KNN (K=3 ve K=5 için) algoritması kullanılarak yapılan sınıflandırma ise sınıflandırma başarıları %90,3226’dır.

Bu dört tablo değerlendirildiğinde, kişi sayısı arttıkça sınıflandırma başarı yüzdelерinin düştüğü görülmektedir. Verisetinin eğitim ve test için ayrılmasında kullanılan yöntemler de sınıflandırma başarı değerlerini değiştirmektedir. Bahsedilen dört tabloya bakıldığında, sınıflandırma başarıları yüksek olan durumların, genelde verilerin YB yöntemi kullanılarak ayrılması ile elde edildiği görülmektedir.

Tablo 39. Tasarılanan tek kanallı EEG cihazı ile 1 kişiden alınan örnekler ile yapılan sınıflandırma sonuçları

Sınıflandırma Yöntemi		Eğitim-Test Veri Yöntemi			Hassasiyet	Kesinlik	Doğruluk (%)	Süre (s)
NB		Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,967	0,967	96,6667	0,01
				10	0,967	0,967	96,6667	0,01
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,973	0,973	97,3333	0,02
				66	0,961	0,965	96,0784	0,01
K N N	K=3	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,987	0,987	98,6667	0,01
				10	0,993	0,993	99,3333	0,01
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,960	0,964	96	0,01
				66	0,961	0,961	96,0784	0,01
	K=5	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,973	0,974	97,3333	0,02
				10	0,980	0,980	98	0,01
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,987	0,987	98,6667	0,02
				66	0,961	0,961	96,0784	0,01
	K=7	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,980	0,981	98	0,01
				10	0,987	0,987	98,6667	0,01
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	1	1	100	0,01
				66	1	1	100	0,01
YSA		Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,987	0,987	98,6667	0,41
				10	0,980	0,981	98	0,31
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,973	0,975	97,3333	0,31
				66	0,980	0,981	98,0392	0,31
D V M	Polinom	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,960	0,962	96	0,05
				10	0,960	0,960	96	0,02
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,973	0,975	97,3333	0,02
				66	0,980	0,981	98,0392	0,01
	Lineer	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,973	0,974	97,3333	0,01
				10	0,987	0,987	98,6667	0,01
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,973	0,975	97,3333	0,01
				66	1	1	100	0,01
K A	HT	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,967	0,967	96,6667	0,03
				10	0,967	0,967	96,6667	0,02
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,973	0,973	97,3333	0,03
				66	0,961	0,965	96,0784	0,02
	J48	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,953	0,954	95,3333	0,02
				10	0,967	0,968	96,6667	0,02
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,960	0,964	96	0,01
				66	0,980	0,981	98,0392	0,01
	LMT	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,987	0,987	98,6667	0,06
				10	0,980	0,980	98	0,05
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,973	0,973	97,3333	0,05
				66	0,980	0,981	98,0392	0,05
	RO	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,987	0,987	98,6667	0,08
				10	0,987	0,987	98,6667	0,03
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,947	0,947	94,6667	0,03
				66	0,941	0,942	94,1176	0,03

Tablo 40. Tek kanallı kablosuz Neurosky MindWave cihazı ile 1 kişiden alınan örnekler ile yapılan sınıflandırma sonuçları

Sınıflandırma Yöntemi		Eğitim-Test Veri Yöntemi		Hassasiyet	Kesinlik	Doğruluk (%)	Süre (s)	
NB		Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,980	0,980	98	0,01
				10	0,973	0,974	97,3333	0,01
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,960	0,960	96	0,01
				66	0,961	0,965	96,0784	0,01
K N N	K=3	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,913	0,914	91,3333	0,01
				10	0,920	0,922	92	0,01
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,840	0,841	84	0,01
				66	0,902	0,902	90,1961	0,01
	K=5	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,920	0,922	92	0,01
				10	0,913	0,916	91,3333	0,01
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,867	0,872	86,6667	0,01
				66	0,882	0,885	88,2353	0,01
	K=7	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,913	0,916	91,3333	0,01
				10	0,913	0,918	91,3333	0,01
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,840	0,851	84	0,01
				66	0,882	0,885	88,2353	0,01
YSA		Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,973	0,973	97,3333	0,41
				10	0,973	0,973	97,3333	0,47
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,960	0,960	96	0,39
				66	0,922	0,937	92,1569	0,39
D V M	Polinom	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,960	0,960	96	0,01
				10	0,953	0,953	95,3333	0,01
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,973	0,973	97,3333	0,02
				66	0,961	0,965	96,0784	0,02
	Lineer	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,953	0,954	95,3333	0,01
				10	0,953	0,954	95,3333	0,02
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,973	0,973	97,3333	0,01
				66	0,941	0,950	94,1176	0,01
K A	HT	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,980	0,980	98	0,01
				10	0,973	0,974	97,3333	0,02
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,947	0,948	94,6667	0,01
				66	0,961	0,965	96,0784	0,01
	J48	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,960	0,961	96	0,01
				10	0,980	0,980	98	0,02
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,973	0,973	97,3333	0,01
				66	0,980	0,981	98,0392	0,01
	LMT	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,980	0,980	98	0,08
				10	0,980	0,980	98	0,08
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,973	0,973	97,3333	0,06
				66	0,980	0,981	98,0392	0,06
	RO	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,973	0,973	97,3333	0,03
				10	0,987	0,987	98,6667	0,05
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,973	0,973	97,3333	0,05
				66	0,961	0963	96,0784	0,03

Tablo 41. Tasarlanan tek kanallı EEG cihazı ile 3 kişiden alınan örnekler ile yapılan sınıflandırma sonuçları

