

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**





**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ**  
**FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**



**Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünce**

**Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.**

**Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : / /**

**Tezin Savunma Tarihi : / /**

**Tez Danışmanı :**

**Trabzon**

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı  
Mesut ÜÇÜNCÜ Tarafından Hazırlanan**

**K-EN YAKIN KOMŞULUK ALGORİTMASINI  
KULLANARAK EEG TABANLI KİŞİ TANIMA**

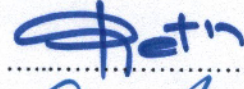


**başlıklı bu çalışma, Enstitü Yönetim Kurulunun 17/09/2019 gün ve 1819 sayılı  
kararıyla oluşturulan jüri tarafından yapılan sınavda  
YÜKSEK LİSANS TEZİ  
olarak kabul edilmiştir.**

**Jüri Üyeleri**

**Başkan : Doç. Dr. Çetin KURNAZ**

**Üye : Doç. Dr. Önder AYDEMİR**

**Üye : Dr. Öğr. Üyesi Mehmet ÖZTÜRK**

  
.....  
  
.....  
  
.....

**Prof. Dr. Asim KADIOĞLU**

**Enstitü Müdürü**

## ÖNSÖZ

Bu tez çalışmasında elektroensefalografi (EEG) işaretlerinin kaydedilmesiyle elde edilen iki veri kümesinin kullanılmasıyla yapılan kimlik doğrulaması çalışmaları paylaşılmıştır.

Birincisi; bilgisayar imlecinin yukarı, aşağı, sağa ve sola hareket ettirilmesinin hayal edilmesi sırasında kaydedilmiş EEG işaretlerini kullanarak üç kişinin kimlik doğrulaması için çıkarılan özniteliklere dayalı hızlı ve doğru sınıflandırılma konusu işlenmiştir. Ayrıca kimlik doğrulaması sırasında yönlerin sınıflandırma doğruluğuna etkisinin olup olmadığı da irdelenmiştir. Bu konuda literatüre katkı sağlamanın yanı sıra kişilerin ince motor becerilerinde herhangi bir eksiklik veya kayıp olup olmadığının analizinde yapılabilecek çalışmalara da bir alt yapı oluşturması amaçlanmıştır.

İkincisi; yüzde yüz soğuk baskı yöntemiyle elde edilmiş 4 adet doğal yağın (nane, karanfil, kekik, biberiye) koklatılması sonucunda ortaya çıkan EEG verilerini kullanarak sekiz kişinin kimlik doğrulaması için hızlı ve doğru yöntemler önerilmiştir. Bu çalışmada beynin farklı baharat kokularına verdiği elektriksel tepkinin EEG işaretlerine dayalı olarak incelenmesi ve ne ölçüde ayırt edici olduğunun ortaya konulması hedeflenmiştir. Literatüre katkı sağlamanın yanı sıra kişilerin koku algılamalarında bir eksiklik veya zayıflama olup olmadığının analizinde yapılabilecek çalışmalara da bir alt yapı oluşturması amaçlanmıştır.

Yüksek lisans öğrenimim süresince desteğini hiçbir zaman esirgemeyen, bilgi ve birikimiyle tez çalışmamın tüm aşamalarında yanımda olan ve bana yol gösteren tez danışmanım Doç. Dr. Önder AYDEMİR'e ve yine tez çalışmam süresindeki değerli katkılarından ötürü Amir NASER'e, Mengü DEMİR'e, Arş. Gör. Ebru ERGÜN'e teşekkürü borç bilir ve şükranlarımı sunarım.

Hem çalışma hayatımda hem de öğrenim hayatımda yanımda olan, aldığım kararları sonuna kadar destekleyen aileme ve arkadaşlarıma sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Mesut ÜÇÜNCÜ  
Trabzon 2019

## TEZ ETİK BEYANNAMESİ

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum “K-En Yakın Komşuluk Algoritmasını Kullanarak EEG Tabanlı Kişi Tanıma” başlıklı bu çalışmayı baştan sona kadar danışmanım Doç. Dr. Önder AYDEMİR’in 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. 06/09/2019

Mesut ÜÇÜNCÜ

## İÇİNDEKİLER

	Sayfa No
ÖNSÖZ .....	III
TEZ ETİK BEYANNAMESİ.....	IV
İÇİNDEKİLER.....	V
ÖZET.....	VIII
SUMMARY .....	IX
ŞEKİLLER DİZİNİ .....	X
TABLolar (ÇİZELGELER)DİZİNİ.....	XII
SEMBOLLER DİZİNİ .....	XIII
1. GENEL BİLGİLER .....	1
1.1. Giriş .....	1
1.2. Beyin Yapısı .....	2
1.3. Beynin Elektriksel Aktivitesi.....	3
1.4. Elektroensefalografi (EEG) .....	4
1.4.1. EEG Sinyallerinin Özellikleri.....	5
1.4.2. EEG İşaretlerinin Kayıt Tekniği.....	7
1.5. Kişi Doğrulama - Tanılama .....	9
1.5.1. Fiziksel Kimlik Doğrulama .....	9
1.5.2. Elektronik Kimlik Doğrulama .....	10
1.5.2.1. Biyometrik Kimlik Doğrulama.....	10
1.5.2.2. Biyometri Çeşitleri.....	11
1.5.2.3. Biyometrilere için EEG Sinyalinin Özellikleri.....	13
1.5.2.4. EEG Tabanlı Kişi Tanıma .....	16
1.6. Literatür Araştırması.....	17
2. YAPILAN ÇALIŞMALAR.....	21
2.1. Materyal.....	21
2.1.1. Kullanılan EEG Cihazının Tanıtımı .....	21
2.2. Veri Seti I.....	22
2.2.1. Deney Ortamı.....	22

2.2.2.	EEG Verilerinin Kaydedilmesi.....	23
2.3.	Veri Seti II .....	31
2.3.1.	Deney Ortamı.....	31
2.3.2.	EEG Verilerinin Elde Edilmesinden Önce İzlenen Adımlar .....	32
2.3.3.	EEG Verileri Kayıt Edilirken İzlenen Adımlar .....	34
2.4.	Yöntem .....	36
2.4.1.	Önişleme .....	36
2.4.1.1.	Birim Değişinti Normalleştirme.....	36
2.4.1.2.	Asgari – Azami Normalleştirme .....	36
2.4.2.	Öznitelik Çıkarma Yöntemleri .....	37
2.4.2.1.	Basıklık .....	37
2.4.2.2.	Aritmetik Ortalama .....	38
2.4.2.3.	Çarpıklık .....	38
2.4.2.4.	Standart Sapma .....	39
2.4.2.5.	Türev Varyansının Fonksiyonu .....	40
2.4.2.6.	Türev Varyansının Logaritmik Fonksiyonu .....	40
2.4.3.	Sınıflandırma Yöntemleri .....	42
2.4.3.1.	k-En Yakın Komşuluk Yöntemi .....	42
2.4.4.	Sınıflandırıcı Eğitim Yöntemleri .....	43
2.4.4.1.	K-Kat Çapraz Onaylama Yöntemi.....	44
2.4.4.2.	Rasgele Alt Örnekleme Çapraz Onaylama Yöntemi .....	44
2.4.4.3.	Birini Dışarıda Bırak Çapraz Onaylama Yöntemi.....	45
2.4.5.	Sınıflandırma Performansı Ölçütleri.....	46
3.	BULGULAR.....	49
3.1.	Öznitelik Parametreleri .....	49
3.2.	Veri Seti I'e Ait Sonuçlar .....	50
3.2.1.	Yukarı Doğru İmleç Hayaline Ait Sonuçlar .....	51
3.2.2.	Aşağı Doğru İmleç Hayaline Ait Sonuçlar .....	53
3.2.3.	Sağa Doğru İmleç Hayaline Ait Sonuçlar .....	55
3.2.4.	Sola Doğru İmleç Hayaline Ait Sonuçlar .....	57
3.2.5.	Bütün Yönlerin Toplam İmleç Hayaline Ait Sonuçlar .....	59
3.3.	Veri Seti II'ye Ait Sonuçlar .....	61
3.3.1.	Nane Kokusunun Kümesine Ait Sonuçlar .....	62

3.3.2.	Karanfil Kokusunun Kümesine Ait Sonuçlar .....	64
3.3.3.	Kekik Kokusunun Kümesine Ait Sonuçlar.....	66
3.3.4.	Biberiye Kokusunun Kümesine Ait Sonuçlar .....	68
3.3.5.	Bütün Kokuların Toplam Kümesine Ait Sonuçlar .....	70
3.4.	Performans Karşılaştırması.....	71
4.	SONUÇLAR.....	74
5.	ÖNERİLER VE TARTIŞMA.....	76
6.	KAYNAKLAR .....	77
7.	EKLER .....	82

ÖZGEÇMİŞ





Yüksek Lisans Tezi

ÖZET

K-EN YAKIN KOMŞULUK ALGORİTMASINI  
KULLANARAK EEG TABANLI KİŞİ TANIMA

Mesut ÜÇÜNCÜ

Karadeniz Teknik Üniversitesi  
Fen Bilimleri Enstitüsü  
Elektrik- Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı  
Danışman: Doç.Dr. Önder AYDEMİR  
2019, 81 Sayfa, 16 Ek Sayfa