Sınıflandırma Yöntemi		Eğitim-Test Veri Yöntemi			Hassasiyet	Kesinlik	Doğruluk (%)	Süre (s)
NB		Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,789	0,794	78,8889	0,01
				10	0,789	0,792	78,8889	0,01
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,667	0,673	66,6667	0,02
				66	0,645	0,638	64,5161	0,02
K N N	K=3	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,844	0,842	84,4444	0,01
				10	0,844	0,841	84,4444	0,01
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,778	0,814	77,7778	0,01
				66	0,774	0,815	77,4194	0,01
	K=5	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,822	0,820	82,2222	0,01
				10	0,844	0,845	84,4444	0,01
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,756	0,803	75,5556	0,01
				66	0,806	0,823	80,6452	0,01
	K=7	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,722	0,729	72,2222	0,01
				10	0,822	0,822	82,2222	0,01
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,622	0,681	62,2222	0,01
				66	0,774	0,777	77,4194	0,01
YSA		Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,878	0,879	87,7778	0,28
				10	0,911	0,917	91,1111	0,22
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,822	0,831	82,2222	0,17
				66	0,710	0,736	70,9677	0,17
D V M	Polinom	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,833	0,832	83,3333	0,02
				10	0,844	0,847	84,4444	0,02
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,756	0,815	75,5556	0,02
				66	0,742	0,786	74,1935	0,02
	Lineer	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,822	0,819	82,2222	0,02
				10	0,833	0,838	83,3333	0,02
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,778	0,822	77,7778	0,02
				66	0,742	0,786	74,1935	0,02
K A	HT	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,789	0,794	78,8889	0,01
				10	0,789	0,792	78,8889	0,01
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,667	0,673	66,6667	0,02
				66	0,645	0,638	64,5161	0,02
	J48	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,856	0,857	85,5556	0,03
				10	0,844	0,845	84,4444	0,01
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,689	0,693	68,8889	0,01
				66	0,677	0,667	67,7419	0,01
	LMT	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,812 1	0,812	81,1111	0,11
				10	0,856	0,859	85,5556	0,09
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,733	0,749	73,3333	0,08
				66	0,742	0,759	74,1935	0,11
	RO	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,844	0,851	84,4444	0,05
				10	0,900	0,904	90	0,03
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,800	0,821	80	0,05
				66	0,742	0,737	74,1935	0,03

Tablo 42. Tek kanallı kablosuz Neurosky MindWave cihazı ile 3 kişiden alınan örnekler ile yapılan sınıflandırma sonuçları

Sınıflandırma Yöntemi		Eğitim-Test Veri Yöntemi			Hassasiyet	Kesinlik	Doğruluk (%)	Süre (s)
NB		Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,633	0,621	63,3333	0,02
				10	0,667	0,661	66,6667	0,01
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,622	0,666	62,2222	0,01
				66	0,645	0,655	64,5161	0,01
K N N	K=3	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,778	0,775	77,7778	0,01
				10	0,789	0,790	78,8889	0,01
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,689	0,756	68,8889	0,01
				66	0,903	0,912	90,3226	0,01
	K=5	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,789	0,792	78,8889	0,01
				10	0,789	0,790	78,8889	0,01
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,689	0,756	68,8889	0,01
				66	0,903	0,912	90,3226	0,01
	K=7	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,778	0,780	77,7778	0,01
				10	0,789	0,790	78,8889	0,01
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,689	0,756	68,8889	0,01
				66	0,806	0,821	80,6452	0,01
YSA		Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,756	0,771	75,5556	0,33
				10	0,811	0,809	81,1111	0,20
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,600	0,625	60	0,19
				66	0,871	0,908	87,0968	0,17
D V M	Polinom	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,789	0,789	78,8889	0,08
				10	0,778	0,781	77,7778	0,08
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,600	0,609	60	0,09
				66	0,774	0,786	77,4194	0,08
	Lineer	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,833	0,832	83,3333	0,10
				10	0,789	0,789	78,8889	0,09
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,689	0,735	68,8889	0,09
				66	0,839	0,847	83,871	0,09
K A	HT	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,633	0,621	63,3333	0,02
				10	0,667	0,661	66,6667	0,02
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,622	0,666	62,2222	0,02
				66	0,677	0,684	67,7419	0,02
	J48	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,811	0,812	81,1111	0,03
				10	0,822	0,824	82,2222	0,02
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,622	0,722	62,2222	0,02
				66	0,742	0,857	74,1935	0,01
	LMT	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,789	0,790	78,8889	0,08
				10	0,811	0,809	81,1111	0,08
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,756	0,758	75,5556	0,06
				66	0,839	0,868	83,871	0,06
	RO	Çapraz Doğrulama	ÇD sayısı	5	0,844	0,845	84,4444	0,06
				10	0,811	0,812	81,1111	0,05
		Yüzde Bölme	Eğitim (%)	50	0,644	0,711	64,4444	0,03
				66	0,839	0,848	83,871	0,03

4. İRDELEME

Multidisipliner olarak değerlendirilebilen bu doktora tez çalışması, içerisinde birçok alt konuyu veya algoritmayı barındırmaktadır. Bu konuların veya algoritmaların uyumlu bir şekilde harmanlanarak başarıyla çalışan bir sistem yaratılması, doktora tezinin başlangıç aşamasındaki en önemli hedeflerinden biriydi.