EEG beynin elektriksel aktivitesini kaydetmek ve yorumlayabilmek için bir izleme yöntemidir. Psikolojik bazı hastalıkların tanısında, beyin-bilgisayar ara yüzü (BCI) uygulamalarında kullanılabilir. Ayrıca güvenlik sistemlerinde kişiye özgü EEG tabanlı biyometreler sayesinde, e-sağlık, e-devlet, e-oylama gibi uygulamalarda da kullanılabilir. Bu yazıda iki farklı veri kümesine ait deney sonuçları paylaşılacaktır. Birincisi; iki boyutlu bilgisayar imleci hayali hareketi sırasında kaydedilen EEG verilerini kullanarak 3 kişinin kimlik doğrulaması için hızlı ve doğru yöntemler önerilmiştir. EEG sinyallerinin türev varyanslarının logaritmik fonksiyonuna dayalı çıkarılan öznitelik vektörleri, k-en yakın komşuluk (k-EYK) yöntemiyle sınıflandırılmıştır. Önerilen yöntemler dört (yukarı/aşağı/sağ/sol) veri kümesine başarıyla uygulanmıştır. Bu 3 kişinin kimliğini doğrularken sırasıyla %93,86, %98,25, %96,49, %98,18 sınıflandırma doğruluğu elde edilmiştir. İkincisi; 4 adet doğal yağın (nane, karanfil, kekik, biberiye) koklatılması sonucunda ortaya çıkan EEG verilerini kullanarak 8 kişinin kimlik doğrulaması için hızlı ve doğru yöntemler önerilmiştir. EEG sinyallerinin türev varyanslarının logaritmik fonksiyonuna dayalı çıkarılan öznitelik vektörleri, k-EYK yöntemiyle sınıflandırılmıştır. Önerilen yöntemler dört veri kümesine başarıyla uygulanmıştır. Bu 8 kişinin kimliğini doğrularken sırasıyla % 93,88, %95,44, %96,13, %96,63 sınıflandırma doğruluğu elde edilmiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Elektroensefalografi (EEG), biyometri, kişi tanıma, kimlik doğrulama

Master Thesis

SUMMARY

EEG-BASED PERSON IDENTIFICATION USING  
K-NEAREST NEIGHBORHOOD ALGORITHM

Mesut ÜÇÜNCÜ

Karadeniz Technical University  
The Graduate School of Natural and Applied Sciences  
Electrical and Electronics Engineering Graduate Program  
Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Önder AYDEMİR  
2019, 81 Pages, 16 Appendix Page

EEG is a monitoring method to record and interpret the electrical activity of the brain. It can be used in the diagnosis of some psychological diseases and brain computer interface (BCI) applications. In addition, it can be used in applications such as e-health, e-government, e-voting thanks to EEG-based biometrics that provide personalized data in security systems. In this study, experimental results of two different data sets will be shared. First; fast and accurate methods for the identification of 3 people have been proposed using EEG data recorded during the imaginary movement of a two - dimensional computer cursor. The feature vectors extracted based on the logarithmic function of derivative variances of EEG signals were classified by k-closest neighborhood (k-NN) method. The proposed methods have been successfully applied to four (up/down/right/left) data sets. While confirming the identity of these 3 people, 93.86%, 97.81%, 96.49%, 98.25% classification accuracy was obtained, respectively. Second; fast and accurate methods for the authentication of eight people were proposed by using EEG data obtained from the smell of four natural oils (mint, clove, thyme, rosemary). The feature vectors extracted based on the logarithmic function of derivative variances of EEG signals were classified by k-NN. The proposed methods have been successfully applied to four data sets. While confirming the identity of these 8 people, 93.88%, 95.44%, 96.13%, 96.63% classification accuracy was obtained, respectively.

**Keywords:** Electroencephalography (EEG), biometrics, person identification, person authentication

## ŞEKİLLER DİZİNİ

	Sayfa No
Şekil 1.1. Sinir hücresi.....	2
Şekil 1.2. Sinapsın yapısı.....	3
Şekil 1.3. Hans Berger'in yaptığı ilk EEG kaydı .....	5
Şekil 1.4. EEG sinyal örneği .....	5
Şekil 1.5. EEG sinyallerinin beta, alfa, teta ve delta frekans bandları .....	5
Şekil 1.6. Uluslararası 10-20 elektrot sistemine göre elektrotların yerleştirilmesi .....	7
Şekil 1.7. Referans noktalarından toplam uzunlukların %10 ve %20 sistemine göre ölçümleri.....	8
Şekil 1.8. 10-20 elektrot sisteminde elektrotların sol ve sağ hemisferde lateral görünümü 9	
Şekil 1.9. Çeşitli uygulamalarda kullanılan biyometrik özellikler .....	11
Şekil 1.10. Tipik bir EEG tabanlı kimlik doğrulama aşamaları .....	13
Şekil 1.11. Biyometrik doğrulama diyagramı .....	14
Şekil 2.1. Veri seti I 'e ait EEG kayıt düzeneği (a) Sistemin görünüşü (b) Yükseltici (c) Yalıtım katı (d) Elektrot jeli (e) Enjektör (f) Elektrot şapkası.....	21
Şekil 2.2. Veri seti II 'e ait EEG kayıt düzeneği (a) Sistemin görünüşü (b) EEG başlığı (c) Yükseltici (d) Yalıtım katı (e) Elektrod jeli (f) Enjektör .....	22
Şekil 2.3. a) Elektromanyetik dalgaların şiddetli olduğunda kaydedilen EKG işareti b) Elektromanyetik dalgaların şiddetinin düşük olduğu sıradaki EKG işareti.....	23
Şekil 2.4. Elektrotların saç derisine yerleşim şeması .....	24
Şekil 2.5. Mustafa Mutlu'nun deney esnasındaki görüntüsü .....	25
Şekil 2.6. Hüseyin Kazaz'ın deney esnasındaki görüntüsü .....	25
Şekil 2.7. Elektrotların direnç değerleri.....	28
Şekil 2.8. Örnek EEG verileri (Şekil EEG sinyalinin 256 Hz'e indirgeme yapılmadan önceki 2048 Hz'lik durumuna aittir) , (a) Yukarı imleç hareketi, (b) Aşağı imleç hareketi, (c) Sağ imleç hareketi, (d) Sol imleç hareketi .....	30
Şekil 2.9. Deneyin yapıldığı laboratuvarın görünümü .....	31
Şekil 2.10. Elektrotların kafa derisine yerleşim şeması .....	32
Şekil 2.11. Direnç değerlerinin takip edilmesi ekranı .....	33
Şekil 2.12. AI kişisine ait F3 kanalından elde edilen EEG sinyalleri (a) Biberiye koklanması esnasındaki EEG sinyali, (b) Kekik koklanması esnasındaki EEG sinyali, (c) Karanfil koklanması esnasındaki EEG sinyali, (d) Nane koklanması esnasındaki EEG sinyali .....	35
Şekil 2.13. Bir serideki basıklık durumları.....	38

Şekil 2.14. Bir serideki çarpıklık durumları, (a) Simetrik bir seri, (b) Sağa çarpık (pozitif) seri, (c) Sola çarpık (negatif) seri .....	39
Şekil 2.15. Logaritma fonksiyonun grafiksel açıklanması .....	41
Şekil 2.16. İki boyutlu düzlemde k- EYK algoritmasının işleyişine ait örnek.....	42
Şekil 2.17. 5 katlı çapraz onaylama süreci .....	44
Şekil 2.18. Rasgele alt örnekleme çapraz onaylama yöntemi .....	45
Şekil 2.19. Birini dışarıda bırak çapraz onaylama yöntemi.....	46
Şekil 3.1. Yukarı doğru imleç hayaline ait sınıflandırma sonuçlarının grafiksel gösterimi (Değerler soldan sağa sırasıyla; standart sapma( $\sigma$ ), k değeri ve sınıflandırma doğruluğudur) .....	52
Şekil 3.2. İmlecın yukarı doğru hayaline dayalı EEG verilerinin k-EYK ile sınıflandırılması hata matrisi.....	52
Şekil 3.3. Aşağı doğru imleç hayaline ait sınıflandırma sonuçlarının grafiksel gösterimi	53
Şekil 3.4. İmlecın aşağı doğru hayaline dayalı EEG verilerinin k-EYK ile sınıflandırılması hata matrisi.....	54
Şekil 3.5. Sağa doğru imleç hayaline ait sınıflandırma sonuçlarının grafiksel gösterimi	55
Şekil 3.6. İmlecın sağa doğru hayaline dayalı EEG verilerinin k-EYK ile sınıflandırılması hata matrisi.....	56
Şekil 3.7. Sola doğru imleç hayaline ait sınıflandırma sonuçlarının grafiksel gösterimi	57
Şekil 3.8. İmlecın sola doğru hayaline dayalı EEG verilerinin k-EYK ile sınıflandırılması hata matrisi.....	58
Şekil 3.9. Bütün yönlerin toplam imleç hayaline ait sınıflandırma sonuçlarının grafiksel gösterimi .....	59
Şekil 3.10. Bütün yönlerin toplam imleç hayaline dayalı EEG verilerinin k-EYK ile sınıflandırılması hata matrisi.....	60
Şekil 3.11. Nane kokusunun kümesine ait sınıflandırma sonuçlarının grafiksel gösterimi	62
Şekil 3.12. Nane kokusunun kümesine ait EEG verilerinin k-EYK ile sınıflandırılması hata matrisi .....	63
Şekil 3.13. Karanfil kokusunun kümesine ait sınıflandırma sonuçlarının grafiksel gösterimi .....	64
Şekil 3.14. Karanfil kokusunun kümesine ait EEG verilerinin k-EYK ile sınıflandırılması hata matrisi.....	65
Şekil 3.15. Kekik kokusunun kümesine ait sınıflandırma sonuçlarının grafiksel gösterimi .....	66
Şekil 3.16. Kekik kokusunun kümesine ait EEG verilerinin k-EYK ile sınıflandırılması hata matrisi .....	67
Şekil 3.17. Biberiye kokusunun kümesine ait sınıflandırma sonuçlarının grafiksel gösterimi .....	68
Şekil 3.18. Biberiye kokusunun kümesine ait EEG verilerinin k-EYK ile sınıflandırılması hata matrisi.....	69
Şekil 3.19. Bütün kokuların toplam kümesine ait sınıflandırma sonuçlarının grafiksel gösterimi .....	70
Şekil 3.20. Bütün kokuların veri kümesinin k-EYK ile sınıflandırılması hata matrisi .....	71

## TABLolar DİZİNİ

### Sayfa No

Tablo 1.1. Bilinen ve kullanılan bazı gerilim değerleri.....	4
Tablo 1.2. EEG’de Kullanılan Elektrot Kısaltmalarının Açılımı.....	8
Tablo 1.3. EEG biyometrisi ile diğer popüler biyometriler arasındaki karşılaştırma. Çok yüksek, yüksek, orta ve düşük değerler sırasıyla üç tik (✓✓✓), iki tik (✓✓), tek tik (✓) ve boş olarak gösterilmiştir [23 den modifiye edilmiştir]. .....	15
Tablo 2.1. Kanal isimlerinin numaralandırılması.....	24
Tablo 2.2. Gönüllü kişilerle gerçekleştirilen deneme sayıları (Veriler 2011 yılında kaydedilmiştir, OA kişinin yaşı 29’dur.) .....	30
Tablo 2.3. EEG kayıtları alınan kanallar .....	34
Tablo 2.4. İki sınıflı hata matrisi .....	50
Tablo 2.5. Üç sınıflı hata matrisi .....	51
Tablo 3.1. Çıkarılan öznelikler ve kısaltmaları .....	53
Tablo 3.2. Literatüre göre performans karşılaştırılması .....	72
Tablo 4.1. ÖM ve k-EYK sınıflandırıcısı ile ortalama sınıflandırma doğrulukları.....	74
Tablo 8.1. Deneye katılan 8 gönüllü kişi hakkında bilgiler .....	82

## SEMBOLLER DİZİNİ

AO	Aritmetik ortalama
AP	Aksiyon potansiyeli
AR	Autoregressive
B	Basıklık
BBA	Beyin bilgisayar ara yüzü
BT	Bilgisayarlı tomografi
°C	Santigrat
CCR	Cases correctly classified
CNN	Convolutional neural network
cm	Santimetre
Ç	Çarpıklık
dk	Dakika
EEG	Elektroensefalografi
EEM	Elektrik-Elektronik Mühendisliği
EER	Equal error rate
EOG	Elektrookulogram
FFT	Fast fourier transform
GMM	Gaussian mixture model
HTER	Half total error rate
Hz	Hertz
K+	Potasyum iyonu
k-EYK	k-En Yakın Komşuluk Algoritması
K-NN	K-nearest neighborhood
m	Metre
m <sup>3</sup>	Metreküp
MRI	Manyetik rezonans görüntüleme
mV	Milivolt
Na+	Sodyum iyonu
NN	Neural network
ÖM	Önerilen metot

PIN	Kişisel kimlik numarası
RP	Repolarizasyon
S	Standart sapma
SD	Sınıflandırma doğruluğunu
sn	Saniye
STD	Standart sapmalar
SVM	Support vector machine
TV	Türev Varyansı
V	Varyans
VEP	Visually evoked potential
WPD	Wavelet packet decomposition
$\mu\text{V}$	Mikrovolt
$\alpha$	Alfa dalgası
$\beta$	Beta dalgası
$\theta$	Teta dalgası
$\delta$	Delta dalgası
$\sigma$	Sigma , Standart sapma

# 1. GENEL BİLGİLER

## 1.1 Giriş

İnsan beyni, sinirler ve omurilik sayesinde merkezî sinir sistemini kontrol eder, çevresel sinir sistemini yönetir ve hemen hemen insanın tüm işlevlerini düzenler [1]. Bütün bu işlevleri yerine getirirken birbirleriyle iletişim halindeki sinir hücreleri üzerinden elektriksel aktiviteler olan elektroensefalografi (EEG) sinyalini oluşturur. EEG işaretleri sayesinde beynin gerçekleştirdiği işlemler kaydedilebilir ve normalde olması gereken sinyal referanslarıyla karşılaştırılıp kişinin beynine ait çalışma bozukluğu olup olmadığı yorumlanabilir. EEG sinyalleri nörolojik ve psikolojik bazı hastalıkların tanısında ve de beyin bilgisayar ara yüzü (BBA) uygulamalarında kullanılabilir. Ayrıca güvenlik sistemlerinde kişiye özgü verileri sağlayan EEG tabanlı biyometrilere sayesinde, e-sağlık, e-devlet, e-oylama gibi uygulamalarda da kullanılabilir.

Bilgisayarlı tomografi (BT) ve manyetik rezonans görüntüleme (Magnetic resonance imaging, MRI) gibi EEG'ye göre daha sonradan geliştirilmiş olan inceleme yöntemleri beynin elektriksel faaliyeti konusunda bilgi vermezler. Özellikle bayılma vakalarının nedenlerinin araştırılmasında epilepsi hastalığının teşhisinde ve tiplerinin belirlenmesinde tedaviye karar verecek olan inceleme yöntemi EEG'dir [2]. İki veri kümesinde bu sebeplerden ötürü EEG sinyalleri kullanılmış ve kimlik doğrulama adına hızlı ve yüksek doğrulukta sonuçlar elde edilmiştir.

Bu tez çalışmasında iki boyutlu bilgisayar imleci hayali hareketi sırasında kaydedilen EEG verilerini kullanarak üç kişinin kimlik doğrulaması ve yüzde yüz soğuk baskı yöntemiyle elde edilmiş 4 adet doğal yağın (nane, karanfil, kekik, biberiye) koklatılması sonucunda ortaya çıkan EEG verilerini kullanarak sekiz kişinin kimlik doğrulaması konularında EEG işaretlerinin hangi seviyede ayırt edici olduğunun tespiti amaçlanmıştır.

Birinci veri setinde üç kişinin kimlik doğrulaması yapılırken yönlerin (yukarı, aşağı, sağ, sol) kimlik doğrulaması üzerindeki etkileri tablolar halinde karşılaştırılmıştır.

İkinci veri setinde sekiz kişinin kimlik doğrulaması yapılırken kokuların (nane, karanfil, kekik, biberiye) kimlik doğrulaması üzerindeki etkileri tablolar halinde karşılaştırılmıştır.

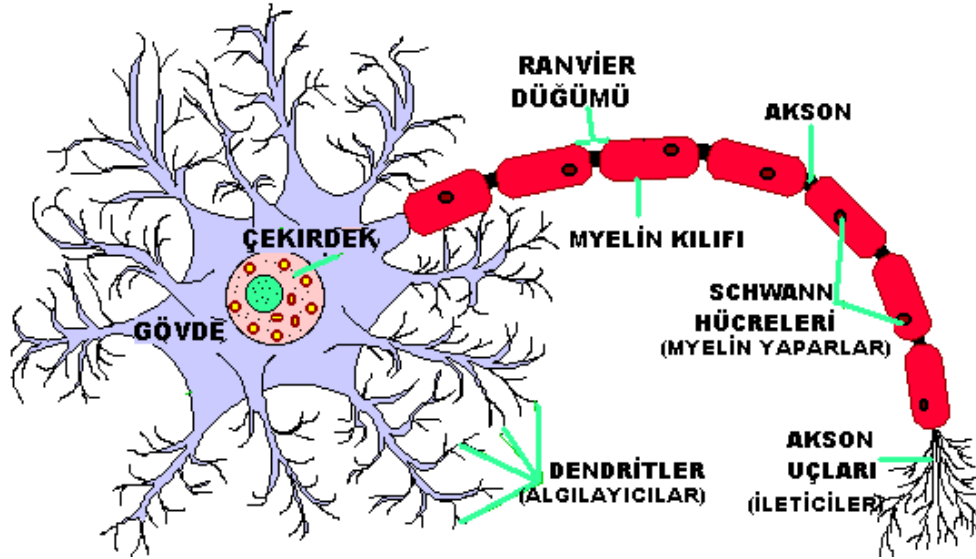


## 1.2. Beyin Yapısı

Beyindeki ve vücudun diğer kısımlarındaki milyarlarca nöron (sinir hücresi), sinir sistemini oluşturur. Tüm hücreler birbirinden bağımsız yaşayan birimler olsa da vücudun, tüm organları ve çevre olaylarıyla da etkileşir ve bütünlük içinde çalışır [2]. Vücuttaki bütün aktiviteleri yönetir.

İnsan beyninin sadece 1 cm<sup>3</sup>.ünde, bir trilyon bağlantıya sahip, 100 milyar nöron bulunmakta ve bu nöronlar arasında her bir saniyede 10<sup>16</sup> kere uyarı gerçekleşmektedir. Beyin içinde hücreler arası bağlantılar ve bu etkileşimi sağlayan elektriksel olaylar ve kimyasal maddeler hafıza sisteminin temelini teşkil etmektedir [2].

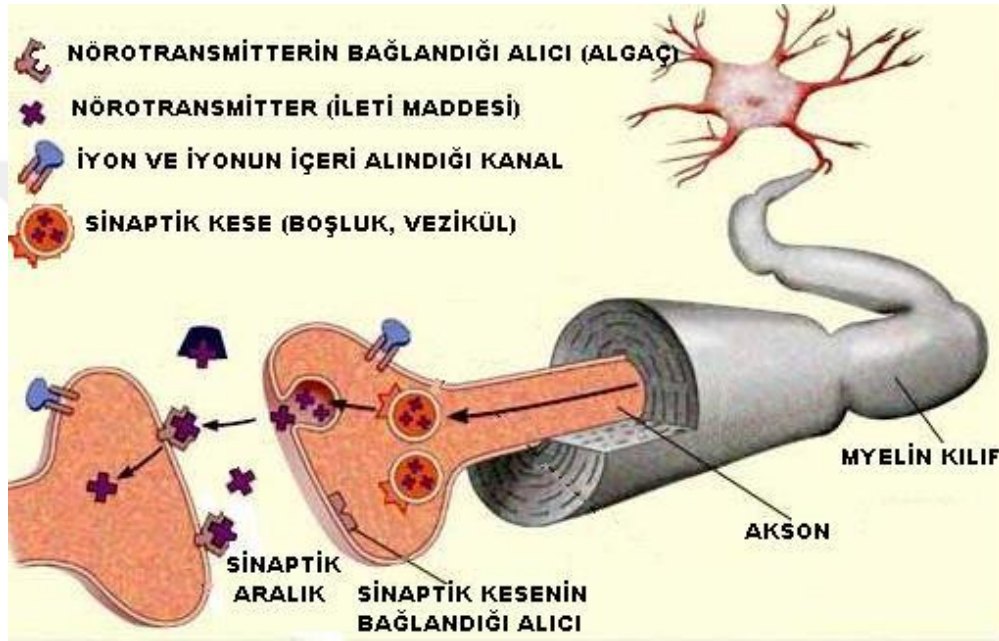
Beyin ve sinir sistemini oluşturan hücelere nöron adı verilir. Nöronların diğer hücrelerden farklılıkları akson ve dendrit adı verilen iki uzantılarının olmasından ötürüdür.