Göz kaynaklı hareketlerden doğan sinyaller, beynin ürettiği sinyallerden daha yüksek genliklidir. Göz kapakları kapatıldığında, göz küresi yukarı doğru hareket eder ve bu hareket pozitif genlikli sinyal olarak kaydedilir. Göz kapakları açıldığında ise, bu olayın tam tersi gerçekleşir ve bu hareket negatif genlikli sinyal olarak kaydedilir. Göz kırpmalar, EEG sinyalleri içerisinde çoğu zaman sinyal bozucu etkisi yüzünden temizlenmesi gereken birer artefakt olarak değerlendirilmektedir. Beyin-Bilgisayar Arayüzleri tasarlanırken genelde bu artefaktan yararlanmak düşünülmez ve yok edilmeye çalışılır. Bir kas hareketi olarak değerlendirilen göz kırpmalar, çoğu kez EMG sinyal toplayıcılar ile alınmakta ve bazı basit kontrol sistemlerinde kullanılmaktadır.

Bu çalışmanın en önemli kazanımlarından bir tanesi, geliştirilen DZB'li sistemin literatürde ilk olması ve diğer çalışmalara öncülük edecek olmasıdır. Ayrıca unutulmaya yüz tutmuş, ancak evrenselliği tartışılmayacak Mors Alfabesi'nin özellikle engelli insanlar için, bir konuşma umudu şeklinde yeniden ortaya çıkması, çalışmanın diğer bir artısı olarak göze çarpmaktadır.

Her çalışmanın başarılı sonuçlar vermesi, arzulanan hedefe ulaşılması çalışmayı yürüten kişinin her zaman en büyük amacı olmuştur. Bu çalışmada tasarlanan YSA'lı sistem üzerinde onlarca deneme yapılmıştır. Bu sistem yardımcı ek algoritmalarla en nihayetinde tatmin edici sonuçlar vermiş olsa da, yine de arzulanan oranda başarı elde edilememiştir. İlk sisteme göre oldukça basit sayılabilecek bir yapıda tasarlanmış olan DZB'li sistem, başlangıçta hedeflenen başarı oranını yakalamıştır.

Daha önceki bölümlerde geleneksel yöntem olarak ifade ettiğimiz YSA'lı sistemin karşısında, DZB'li sistemin yakaladığı bu başarı, bir mühendisin çözüme ulaşmak için, karşısındaki probleme en uygun çözümü araştırmasının gerekliliği sonucunu bize göstermektedir.

5. SONUÇLAR

Bir EEG sinyal toplayıcı devre yardımıyla göz kırpmaların tespit edilmesi ve yine bu göz kırpmalardan Mors Alfabesi yardımıyla önce harfler, sonra kelimeler oluşturularak konuşma ve hareket kabiliyetini yitirmiş engelli hastaların isteklerini sesli bir şekilde ifade etmelerinin sağlanması, bu çalışmanın temel amacıydı. Bu amaçla felç, kilitlenme sendromu ve amiyotrofik lateral skleroz gibi motor nöron hastalarının, düşüncelerini göz kırpma sinyallerinden konuşmaya dönüştüren iki ayrı çalışma yapılmıştır. Gerçekleştirilen çalışmaların sonuçlarını değerlendirmeden önce, arzulanan hedefe ulaşıldığını belirtmek, bir araştırmacı için sonuçlar kısmının en göz alıcı vurgusunu teşkil etmektedir.

Yapılan çalışmanın ilk bölümünü oluşturan veri algılama kısmında kablosuz Neurosky Mindwave cihazı ile birlikte tasarımı yapılan tek kanallı EEG sinyal toplama cihazı ile göz kırpmaların tespiti yapılmıştır. Her iki cihazın da göz kırpmaların algılanmasında ve bilgisayara aktarılmasında oldukça başarılı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir.

İki ayrı sistem yapısının kullanılmasının amacı, ilk sistemde dezavantaj olarak görülen noktaların, farklı bir yöntem kullanılarak giderilmeye çalışılmasıdır. Tasarlanan YSA'lı sistemde kullanılan dalgacık analizi sonrasında yapılan sınıflandırma işlemleri yerine, DZB'li sistemde Dinamik Zaman Bükmesi algoritması kullanılmıştır.

Tasarlanan YSA'lı sistem içerisinde kullanılan dalgacık analizi, göz kırpmaların tespiti, oluşturulan 6 adet YSA sınıflandırıcı, Levenshtein mesafe algoritması dikkate alındığında, sadece göz kırpmaların tespiti ve Dinamik Zaman Bükmesi algoritmasını kullanan DZB'li sisteme göre, ilk sistem oldukça karmaşık bir yapıya sahiptir. Tez çalışmasının başlangıcında YSA'lı sistem için tek göz kırpma, çift göz kırpma ve boşluk sinyallerinin tek bir YSA ile sınıflandırılması şeklinde düşünülen yapı, kaydedilen verilerin zaman ekseninde çok fazla farklılık göstermesi sebebiyle, başarılı sonuçlar vermemiştir. Göz kırpmalar kişiden kişiye, hatta aynı kişi için bile oldukça farklı anlarda gerçekleştirilmektedir. Bu durum sınıflandırma başarısını doğrudan etkilemektedir. Bu nedenle göz kırpma sayılarının tespiti ve Mors Alfabesinde yer alan göz kırpma sayılarına göre harflerin bir bütün olarak sınıflandırılması tercih edilmiştir. Bu amaçla da harflerin sınıflandırılması için 6 adet YSA kullanılmıştır. Böylece tasarlanan YSA'lı sistem daha tatmin edici sonuçlar vermiş ve günlük yaşama adaptesi bazı kısıtlamalarla mümkün bir sistem haline getirilmiştir. Ancak hiç kuşkusuz bu sistemin en büyük dezavantajı,

konuşmaya çevrilecek kelimelerin sayısı arttıkça, sistemin başarı yüzdesinin düşmesidir. Bu sistem içerisinde Levenshtein algoritmasının çıkarılması, sistemi belli bir veri tabanına bağlı olmaktan çıkarıp, sistemin sınırsız sayıda kelime için çalışmasına olanak verecektir. Ancak bu durumda kelimeleri oluşturan harflerin herhangi birinde oluşabilecek bir yanlış, seslendirme aşamasında hataya neden olacaktır. Böyle bir durum için, Levenshtein algoritmasının kullanılmaması durumunda, sistem başarısının oldukça düşeceği açıktır. YSA'lı sistem kişiye bağımlı bir sistem olarak tasarlandığında başarının yükseldiği gözlemlenmiştir. Kişiden bağımsız bir sistem olarak düşünülüp, farklı kişilerden alınan kayıtlarla sistem değerlendirildiğinde, bu başarı yüzdesi düşmektedir. Kişiye bağlı çalıştığı anlarda da kelime sayısındaki artış, ya da kelimeyi oluşturan harf sayısındaki artış, sistemin çalışmasını olumsuz yönde etkileyen diğer unsurlar olarak göze çarpmaktadır.

Maliyet, hız ve yüksek doğruluk oranı, literatürde verilen çalışmaları karşılaştırmak için kullanılan en etkili parametrelerdir. Ayrıca sistemde kullanılacak kelime sayısı da bu parametrelere eklenebilir. Bunlar göz önünde bulundurulduğunda tasarlanan DZB'li sistemin en önemli avantajı, çok yüksek doğruluk oranı, düşük maliyet ve sınırsız bir verisetine sahip olmasıdır. Tasarlanan sistem, Tablo 38'de görüldüğü gibi hem kişiye bağımlı hem de kişiden bağımsız verilerle yapılan tüm testlerde yaklaşık %100 başarı elde etmiştir. $\beta < 2,2$ olduğu nadir durumlarda sistemde, %0,1 - %0,2 yanlışlık gözlemlenmiştir. Ayrıca herhangi bir kelime sınırlaması ve kelime veriseti yoktur. Dolayısıyla her kelimenin konuşmaya çevrilmesi, basitliği ve yüksek doğruluğunun yanında sistemin en büyük avantajıdır.

DZB'li sistemin dezavantajları, her göz kırpmaya başlangıcında kullanılacak pencere uzunluğu ve harflerin sonundaki bekleme süreleridir. Bu çalışmada, farklı kişilerin göz kırpmaya süreleri istatistiksel olarak incelenerek, ortalama bir pencere süresi alınmıştır. Ancak bu değerler, sistemi kullanan kullanıcıya göre kolaylıkla ayarlanabilir.

Her iki sistem için söylenebilecek diğer avantajlar arasında, karanlık bir ortamda bile çalışabilme, ekrana konsantre bir şekilde sürekli bakmaya gerek kalmaması, kullanılan tek elektrot sayısı nedeniyle kişiye rahatsızlık verilmemesi ve uzun süreli kullanımlarda katarakt oluşumu riski olmaması yer alır. Ancak sağlıklı bir insanın ses üretiminin yerini hiçbir sistemin alamayacağı tartışılmaz bir gerçektir. Gözlerin sürekli kırılması zahmetli bir süreçtir. Bu sistemlerin sağlıklı kişinin temel ihtiyaç ve isteklerini yerine getirmek için tasarlandığı düşünüldüğünde, bu rahatsızlık göz ardı edilebilir.

Özetlemek gerekirse, bu tez çalışması, literatürdeki diğer sistemlerle karşılaştırıldığında, yüksek doğruluk oranı ile üst sıralara yerleşmektedir. Maliyeti diğerleri arasında oldukça uygundur. Hız açısından emsalleri arasında ortalama bir seviyededir.



6. ÖNERİLER

Bu alanda yapılacak çalışmalara ışık tutmak amacıyla, gerçekleştirmiş olduğumuz çalışmalarla bulunan sonuçlar değerlendirildiğinde, özellikle DZB'li sistemin günlük yaşantıda konuşma yetisini kaybetmiş, ağır motor engelli kişiler için bir umut ışığı olacağı açıktır. DZB'li sistem, bu alanda yapılan ve hatta piyasaya sürülen göz takip sistemlerine göre maliyet ve doğruluk açısından belirgin bir avantaja sahiptir. Sistemin toplam maliyeti, tek kanallı kablolu bir Neurosky Mindwave cihazı ve bir bilgisayarın fiyatlarının toplamıdır. Kablolu bir Neurosky Mindwave cihazı ve bir bilgisayar yerine, tek kanallı bir EEG cihazı ve cep telefonu yazılımı ile sistemin maliyeti önemli ölçüde azaltılabilmektedir. Bu nedenle bundan sonra bu alanda yapılacak özellikle deneysel çalışmalarda, tasarlanan tek kanallı EEG sinyal toplama cihazının daha küçük boyutlarda yapımı ve bu karta bütünleşik analog sayısal dönüştürücü devresi eklenebilir. Ayrıca kablolu haberleşme kısmının da eklenmesi ile daha portatif bir kullanım sağlanabilir. Böylece günlük yaşantıya daha uygun hale getirilebilir.

Bir EEG sinyal toplama cihazı ile gerçekleştirilen bu çalışma, EMG veya EOG sinyal toplama cihazları ile benzer şekilde gerçekleştirilip, sistemlerin başarıları karşılaştırılabilir.