Şekil 1.1. Sinir hücresi

Sinirler vücudun her bölgesinden gelen uyarıları ilgili merkeze ve merkezi sinir sisteminden gelen emirleri ilgili organlara iletir. Uyarıları merkezi sinir sistemi organlarına ileten sinirlere duyu sinirleri denir. Emirleri kaslara ve salgı bezlerine ileten sinirlere ise motor sinirler denir. Duyu sinirleri ve motor sinirleri arasında bağlantı kuran ve merkezi sinir sisteminde yer alan sinirlere de ara sinirler denir. Ara sinir hücreleri uyarıları değerlendirir. Duyu organlarımızda görme, işitme, tatma, dokunma vb. duyarılarla ilgili uyarıları alan “özel uyarı alıcıları” bulunur. Sinir hücreleri ile bağlantılı olan bu uyarı alıcıları ile ışık, ses, acı,

tatlı, basınç gibi uyarılar beyne iletilir. Beyin bu uyarıları değerlendirerek gereken emirleri ilgili organlara gönderir. Sinir hücreleri aynı zamanda birbirleri ile ilişkidir. Bu sıkı ilişki, sinirsel işlevin temelini oluşturan bilgi akışını sağlar. Sinir hücreleri arasındaki bilgi geçiş noktalarına sinaps adı verilir. Sinapslar, değişik tip ve özelliklerde olmalarına karşın, hemen hepsi bilginin iletiminden sorumludur [3]. Bu bilgi iletimi sırasında ortaya çıkan elektriksel aktiviteleri kaydetme görevini EEG cihazları yerine getirmektedirler.



Şekil 1.2. Sinapsın yapısı

### 1.3. Beynin Elektriksel Aktivitesi

Luigi Galvani (1737-1798) sinir biliminin kurucusu olarak kabul edilir. Bir yıldırımındaki elektriği tel ile taşıyıp bir kurbağanın bacak sinirini bu elektrikle uyararak kurbağa ayağında hareket oluşturmuştur. Bu nedenle Galvani, biyolojik elektrik ve hareket etme/canlılık arasında ilk bağlantıyı gösteren kişi olarak tarihte yerini almıştır. Herman Von Helmholtz (1821-1894) 1852'de ilk olarak sinir iletisi hızını 27 metre/saniye olarak ölçen kişidir. Ardından 1860'ta Julius Bernstein, biyoelektriksel sinir iletisini olarak adlandırdı ve sinir hücresi zarında kendiliğinden ilerleyen biyoelektriksel uyarılmadan (depolarizasyondan) kaynaklandığını öne sürdü [2].

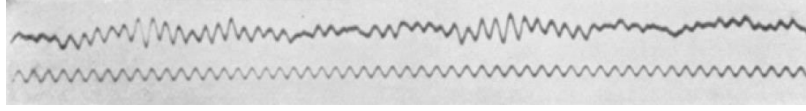
Tablo 1.1: Bilinen ve kullanılan bazı gerilim deęerleri

Sinir hücresi ateşlemesi	10 mili volt
Tek bir pil (AAA veya AA)	1.5 volt
Otomobil	12 volt
Ev elektrięi	220 volt
Sanayi elektrięi	380 volt
Yüksek voltaj	35-150 kilovolt
Yıldırım çakması	100 megavolt

Alan Hodgkin (1914-1998) ve Andrew Huxley (1917) mürekkep balığı sinir hücresi ana uzantısı olan aksonu üzerinde çalışarak sinir iletiminin iyonların deęişimine baęlı, elektriksel bir akım olduğunu tespit ettiler (1952). Bu çalışmalarında iyon kanalı kavramını da keşfedilmesinden 10 yıl önce tahmin eden ikili, 1963'te "sinaps" kavramını öne süren John Carew Eccles (1903-1997) ile birlikte Nobel ödülü aldılar. Buna göre, uyarılmayan hücre zarında, potasyum (K<sup>+</sup>) iyonuna karşı belirgin bir geçirgenlik vardır. Hücre zarı üzerindeki voltaja duyarlı sodyum (Na<sup>+</sup>) kanallarından dolayı aksiyon potansiyeli (AP) oluşturabilirler. Bu kanallar delikçik benzeri protein kapılarıdır ve depolarizasyon (DP) esnasında açılırlar. Uyarım belli bir eşięe yükseldięi zaman elektrik akımı oluşur. Eşięe ulaşamaz ise iyonik elektrik akımı oluşamaz. Buna "hep ya da hiç kuralı" denir. Uyarılan zarın normal durumuna dönmesine repolarizasyon (RP) denir ve voltaja duyarlı K<sup>+</sup> (potasyum) kanallarının açılmasıyla oluşur. Na<sup>+</sup> (sodyum) kanallarının açılmasının ardından K<sup>+</sup> kanallarının açılması, zar içinde K<sup>+</sup> iyonlarının kalmasına yol açar. Böylece zar polarize olur yani hücre içi negatif yüklü hâle gelir [2].

#### 1.4 Elektroensefalografi (EEG)

İnsan beyninin elektriksel aktivitesinin görüntülenmesi anlamına gelen elektroensefalografi ilk olarak Alman fizyolog ve psikiyatrist Hans Berger (1873-1941) tarafından 1924'te kaydedilmiştir [4].



Şekil 1.3. Hans Berger'in yaptığı ilk EEG kaydı

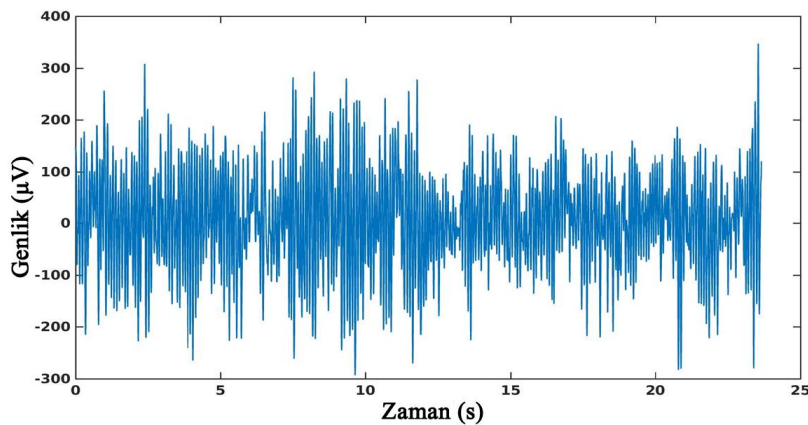
1924 den günümüze kadar olan süreçte EEG çalışmalarının geldiği noktayı örneklendirmek gerekirse, Ekim 2018'de bilim adamlarının düşünce paylaşım sürecini denemek için üç kişinin beynini birbirine bağlamışlardır. Üçer kişiden oluşan beş farklı grup EEG kullanarak deneye katılmıştır. Deneyin başarı oranı % 81 olarak elde edilmiştir [5].

EEG işaretleri günümüzde nörolojik ve psikolojik bazı hastalıkların tanısında, beyin bilgisayar ara yüzü (BBA) uygulamalarında, güvenlik sistemlerinde kişiye özgü verileri sağlayan EEG tabanlı biyometreler sayesinde, e-sağlık, e-devlet, e-oylama gibi uygulamalarda da kullanılabilir.

#### 1.4.1 EEG Sinyallerinin Özellikleri

EEG sinyalleri, farklı frekans aralıklarına sahip olan dalgaların üst üste binmesi ile oluşur. Periyodik olmayan fakat ritmik olan bu dalgalar 0,5 Hz'den başlayan ve 100 Hz'i aşan frekans aralığında, genlikleri ise 10  $\mu$ V ile 200  $\mu$ V arasında kaydedilebilir ve ham EEG kaydına filtreleme uygulanarak bu dalgalar ayrı ayrı tespit edilebilir [6].

Şekil 1.4'te günümüz teknolojisi ile kaydedilmiş bir EEG sinyali görülmektedir.



Şekil 1.4. EEG sinyal örneği

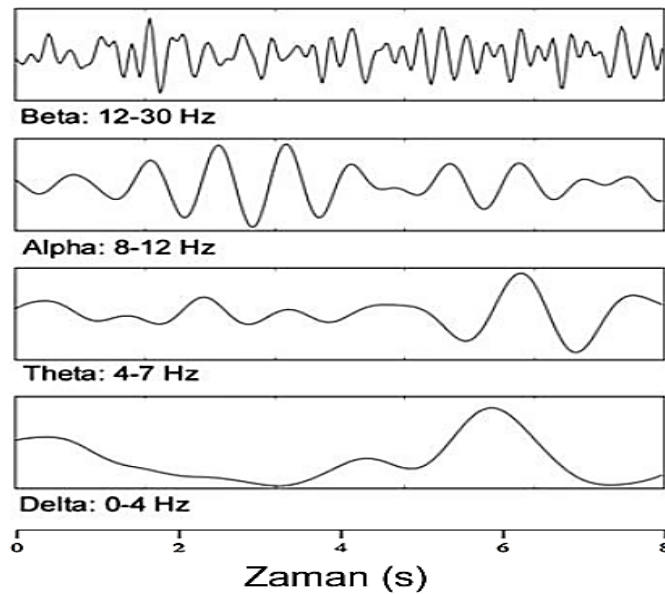
EEG sinyalleri frekans bandının türlerine göre dörde ayrılır. Bunlar sırasıyla delta ( $\delta$ ), teta ( $\theta$ ), alfa ( $\alpha$ ) ve beta ( $\beta$ ) dalgalarıdır.

**Delta ( $\delta$ ) bandı:** Frekansları 0.5-4 Hz ve genlikleri 100 mikrovolt ( $\mu V$ )'tan küçüktür [7]. Derin uyku ve genel anestezi durum gibi beyin çok düşük aktivite gösterdiği durumlarda gözlemlenir. Özellikle yetişkin insanlarda delta dalgasının sık gözlenmesi ciddi beyinsel problemlerin habercisi olabilir [8].

**Teta ( $\theta$ ) bandı:** Frekansları 4-7,5 Hz arasında değişir [7]. Çocuklarda çok sık rastlanır. Yetişkinlerde ise beyin düşük aktivite gösterdiği rüyalı uykularda ve orta derinlikte anestezi durumlarda ortaya çıkar. Teta dalgalarının çocuklarda görülmesi normal iken yetişkinlerde normal değildir [9]. Teta dalgasının yetişkin insanlarda sık gözlenmesi ciddi beyinsel problemlerin olabileceğine işaret eder [7].

**Alfa ( $\alpha$ ) bandı:** Frekansları 8-13 Hz ve genlikleri 50  $\mu V$ 'dan küçüktür [7]. Dalga şekli sinüzoidaldir. Alfa dalgaları daha sıklıkla yetişkinlerde olmak üzere bütün yaş guruplarında görülmektedir. Alfa dalgaları yetişkinlerde uyanık, rahat ve beyin aktivitesinin az olduğu koşullarda kendiliğinden oluşur. Gözler kapalı olduğu anlarda daha iyi gözlemlenmektedir. Beynin daha aktif kullanıldığı, dikkatin daha çok verildiği durumda, alfa dalgalarının yerini daha yüksek frekanslı ve düşük genlikli beta dalgaları alır [9].

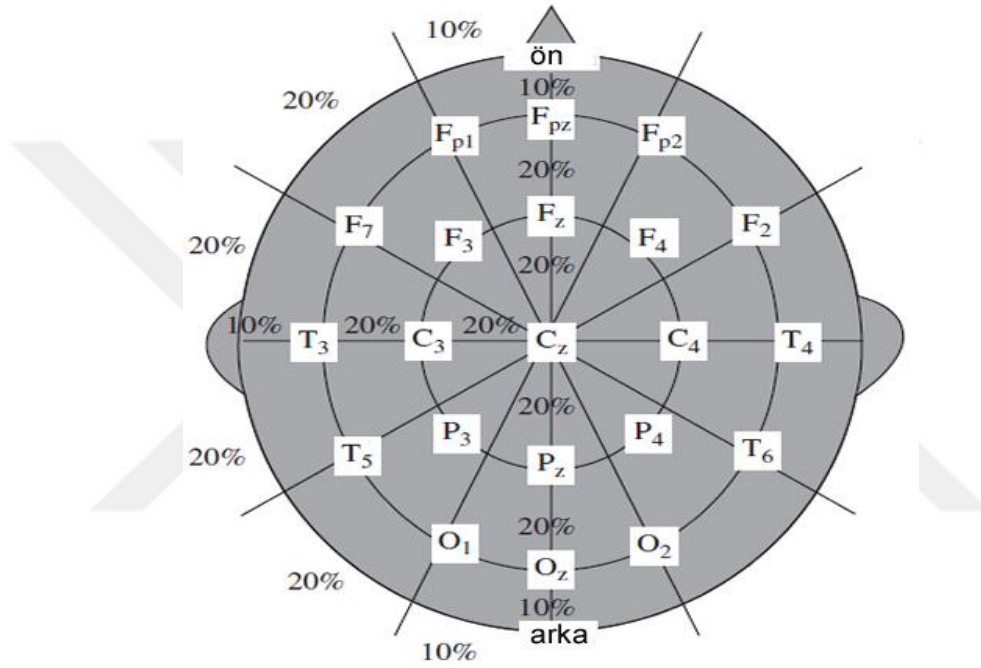
**Beta ( $\beta$ ) bandı:** Frekansları 13-30 Hz ve genlikleri 30  $\mu V$ 'dan küçüktür [7]. Beynin aktivitesinin arttığı durumlarda gözlemlenir. Kişilerin stresli olduğu, dikkatlerinin dağıldığı veya ağır zihinsel işlem yaptıkları sıralarda görülür. Beta dalgaları saçlı derinin parietal ve frontal bölgelerinde açık ve net bir şekilde kaydedilebilir [7]. Şekil 1.5'te EEG sinyallerinin beta, alfa, teta ve delta bantları gösterilmektedir.



Şekil 1.5. EEG sinyallerinin beta, alfa, teta ve delta frekans bantları

### 1.4.2 EEG İşaretlerinin Kayıt Tekniği

Uluslararası Elektroensefalografi ve Klinik Nörofizyoloji Dernekleri Federasyonu bütün EEG laboratuvarlarında normal ölçümlerde uluslararası 10-20 elektrot yerleştirme sistemini tavsiye etmektedir (Şekil 1.6). Bu sistemde kafa derisi üzerinde işaretlenen belirli noktalara elektrotlar yerleştirilmektedir. Bu sistem aynı ya da farklı hastalardan alınan EEG kayıtlarının karşılaştırılmasına ve yorumlanabilmesine olanak sağlamaktadır [7].



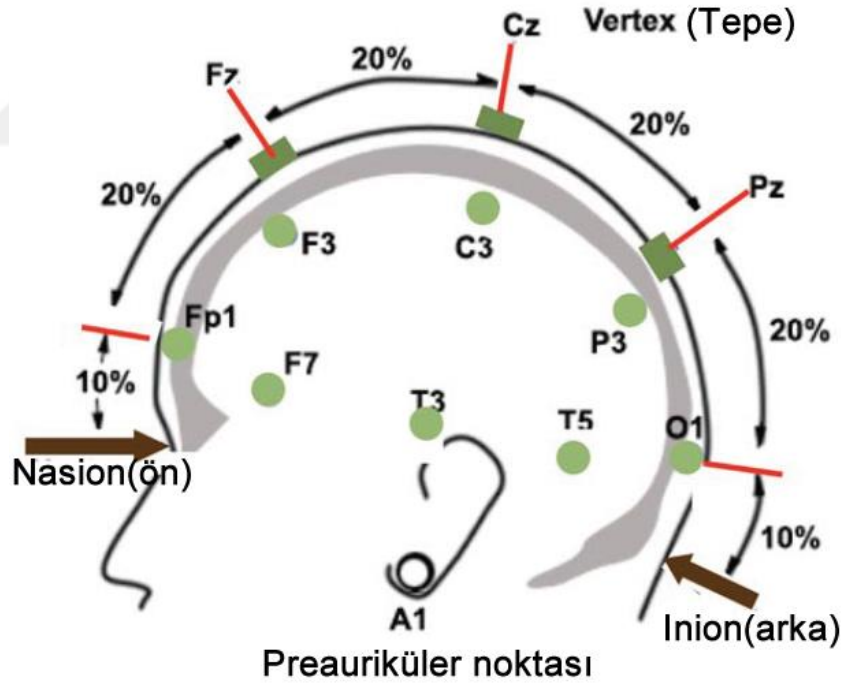
Şekil 1.6. Uluslararası 10-20 elektrot sistemine göre elektrotların yerleştirilmesi

Çift sayılı elektrotlar (2,4,6,8) başın sağ tarafındaki elektrot yerleşimini belirtirken, tek sayılar (1,3,5,7) soldakilere işaret eder. Harfler elektrotun yerleştirildiği beyin bölgesinin biyolojik konumunu ifade eder. Her elektrot harf ve rakam olarak 2 ya da 3 karaktere sahiptir. Kayıt elektrotları bir harf ve bir satır altı harfi ya da rakam ile gösterilir. Örneğin frontal (F) ile gösterilir. İlk harfin yanına eklenen ve küçük z harfi ile gösterilen elektrot ise orta hat bölgesini gösterir (örneğin F<sub>z</sub>, orta hat frontal bölge). 10-20 sisteminde kullanılan diğer kısaltmalar Tablo 1.2’de gösterilmiştir [11].

Tablo 1.2 EEG’de Kullanılan Elektrot Kısaltmalarının Açılımı

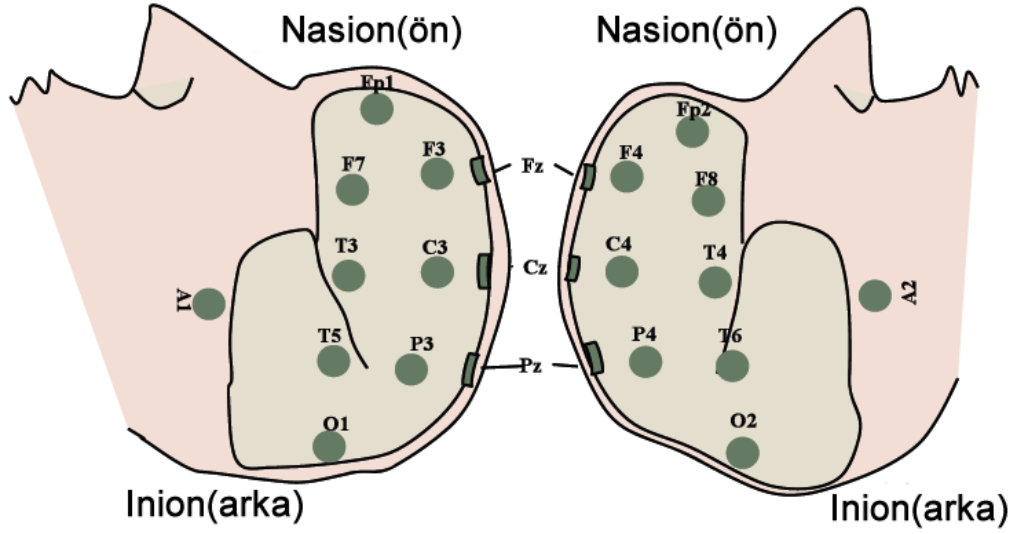
Elektrotların Kısaltması	Açılımı
F <sub>p</sub>	Frontopolar ya da prefrontal
F	Frontal
P	Parietal
C	Santral
T	Temporal
O	Oksipital
A	Auriküler

Uluslararası 10-20 sistemi kafa derisi üzerindeki referans kemik noktalar arasındaki uzaklıkları kullanır ve referans olarak alınan noktalardan itibaren toplam uzunlukların %10 ya da %20’ sinin ölçümleri ile elektrotlar yerleştirilerek kayıt yapılır (Şekil 1.7) [11] .