Dakikadaki metin giriş oranı, Mors Alfabesi'ne ve kişinin göz kırpmaya yeteneğine göre değişir. Mors Alfabesi evrenseldir, fakat bu çalışmada kullanılması, bu alanda tek olduğu anlamını taşımamaktadır. Yapılacak çalışmalarda farklı bir kodlama tekniği geliştirmek de mümkündür. Ancak Tablo 4 incelendiğinde, metin giriş ve doğruluk oranları açısından diğer sistemlere göre, ortalamanın üzerinde olduğu görülmektedir.

Tasarlanan YSA'lı sistem daha az sayıda harf içeren kelimeler, daha az sayıda kelime içeren bir veriseti ve kişiye bağımlı bir şekilde gerçekleştirilirse, arzu edilen başarılı sonuçlar elde etmek mümkündür. Yine bu sistemin sınıflandırma başarısını, bulanık mantık veya Saklı Markov Modelleri ile de değerlendirmek mümkündür.

Tasarlanan DZB'li sistemin dezavantajı olarak görülen pencere süresinin seçiminde, ortaya çıkabilecek olası kelime hatalarından kurtulmak için, bu sisteme metnin konuşmaya dönüştürülmesi bölümünün öncesinde, kelime benzerlik algoritmaları eklenebilir.

Metnin konuşmaya dönüştürülmesi, yıllardır üzerinde çalışılan bir konudur ve günümüzde başarı ile uygulanmaktadır. Her iki sistemin bu bölümleri için Türkçe ve engelli kişilerin daha önceki ses kayıtlarından yola çıkılarak bir ses sentezi yapılması ve kişiye özel

bir tasarım gerekleřtirilmesi de, yine zerinde alıřılabilecek bir alan olarak gze arpmaktadır.

Medikal sektr iin geliřtirilmiř olmasına raėmen, ok grltl ortamlarda veya mutlak sessizlik gerektiren ortamlarda askeri iletiřim iin alternatif bir seenek olarak dřnlebilir.



7. KAYNAKLAR

1. Bonaci, T., Calo, R. ve Chizeck, H.J., App stores for the brain: Privacy and security in Brain-Computer Interfaces, IEEE International Symposium on Ethics in Science, Technology and Engineering, 2015, 1-7.
2. Wolpaw, J.R., Birbaumer, N., Heetderks, W.J., McFarland, D.J., Peckham, P.H., Schalk, G., Donchin, E., Quatrano, L.A., Robinson, C.J. ve Vaughan, T.M., Brain-computer interface technology: A review of the First International Meeting, IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, 8,2 (2000) 164-173.
3. Yazgan, E. ve Korürek, M., Tıp Elektroniği, İTÜ Ofset Baskı Atölyesi, 1996.
4. Nunez, P.L. ve Srinivasan, R., Electric Fields of The Brain: The neurophysics of EEG, Oxford University Press, USA, 2006.
5. http://www.megep.meb.gov.tr/mte_program_modul/moduller/Sinir%20Sistemi.pdf 1 Nisan 2019.
6. Kalkavan, T., Analysing Brainwaves with a Portable EEG Device via Mobile Platforms, Yüksek Lisans Tezi, Yaşar Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İzmir, 2016.
7. Sharbrough, F., American Electroencephalographic Society guidelines for standard electrode position nomenclature, J clin Neurophysiol, 8 (1991) 200-202.
8. Savelainen, A., An introduction to EEG artifacts, Independent research projects in applied mathematics, 2010.
9. Fisch, B.J., Spehlmann's EEG primer, Elsevier Science Limited, 1991.
10. Pinheiro, C. G., Naves, E. L., Pino, P., Losson, E., Andrade, A. O. ve Bourhis, G., Alternative communication systems for people with severe motor disabilities: a survey, Biomedical engineering online, 10,1 (2011) 1-28.
11. Vidal, J.J., Toward direct brain-computer communication, Annual Review of Biophysics and Bioengineering, 2,1 (1973) 157-180.
12. Wahy, N. ve Mansor, W., EEG based home lighting system, Computer Applications and Industrial Electronics (ICCAIE), 2010 International Conference on. IEEE, 2010, 379-381.
13. Gupta, S.S., Soman, S., Raj, P.G., Prakash, R., Sailaja, S. ve Borgohain, R., Detecting eye movements in EEG for controlling devices, Computational Intelligence and Cybernetics (CyberneticsCom), IEEE International Conference, 2012, 69-73.