Şekil 1.7. Referans noktalarından toplam uzunlukların %10 ve %20 sistemine göre ölçümleri

Elektrotlar ölçülen çizgilerin kesişme noktalarına yerleştirilir. Simetrik bir yerleştirme yapılır. Örneğin sol tarafa yerleştirilen elektrotun simetriği aynı şekilde sağ tarafa yerleştirilecektir (Şekil 1.8) [11].



Şekil 1.8. 10-20 elektrot sisteminde elektrotların sol ve sağ hemisferde lateral görünümü

### 1.5 Kişi Doğrulama - Tanılama

Kimlik tanıma, bir kişinin veya nesnenin kimliğini kanıtlayan veya gösteren bir eylemi doğrulanma sürecidir. Bu süreç, kişinin kimliğini, kimlik belgelerini doğrulanması, bir dijital sertifikayla internet sitesinin gerçekliğinin doğrulanması, bir yapının yaşının radyokarbon tarihlleme yöntemiyle belirlenmesi ya da bir ürünün ambalajına ve etiketine bakarak doğrulamasını içerir. Diğer bir ifadeyle, kimlik doğrulama, genellikle en az bir çeşit kimlik tanımının doğrulanmasını içerir.

Kimlik doğrulama, genel anlamda fiziksel kimlik doğrulama ve elektronik kimlik doğrulama olarak ikiye ayrılabilir.

#### 1.5.1 Fiziksel Kimlik Doğrulama

Eski zamanlardan beri devam eden bu kimlik doğrulama yönteminde, hizmeti veren kurum çalışanı, hizmeti alacak olan kişinin kimlik belgesini belge üzerindeki fotoğraf, logo, hologram gibi öğeleri göz ile kontrol ederek onaylamaya çalışır. Bu tür kimlik doğrulama yöntemi insan hatalarına sebebiyet vermektedir. Sorumlu olan kişi, şahsen hizmet alan kişiyi tanımıyor ise veya gözle bakarak sahte belgeyi tanıyabilecek kadar kimlik uzmanı değilse, kolayca sahtekârların hedefi olabilir. Bu duruma nakit paraların kullanımı örnek verilebilir. Vatandaşların büyük çoğunluğu bu konuda uzman olmadığı için iyi taklit edilmiş bir kâğıt



parayı gerçek zannedebilir ve ürün/hizmeti o kişiye verebilir. Dolayısıyla çıkarılan banka kartları fiziksel doğrulamayı elektronik doğrulama üzerinden yaparak, uzman olmayan kişilerin bile sahte olabilecek işlemleri rahatça fark edebilmesini sağlamıştır.

### **1.5.2 Elektronik Kimlik Doğrulama**

Bu kimlik doğrulama yönteminde kişiye ait özellik, nesne veya bilgi, görevli kişi tarafından göz ile değil, elektronik cihaz aracılığıyla doğrulanmaktadır.

Elektronik kimlik doğrulamada 3 farklı unsur kullanılabilir;

- Kişinin bildiği bir şey ( parola, kişisel kimlik numarası (PIN)... vb. ),
- Kişinin sahip olduğu şey (kimlik kartı, kredi kartı... vb.),
- Kişinin kalıtsal özelliği veya biyometrisi (parmak izi, DNA... vb.).

Kimlik doğrulamasında yukarıdaki üç yöntemden birisi kullanılıyorsa tek aşamalı kimlik doğrulaması gerçekleştirilmiş olunur. Şayet iki veya daha fazla yöntem bir arada kullanılırsa buna çok aşamalı kimlik doğrulaması denir.

Bu tezde kişilere ait EEG tabanlı biyometrikler sınıflandırma amaçlı kullanılacaktır.

#### **1.5.2.1 Biyometrik Kimlik Doğrulama**

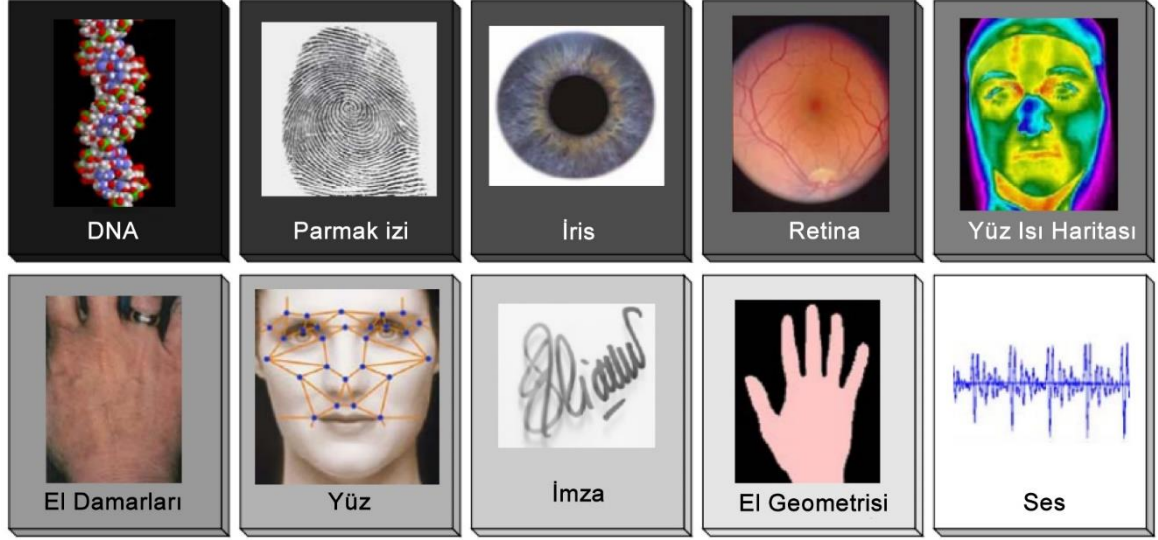
Biyometri, bireyin ölçülebilir fiziksel ve davranışsal özelliklerini tanıyarak kimlik saptamak üzere geliştirilmiş otomatik sistemler için kullanılan bir terimdir. Özetle, biyometri kişinin ölçülebilir biyolojik izlerini ifade etmektedir.

Biyometrik kimlik doğrulama kullanıcı deneyimini iyileştirme potansiyeline sahipken aynı zamanda daha fazla güvenlik sağlamaktadır. Günümüzde kullanıcı adı ve şifre gibi geleneksel doğrulama yöntemlerinin yetersiz kaldığı gözlemlenmektedir [12]. Kimlik doğrulaması daha fazla kolaylaştırılmalı ve kullanıcıya daha az yük getirilmelidir. Hiçbir zaman yüzde yüz güvenlik diye bir şey olmamasına rağmen, çok faktörlü bir kimlik doğrulama yönteminin bir parçası olarak kullanılan biyometrikler tüketicinin güvenlik durumunu büyük ölçüde arttırabilir [13].

Biyometrik sistemler, canlı bir insanın benzersiz fizyolojik veya davranışsal özelliklerinin istatistiksel analizini yaparak doğrulayan veya tanımlayan otomatik yöntemler olarak tanımlanmaktadır [14].

### 1.5.2.2 Biyometri Çeşitleri

Potansiyel biyometriler olarak düşünülebilecek pek çok fizyolojik ve davranışsal özellik olmasına rağmen, diğerlerine göre daha popüler birinci nesil biyometrik yöntemler Şekil 1.9'da gösterilmiştir.



Şekil 1.9. Çeşitli uygulamalarda kullanılan biyometrik özellikler [15 den modifiye edilmiştir]

**Yüz:** Yüz tanıma doğrudan yüzümüzde bulunan burun, dudak, çene, kaş, göz gibi organların birbirine oranla bulunduğu konuma bağlı olarak gerçekleştirilen bir kimlik doğrulama yöntemidir.

**Parmak izi:** Parmakların son eklemi ve uç kısmındaki kıvrımların oluşturduğu izdir. Parmak izi insan vücudunun tabii halinden istifade edilerek bulunmuş ve bugün şahıs tespitinde çok fazla kullanılan bir yöntemdir. Tek yumurta ikizlerinde bile birbirinden farklı olan parmak izi, kimlik doğrulamasında yüksek oranlara sahip olduğundan diğer yöntemlere nazaran daha sıklıkla tercih edilmektedir.

**El Geometrisi:** Bu teknoloji kullanıcıların ellerinin fiziksel karakteristiklerinin üç boyutlu bir ortamda ölçülebilmesi prensibine dayanmaktadır. El bir tarayıcının üzerine koyulduğu vakit ortaya çıkan görüntü diğer el görüntüleriyle karşılaştırılır. El geometrisinin diğer metodlara göre kullanımı daha kolaydır. Bu nedenle kullanıcı yoğunluğunun bulunduğu yerlerde kullanılması daha uygun olmaktadır. Parmak izinden farklı olarak kuru

hava, kuru cilt gibi çevresel faktörler kimlik tespiti doğruluğunu etkilememektedir. Ancak genç bir kişinin büyümesi veya el üzerinde bulunan takı gibi etmenler ölçüm doğruluğunu etkilemektedir.

**İris:** İris, göz bebeğimizin etrafında yer alan renkli halkaya verilen isimdir. İnsanları tanımlamak için, irisin fotoğrafı çekilir ve köşe algılama gibi yöntemler kullanılarak kimlik tanımlaması gerçekleştirilir. Parmak izinde olduğu gibi tek yumurta ikizlerinde de iris şekli birbirinden farklıdır.

**İmza:** Herkesin kendine has bir el yazısı olduğundan, davranışsal bir karakteristiğe sahip olan imza da kişiyi tanımda kullanılabilir. İmza tanıma sistemleri kimlik doğrulaması yapmak için önce imzanın fotoğrafını çeker. Daha sonra imzadaki karakterlerin boyutu, imzanın hangi hızda atıldığı, kalemin kâğıda uyguladığı basınç gibi farklı etkenleri kullanarak kimlik doğrulaması yapar. İmza tanıma yönteminin en büyük sorunu kişinin imzasının zamanla değişebilmesi ve o anki psikolojik durumundan çok etkilenmesidir.

**Ses:** Herkesin sesi ağız yapısına göre farklılık göstermektedir. Ses karakteristiği kullanılarak yapılan biyometrik sistemlerde herkes sisteme belli bir sözcük veya kelime grubu söyleyerek kaydeder. Daha sonraki tanımlama işlemlerinde bu sözcük veya kelime grubu kullanılır. El yazısı gibi ses de kişinin içinde bulunduğu psikolojik durumundan etkilenmektedir.

Kullanım alanlarına örnek verirsek parmak izi, yüz ve iris, günümüzde ticari biyometrik sistemlerde en sık kullanılan fizyolojik özellikler arasındadır. Tuş vuruşları dinamiği, yürüyüş, imza, yüz ısı haritası, el geometrisi gibi özellikler ayırt edilebilirlik özellikleri zayıf olduğundan daha az kullanılırlar [16].

Biyometri, tanım gereği, hem ölçülebilir olmalı hem de canlı bir kişiden fizyolojik veya davranışsal olsun, benzersiz özellikler içermelidir. Motor becerilerini, elektromanyetik vücut sinyallerini ve insan-bilgisayar etkileşim eğilimlerini ölçen yeni nesil biyometrik teknolojiler ortaya çıkmaktadır [16].

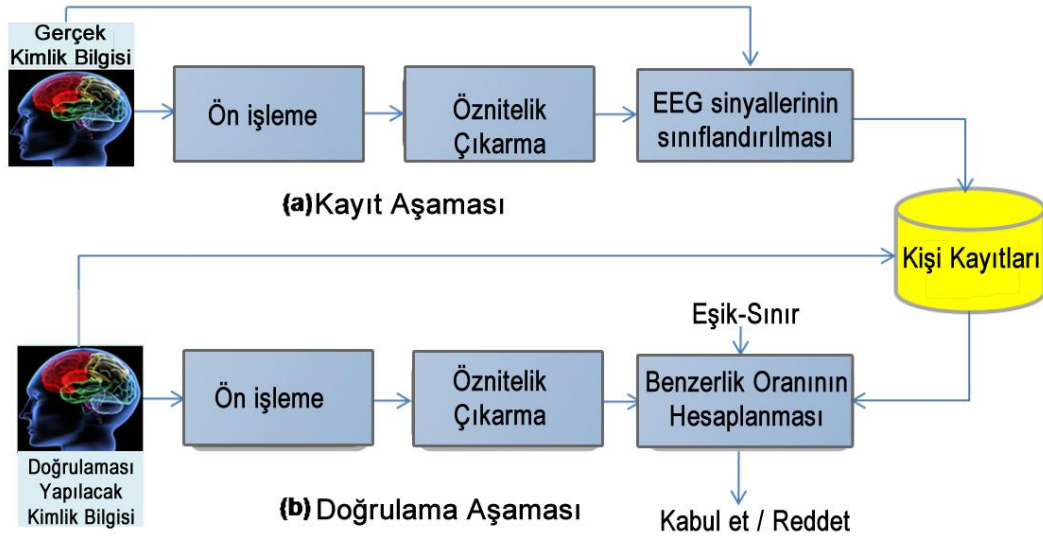
Bütün bu biyometri tabanlı kimlik doğrulama sistemleri arasında EEG tabanlı biyometrilere diğerlerine nazaran daha güvenilir, daha ayırt edici sonuçlar sunmaktadır. Kimlik doğrulama işlemlerini ise daha pasif bir şekilde kişinin yerine getirmesini sağlamaktadır.

### 1.5.2.3 Biyometriler için EEG Sinyalinin Özellikleri

EEG sinyallerinin otomatik kişi tanıma sistemlerindeki kullanımı ilk kez 1980 yılında Stassen tarafından tanıtıldı [17]. Günümüzde EEG tabanlı kimlik doğrulamaya ilginin artmasından ötürü bu konu üzerine birçok çalışma yapılmıştır [18].

EEG sinyalleri, sahtesinin yapılmasının zor olması, gözlenmesi ve ele geçirilmesinin neredeyse imkânsız olması ve canlı insan kaydını gerektiren avantajlara sahip olduğundan, güvenlik sistemleri alanında çalışan araştırmacılar tarafından tercih edilmektedir [19].

Thorpe 2005 yılında bilgisayar cihazlarına erişim için şifre yazmak yerine parola-düşün kişi kimlik doğrulama yöntemini önermiştir [20]. Sonra Marcel ve Millian kişi kimlik doğrulaması için beyin dalgası modellerinin kullanılmasını İsviçre’de Dalle Molle İstihbarat Yapay Algılama Enstitüsü (IDIAP)’de araştırmış ve onaylamıştır [19]. EEG tabanlı kimlik doğrulama sistemi genellikle iki aşamadan oluşur; kayıt ve doğrulama (Şekil 1.10).



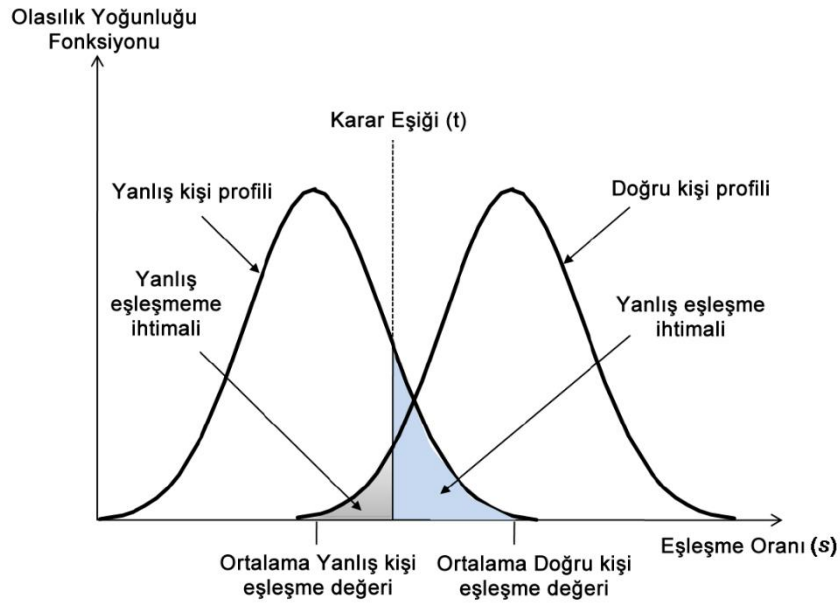
Şekil 1.10. Tipik bir EEG tabanlı kimlik doğrulama aşamaları [21 den modifiye edilmiştir]

Her aşamanın ana elemanları öznitelik çıkarma ve sınıflandırmadır. İlk olarak, kayıt aşamasında kişiden bir görev yapması istenir, örneğin bir elini, ayağını, parmağını veya dilini hareket ettirmeyi hayal etmesi. Daha sonra kullanıcının yaptığı davranışlar EEG sinyalleri olarak kaydedilir. Daha sonra, gürültüyü azaltmak için EEG verileri ön işlemden geçirilir. Ardından, öznitelikler yalnızca kullanışlı olanlarının seçilmesini sağlayan bir

öznitelik seçim algoritması sayesinde elde edilir. Son olarak, bu çıkarılan öznitelik vektörleri modelleri eğitmek için kullanılır. Doğrulama aşamasında, bir kullanıcı sisteme erişmek istediğinde, kayıt aşamasında yaptığı görevi tekrarlayarak aynı EEG sinyallerini sisteme sağlamalıdır. Bu adımdaki veriler aynı ilk kayıt sırasında yapılan veya kullanılan yöntemlerle beraber tekrar işlenir. İşlenen öznitelikler kişinin iddia ettiği kişi olup olmadığını anlamak adına test verileri olarak sınıflandırıcıya verilir. Doğrulama oranı ve eşik değeri olarak, sistem talep edilen kimliği kabul etme veya reddetme kararını verecektir [21].

Diğer biyometrik kimlik doğrulama sistemlerinde olduğu gibi, EEG tabanlı kişi kimlik doğrulama sisteminin üstesinden gelmesi gereken iki türlü hata vardır; yanlış kabul veya yanlış eşleşme ile yanlış reddetme veya yanlış eşleşmeme. Sistem yanlış kişiyi kabul ettiğinde yanlış kabul hatası oluşmaktadır. Yanlış reddetme hatası ise, gerçek bir kullanıcıdan gelen geçerli bir kimlik talebi reddedildiğinde ortaya çıkar. Karar verme sürecinde eşik değeri kullanılır.

Şekil 1.11’de görüldüğü gibi kişinin benzerlik oranı  $s$  eşik değeri  $t$  yi geçtiğinde eşleşme gerçekleştirilir aksi durumda kişinin kimliği reddedilir. Eşik değeri yüzdesinin artırılmasıyla ya da azaltılmasıyla sistemin yanlış kabul yapması artırılabilir veya azaltılabilir [22].



Şekil 1.11. Biyometrik doğrulama diyagramı [22’den modifiye edilmiştir]

Biyometrik doğrulama diyagramı ile ilgili detaylı bilgiler 2. bölümde Yapılan çalışmalar başlığı altında sınıflandırma performansı ölçütleri altında sayfa 46'da anlatılacaktır.

Tablo 1.3'te EEG biyometrileri ve diğer yaygın biyometrilerin özet bir karşılaştırılması yapılmıştır.

**Evrensellik-Genellik:** Her insanın karakteristik özelliği olmalıdır. Bu gereklilik, doğası gereği beyin sinyalleri içerdiğinden, EEG tarafından fazlasıyla karşılanmaktadır.

**Ayrırt Edicilik:** İki kişi karakteristik yönden yeterince farklı olmalıdır.

**Kalıcılık-Süreklilik:** Yöntem belli bir süre boyunca yeterince kararlı olmalıdır.

**Elde Edilebilirlik:** Yöntem nicel olarak ölçülebilir olmalıdır.

**Gönüllü Katılım:** Kişiler biyometrilerinin kullanılmasına gönüllü olmalıdır.

**Aldatılabilirlik:** Yöntem saldırılara karşı dayanıklı olmalıdır. EEG sinyalleri beyin içindeki aktivitelerle ilgilidir, bu yüzden doğası gereği EEG biyometrilerinin taklit edilmesi zordur, gözlemlenmesi imkânsızdır ve canlı tespiti yapmak kolaydır [19].