14. Rani, M.S. ve Wahidah, B.T., Detection of eye blinks from EEG signals for home lighting system activation, 6th International Symposium on Mechatronics and its Applications ISMA, 2009, 1-4.
15. Chambayil, B., Singla, R. ve Jha, R., EEG eye blink classification using neural network, Proceedings of the world congress on engineering, 2010, 2-5.
16. Singla, R., Chambayil, B., Khosla, A. ve Santosh, J., Comparison of SVM and ANN for classification of eye events in EEG, Journal of Biomedical Science and Engineering, 4,1 (2011) 62.
17. Rihana, S., Damien, P. ve Moujaess, T., EEG-Eye Blink Detection System for Brain Computer Interface, Converging Clinical and Engineering Research on Neurorehabilitation, Springer, Berlin, Heidelberg, 2013, 603-608.
18. Güner, M., Biyomedikal İşaret Tabanlı Kontrol Sistem Tasarımı, Yüksek Lisans Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi, İstanbul, 2019.
19. Stephygraph, L.R., Arunkumar, N. ve Venkatraman, V., Wireless mobile robot control through human machine interface using brain signals, In: Smart Technologies and Management for Computing, Communication, Controls, Energy and Materials (ICSTM), 2015 International Conference on. IEEE, 2015, 596-603.
20. Goel, K., Vohra, R., Kamath, A. ve Baths, V., Home automation using SSVEP & eye-blink detection based brain-computer interface, In: Systems, Man and Cybernetics (SMC), 2014 IEEE International Conference on, IEEE, 2014, 4035-4036.
21. Singh, A.K., Wang, Y.K., King, J.T., Lin, C.T. ve Ko, L.W., A simple communication system based on Brain Computer Interface. In Technologies and Applications of Artificial Intelligence (TAAI), IEEE, 2015, 363-366.
22. Nakanishi, M., Mitsukura, Y., Wang, Y., Wang, Y.T. ve Jung, T.P., Online voluntary eye blink detection using electrooculogram, In International Symposium on Nonlinear Theory and Its Applications, Palma, Mallorca, Spain, 2012.
23. Afandi, J., EOG-Kontrollü Çok Yönlü Tekerlekli Sandalye, Yüksek Lisans Tezi, İzmir Katip Çelebi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İzmir, 2019.
24. Bhuyain, M. F., Shawon, M. A. U. K., Sakib, N., Faruk, T., Islam, M. K. ve Salim, K. M., Design and development of an EOG-based system to control electric wheelchair for people suffering from quadriplegia or quadriparesis, In 2019 International Conference on Robotics, Electrical and Signal Processing Techniques (ICREST) IEEE, January 2019, 460-465.
25. Kağıtçı, A., İleri Evre Amyotrofik Lateral Skleroz (ALS) Hastalar İçin Eşzamanlı Hasta Göz Hareketine Bağlı Akıllı Yatak Kontrolü, Yüksek Lisans Tezi, Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya, 2019.

26. Majaranta, P. ve R  ih  , K. J., Twenty years of eye typing: systems and design issues, In Proceedings of the 2002 symposium on Eye tracking research & applications, 2002, 15-22.
27. Majaranta, P., Aula, A. ve R  ih  , K. J., Effects of feedback on eye typing with a short dwell time, In Proceedings of the 2004 symposium on Eye tracking research & applications, 2004, 139-146.
28. MacKenzie, I. S. ve Ashtiani, B., BlinkWrite: efficient text entry using eye blinks, Universal Access in the Information Society, 10,1 (2011) 69-80.
29.   zbek   lk  ta  , H., EOG'nin Kodlanmasına Dayanan Bilgisayar Tabanlı G  zle Yazı Yazma Sistemi Geliştirilmesi, Y  ksek Lisans Tezi, Ba  kent   niversitesi, Fen Bilimleri Enstit  s  , Ankara, 2015.
30. Miniotos, D., Spakov, O. ve Evreinov, G. E., Symbol Creator: An Alternative Eye-based Text Entry Technique with Low Demand for Screen Space, In INTERACT, 2003.
31. Porta, M. ve Turina, M., Eye-S: a full-screen input modality for pure eye-based communication, In Proceedings of the 2008 symposium on Eye tracking research & applications, 2008, 27-34.
32. Usakli, A. B. ve Gurkan, S., Design of a novel efficient human-computer interface: An electrooculagram based virtual keyboard, IEEE transactions on instrumentation and measurement, 59,8 (2009) 2099-2108.
33. Zhang, C., Yao, R. ve Cai, J., Efficient eye typing with 9-direction gaze estimation, Multimedia Tools and Applications, 77,15 (2018) 19679-19696.
34. Soman, S. ve Murthy, B. K., Using brain computer interface for synthesized speech communication for the physically disabled, Procedia Computer Science, 46 (2015) 292-298.
35. Mukherjee, K. ve Chatterjee, D., Augmentative and Alternative Communication device based on eye-blink detection and conversion to Morse-code to aid paralyzed individuals, In 2015 International Conference on Communication, Information & Computing Technology (ICCICT), IEEE, 2015, 1-5.
36. Farwell, L.A. ve Donchin, E., Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials, Electroencephalography and clinical Neurophysiology, 70,6 (1988) 510-523.
37. Meinicke, P., Kaper, M., Hoppe, F., Heumann, M. ve Ritter, H., Improving transfer rates in brain computer interfacing: A case study, In Advances in Neural Information Processing Systems, 2003, 1131-1138.

38. Kaper, M. ve Ritter, H., Generalizing to new subjects in brain-computer interfacing, The 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2, IEEE, 2004, 4363-4366.
39. Amcalar, A. ve Çetin, M., Çevrimiçi Hecceleme için bir Beyin-Bilgisayar Arayüzü Sistemi, IEEE 18.Sinyal işleme ve iletişim uygulamaları kurultayı, Diyarbakır, 2010, 196-199.
40. Akram, F., Han, S. M. ve Kim, T. S., An efficient word typing P300-BCI system using a modified T9 interface and random forest classifier, Computers in biology and medicine, 56 (2015) 30-36.
41. Oralhan, Z., P300 Tabanlı Beyin Bilgisayar Arayüzü Sistemlerinde Uyarılar Arası Sürenin ve Uyarı Yapısının Performansa Etkisi, Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi, 7,3 (2019) 1834-1846.
42. Dasari, V., EEG Acquisition System on Mobile Platform, Yüksek Lisans Tezi, Western Michigan University, Michigan, United States, 2013.
43. Polikar, R., The wavelet tutorial, 1996.
44. Proakis, J.G., Manolakis, D.G., Salor, Ö. ve Karamancıoğlu, A., Sayısal sinyal işleme: İlkeler, algoritmalar ve uygulamalar, Nobel Yayın Dağıtım, 2010.
45. Lee, J.J., Lee, S.M., Kim, I.Y., Min, H.K. ve Hong, S.H., Comparison between short time Fourier and wavelet transform for feature extraction of heart sound, In: Proceedings of IEEE, IEEE Region 10 Conference, TENCON 99, Multimedia Technology for Asia-Pacific Information Infrastructure, 1999, 1547-1550.
46. Polikar, R., The story of wavelets, Physics and modern topics in mechanical and electrical engineering, 1999, 192-197.
47. Rao, R.M., ve Bopardikar, A.S., Wavelet Transforms: Introduction to Theory and Applications, Pearson Education India, 1998.
48. Altay, Ö., Dalgacık analizi ile yüksek gerilim aygıtlarından alınan işaretlerin değerlendirilmesi, Doktora Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2010.
49. Misiti, M., Misiti, Y., Oppenheim, G. ve Poggi, J.M., Wavelet Toolbox For Use with Matlab, The MathWorks Inc. 1996, 15-21.
50. Demir, E., İstatistik Ders Notları, Ankara, 2017.
51. Haykin, S., Neural networks and learning machines, 3, Upper Saddle River, NJ, USA, Pearson, 2009.
52. Öztemel, E., Yapay Sinir Ağları, Papatya Yayıncılık, İstanbul, 2003.

53. Bramer, M., Principles of Data Mining, Second Edition, London, Springer, 2007.
54. Bhatia, N. ve Vandana, A., Survey of nearest neighbor techniques, International Journal of Computer Science and Information Security, 8,2 (2010) 302-305.
55. Theodoridis, S. ve Koutroumbas, K., Pattern Recognition Second Edition, Academic Press An imprint Of Elsevier Science, 2003.
56. Özger, Z.B. ve Amasyalı, M., Meta Öğrenme ile KNN Parametre Seçimi, IEEE Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, 2013, 978-1.
57. Kaya Y., Ertuğrul Ö.F. ve Tekin R., Epileptik EEG işaretlerinin sınıflandırılmasında karar kuralları ve karar ağaçlarının kullanılması, Batman Üniversitesi Yaşam Bilimleri Dergisi, 1,2 (2012) 403-413.
58. Maimon, O. ve Rokach, L., Classification Trees, Data Mining and Knowledge Discovery Handbook, Springer, New York, A.B.D., 2010, 149-175.
59. Bhargava, N., Sharma, G., Bhargava, G. ve Mathura, M., Decision Tree Analysis on J48 Algorithm for Data Mining, Proceedings of International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering, 3,6 (2013).
60. Kothari, R. ve Dong, M., Decision Trees for Classification: A Review and Some New Results. Pattern Recognition: From Classical to Modern Approaches, Editör: S.K. Pal, A. Pal, World Scientific, New Jersey, 2001.
61. Peng, W., Chen J. ve Zhou H., An Implementation of ID3: Decision Tree Learning Algorithm, School of Computer Science & Engineering, University of New South Wales, Sydney, Australia, From web. arch. usyd. edu. au/wpeng/DecisionTree2. Pdf, Retrieved date: May 13 2009.
62. Niuniu, X. ve Yuxun, L., Review of Decision Trees, The Third IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology, 2010, 105-109.
63. Domingos, P. ve Hulten, G., Mining high-speed data streams, Proceedings of the sixth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2, 2000, 71-80.
64. Kumar, A., Parminder, K. ve Pratibha, S., A Survey on Hoeffding Tree Stream Data Classification Algorithms, CPUH-Research Journal, 1,2 (2015) 28-32.
65. Perlich, C. ve Provost, F., Tree induction vs logistic regression, In Beyond Classification and Regression (NIPS 2002 Workshop), 2002.
66. Landwehr, N., Hall, M. ve Frank, E., Logistic Model Trees, Machine Learning, 59,1-2 (2005) 161-205.
67. Liaw, A. ve Wiener, M., Classification and regression by Random Forest, R news, 2,3 (2002) 18-22.

68. Zhang, H., Exploring conditions for the optimality of naive Bayes, International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 19,2 (2005) 183-198.
69. Şeker, S.E., Weka ile Veri Madenciliği, draft2digital, Bilgisayar Kavramları Yayınları, İstanbul, 2015.
70. Özkan, Y., Veri Madenciliği Yöntemleri, Papatya Yayıncılık Eğitim, İstanbul, 2008.
71. Meyer, D., Support vector machines, The Interface to libsvm in package e1071, 2015, 28.
72. Chang, C.C. ve Lin, C.J., LIBSVM: A Library For Support Vector Machines, ACM transactions on intelligent systems and technology (TIST), 2,3 (2011) 27.
73. Cortes, C. ve Vapnik, V., Support-Vector Networks, Machine Learning, 20,3 (1995) 273-297.
74. Jurafsky, D. ve Artin, J.H., Speech and language processing, London, Pearson, 2, 2014.
75. Levenshtein, V.I., Binary codes capable of correcting deletions, insertions, and reversals, In: Soviet physics doklady, 10, 1966, 707-710.
76. https://en.wikipedia.org/wiki/Levenshtein_distance 11 Aralık 2018.
77. Heeringa, W.J., Measuring dialect pronunciation differences using Levenshtein distance, Doktora Tezi, University of Groningen, Groningen, Hollanda, 2004.
78. Kruskal, J.B. ve Liberman, M., The symmetric time warping problem: From continuous to discrete, Time warps, string edits and macromolecules: The Theory and Practice of Sequence Comparisons. Addison-Wesley, Reading, Massachusetts, 1983.
79. Gavrilu, D.M. ve Davis, L.S., Towards 3-d model-based tracking and recognition of human movement: a multi-view approach, In: International workshop on automatic face-and gesture-recognition, 1995, 272-277.
80. Schmill, M.D., Oates, T. ve Cohen, P.R., Learned models for continuous planning, In: AISTATS, 1999.
81. Keogh, E.J. ve Pazzani, M.J., Scaling up dynamic time warping to massive datasets. In: European Conference on Principles of Data Mining and Knowledge Discovery, Springer, Berlin, Heidelberg, 1999, 1-11.
82. Rath, T.M. ve Manmatha, R., Word image matching using dynamic time warping, In 2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2, 2003, 521-527.

83. Vuori, V., Aksela, M., Laaksonen, J., Oja, E., ve Kangas, J., Adaptive character recognizer for a hand-held device: Implementation and evaluation setup. In Proc. of the 7th IWFHR, 2000, 13-22.
84. Niels, R., Dynamic Time Warping. Artificial Intelligence, Yüksek Lisans Tezi, Radboud University, Nijmegen, Hollanda, 2004.
85. Keogh, E.J. ve Pazzani, M.J., Derivative dynamic time warping. In: Proceedings of the 2001 SIAM international conference on data mining, Society for Industrial and Applied Mathematics, 2001, 1-11.
86. Thierry D., A Short Introduction to Text-to-Speech Synthesis, TTS research team, TCTS Lab., 1999.
87. Rabiner, L.R. ve Schafer, R.W., Introduction to Digital Speech Processing, Foundations and Trends® in Signal Processing 1,1-2 (2007) 1-194.
88. Carron, L. P., Morse code: the essential language (No. 69). Amer Radio Relay League, 1991.
89. Lotte, F., Bougrain, L. ve Clerc, M., Electroencephalography (EEG)-Based Brain-Computer Interfaces, Wiley Encyclopedia of Electrical and Electronics Engineering, 1999, 1-20.
90. <https://store.neurosky.com/pages/mindwave> 10 Ekim 2020.
91. Ekim, G., İkizler, N. ve Atasoy, A., The effects of different wavelet degrees on epileptic seizure detection from EEG signals, In: 2017 IEEE International Conference on INnovations in Intelligent SysTems and Applications (INISTA), IEEE, 2017, 316-321.
92. Powers, D.M., Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation, Journal of Machine Learning Technologies, 2, 2011, 37-63.
93. Sokolova, M., Japkowicz, N. ve Szpakowicz, S., Beyond accuracy, F-score and ROC: a family of discriminant measures for performance evaluation, In Australasian joint conference on artificial intelligence, Springer, Berlin, Heidelberg, 2006, 1015-2021.
94. Lee, W., Stolfo, S.J. ve Mok, K.W., A data mining framework for building intrusion detection models, In Proceedings of the 1999 IEEE Symposium on Security and Privacy, IEEE, 1999, 120-132.
95. Duda, R.O., Hart, P.E. ve Stork, D.G., Pattern classification, John Wiley & Sons, 2012.
96. Liao, L.D., Wang, I.J., Chen, S.F., Chang, J.Y. ve Lin, C.T., Design, fabrication and experimental validation of a novel dry-contact sensor for measuring electroencephalography signals without skin preparation, Sensors, 11,6 (2011) 5819-5834.

97. Fonseca, C., Cunha, J.S., Martins, R.E., Ferreira, V.M., De Sa, J.M., Barbosa, M.A., ve da Silva, A.M., A novel dry active electrode for EEG recording. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 54,1 (2007) 162-165.
98. Zhang, L., Guo, X.J., Wu, X.P. ve Zhou, B.Y., Low-cost circuit design of EEG signal acquisition for the brain-computer interface system, In 2013 6th International Conference on Biomedical Engineering and Informatics, 2013, 245-250.
99. Kugelstadt, T., Active filter design techniques, Op amps for everyone, Newnes, 2009, 365-438.
100. Bainter, J.R., Active filter has stable notch and response can be regulated, Electronics, 48 (1975) 115-117.
101. Baker, B.C., Bandstop filters and the Bainter topology, Analog Applications, 2014.
102. Bhagawati, A.J. ve Chutia, R., Design of single channel portable eeg signal acquisition system for brain computer interface application, International Journal of Biomedical Engineering and Science (IJBES) 2016), 3,1 (2016) 37-44.
103. <https://www.arduino.cc/en/Guide/HomePage> 10 Mart 2021.

ÖZGEÇMİŞ

İlk, orta ve lise öğrenimini Trabzon'da tamamladı. 1990 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği bölümünde lisans eğitimine başladı. 1994 yılında lisans derecesini aldığı Karadeniz Teknik Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği bölümünü yedincilik derecesi ile bitirdi. 1999 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği bölümünde yüksek lisansını tamamladı. 1996 yılında Milli Eğitim Bakanlığı'na bağlı Rize Mimar Sinan Endüstri Meslek Lisesi'ne, meslek öğretmeni olarak atandı. 2001 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği bölümünde başladığı doktora eğitimine, sağlık ve ailevi sebeplerle ara verdi ve 2016 yılında yeniden başladı. 2001 yılında göreve başladığı Karadeniz Teknik Üniversitesi Trabzon Meslek Yüksekokulu'nda halen çalışmaya devam etmektedir.

1'i SCI/expanded indexli dergilerde, 5'i uluslararası konferanslarda olmak üzere toplam 6 adet yayını mevcuttur. Yabancı dil olarak İngilizce bilmektedir. Başlıca yayınları aşağıda verilmiştir.

SCI, SSCI, AHCI indexlerine giren dergilerde yayınlanan makaleler

Ekim Güneş, Atasoy Ayten, İkizler Nuri (2021). A New Approach for Eye-blink to Speech Conversion by Dynamic Time Warping. Traitement Du Signal, 38(2), 369-377., Doi: 10.18280/ts.380214.