Tablo 1.3 EEG biyometrisi ile diğer popüler biyometriler arasındaki karşılaştırma. Çok yüksek, yüksek, orta ve düşük değerler sırasıyla üç tık (✓✓✓), iki tık (✓✓), tek tık (✓) ve boş olarak gösterilmiştir [23 den modifiye edilmiştir].

Biyometriler	Evrensellik Genellik	Ayrırt Edicilik	Kalıcılık Süreklilik	Elde Edilebilirlik	Gönüllü Katılım	Aldatılabilirlik	Doğruluk Yüzdesi
EEG	✓✓✓	✓✓✓	✓✓✓	✓✓✓	✓✓		✓✓
DNA	✓✓✓	✓✓✓	✓✓✓				✓✓✓
Yüz	✓✓✓	✓	✓	✓✓✓	✓✓✓	✓✓	✓
Parmak izi	✓✓✓	✓✓✓	✓✓✓	✓✓		✓	✓✓✓
El Geometrisi	✓	✓	✓	✓✓✓	✓✓	✓	✓
İris	✓✓✓	✓✓✓	✓✓✓	✓			✓✓✓
Retina	✓✓✓	✓✓✓		✓			✓✓✓
İmza				✓✓✓	✓✓✓	✓✓	
Ses	✓			✓	✓✓✓	✓✓	

**Doğruluk yüzdesi:** Yöntem yüksek oranda kimlik doğrulaması oranına sahip olmalıdır.

EEG tabanlı biyometrik sistemlerin çeşitliliği çalışılmış ve sonuçlar tanıma oranlarının ümit verici olduğunu göstermiştir. EEG tabanlı bir tanıma sisteminin performansı, yanlış kabul oranı (false acceptance rate - FAR) ve yanlış reddetme oranı (false rejection rate - FRR) kullanılarak şu şekilde değerlendirilir:

$$FAR = \frac{\text{Kabul edilen yanlış taleplerin sayısı}}{\text{Toplam yanlış erişim sayısı}} \quad (1.1)$$

$$FRR = \frac{\text{Reddedilen doğru taleplerin sayısı}}{\text{Toplam doğru erişim sayısı}} \quad (1.2)$$

Diğer bazı çalışmalar, sistemin performansını sunmak için yarı toplam hata oranını (half total error rate - HTER) ve eşit hata oranını EER (equal error rate - EER) kullanmıştır.

#### 1.5.2.4 EEG Tabanlı Kişi Tanıma

İnsan beyninde üretilen EEG sinyalleri olaylara karşı kişinin gösterdiği tepkiler sayesinde ortaya çıkar dolayısıyla kişiye has özellikler taşırlar, çalınması veya taklit edilmesi bu yüzden mümkün değildir. Ayrıca EEG verilerinin kaydı için canlı insan gerekmektedir. Bu özellikleri EEG'yi en çok kullanılan yüz, parmak izi, ses, iris gibi biyometrilere ayırmaktadır. Bu yüzden araştırmacılar giderek artan bir oranda EEG tabanlı kişi tanıma alanındaki çalışmalarını arttırmaktadırlar.

EEG sinyalleri bireylere ait biyometrik bilgileridir. EEG tabanlı kimlik doğrulamadaki sinyal desenleri, belirli zihinsel görevlere karşılık gelir ve bunlar şifre olarak kabul edilebilir. Bu özelliklerinden ötürü EEG hem parola tabanlı hem de biyometri tabanlı kişi tanıma sistemleri için büyük bir avantaj sağlamaktadır.

EEG tabanlı kimlik tanıma sisteminin EEG tabanlı kişi tanımlaması ve EEG tabanlı kişi doğrulaması-onaylaması olmak üzere iki farklı görevi olduğunu belirtmekte fayda var. Hem tanımlama hem de doğrulama görevleri, ön işleme, öznitelik çıkarma ve sınıflandırma dahil olmak üzere uygulanırken aynı ana bileşenlere sahiptir. Ayrıca kişi kimlik doğrulaması ya talep edilen kişinin doğrulanmasını ya da uygulamaya bağlı olarak bilinmeyen bir kişinin

tanımlanmasını içerir [22]. Bu nedenle, yayınlanan EEG tabanlı kişi tanıma ve EEG tabanlı kişi kimlik doğrulama sistemlerindeki ilgili teknikler literatür araştırmasında gözden geçirilmiştir.

## 1.6 Literatür Araştırması

Kişi doğrulama, güvenlik sistemlerinde bir kullanıcının kimliğini doğrulama ve onaylama işlemlerinde kullanılabilir. Kullanıcı doğrulama için EEG sinyallerini kullanmak farklı derecede doğruluklarda etkili olabilmektedir.

Fladby [24], 12 deneğin sekiz farklı görevi (okuma, yazma, rahatlama vs.) yapması esnasında kaydettiği EEG verilerinin bir kanalından aldığı alfa, beta düşük, beta yüksek ve teta bantlarının güç tayflarının özelliklerini kullanarak kişi sınıflandırmada % 21,42'lik bir eşit hata oranı değerini (EER) elde etmiştir.

EEG ile ilgili yapılan başka bir çalışmada Palaniappan [25], 20 kişinin sınıflandırılmasında görsel olarak uyarılmış potansiyeller (visually evoked potential - VEP) sinyallerinin gama bandından çıkardığı öznitelikleri yapay sinir ağları sınıflandırıcısını kullanarak ortalama % 99.06 'lık bir doğruluk elde etmiştir. Buna karşılık Liang ve arkadaşları [26], özbağlaşım (Autoregressive –AR) özelliklerini 8 EEG kanalından alarak ve Destek Vektör Makinaları (Support Vector Machine - SVM) sınıflandırıcısını kullanarak kişi ayırıştırma görevi için % 45,52 ila % 54,96 arası, kişi tanımlama görevi için %48,41 ila %56.07 arası bir doğruluk elde etmiştir.

EEG tabanlı kişi doğrulama ile ilgili yapılan başka bir çalışmada Marcel ve Millian [27], 9 denek için maksimum artçıl kestirimi (Maximum a posteriori MAP) ve Gauss karışım modelini (Gaussian mixture model - GMM) kullanarak 8 kişinin sınıflandırılmasında % 6,6'lık bir yarı toplam hata oranı (HTER) elde etmiştir; He ve arkadaşları [28] ise özbağlaşım (AR) özelliklerini bayes sınıflandırıcısında (Naive Bayes- NB) kullandılar ve 4 denek için % 6.7'lik yarı toplam hata oranı elde etmişlerdir.

Diğer bir çalışmada Hema ve arkadaşları [29] 3 kanal üzerinden kaydettikleri EEG beta dalgalarının güç tayf yoğunluğu özelliklerini kullandı ve bu verileri ileri beslemeli yapay sinir ağlarında eğiterek 6 bireyde ortalama % 94,4 ila % 97,5 arasında bir doğruluğa ulaşmışlardır. Buna karşın Mu ve Hu [30] 3 denekten kaydettiği EEG sinyallerinin 6 kanalını kullanmıştır. Geri yayılım yapay sinir ağları (back-propagation NN) sınıflandırıcısı ile bu veriler üzerinde % 80.7 ila % 86.7 aralığında doğruluk oranı elde etmişlerdir.



Brigham ve Kumar [31], özbağlaşım (AR) özelliklerini doğrusal destek vektör makinaları sınıflandırıcısında kullanarak 122 kişide kaydedilen EEG verileri üzerinde % 98.96 doğruluk oranı elde etmişlerdir. 5 kişiden aldığı EEG sinyallerinin 14 kanal verisi üzerinde özbağlaşım (AR) ve tayfsal karakteristikleri kullanan Ashby [32] ise doğrusal destek vektör makinaları sınıflandırıcısında % 2.4 ila % 5.1 arasında yanlış reddetme oranı ve % 0.7 ila % 1.1 arasında yanlış kabul oranı elde etmiştir.

EEG sinyallerinin sınıflandırılmasında yapay sinir ağları sınıflandırıcısını kullanan Hu [33], EEG sinyallerinde yedi farklı öznitelik kullandı ve 3 bireyden aldığı bu veriler üzerinde % 80 ila % 100 arası gerçek kabul oranı ve % 0 ila 30 arası yanlış kabul oranı elde etmiştir. Aynı sınıflandırıcıyı kullanan Shedeed [34], yine 3 kişiden aldığı EEG sinyallerinin 4 kanal verisi üzerinde hızlı fourier dönüşümü (FFT) ve dalgacık paketinin ayrıştırılması (WPD) öznitelik çıkarma yöntemlerini kullanmış ve % 66 ila % 93 arasında doğruluk oranı elde etmiştir.

Tek kanal üzerinden EEG sinyallerini kaydeden Chuang ve arkadaşları [35], bir kişinin aktif hareket ya da görev yaptığı sıradaki (şarkı söyleme, hareket etme vs.) verileri kullandı. Kimlik doğrulama sisteminde, deneklerin kimliğini doğrulamak için anlık beyin verileri ile daha önce kayıt yaptıkları eğitim verileri arasındaki benzerlik oranını analiz ederek yaklaşık % 99 doğruluk oranına ulaşmıştır. Buna karşılık yine tek kanal üzerinden kayıt alan Dan ve arkadaşları [36] ise, 13 kişiye ait EEG sinyalleri üzerinde özbağlaşım modeli parametrelerine dayanarak çıkardığı özniteliklerde polinom tabanlı destek vektör makinaları sınıflandırıcısını kullandı ve % 65 ila % 75 arasında bir doğruluk elde etmiştir. Abo-Zahhad ve arkadaşları [37], 10 kişiden aldıkları EEG sinyallerinin yine tek kanalını kullanarak Veriler üzerinde özbağlaşım (Levinson-Durbin ve Burg algoritması) öznitelik çıkarma yöntemini kullandılar ve bu öznitelikleri doğrusal diskriminant analizi ile sınıflandırarak % 99.8'lik kimlik doğrulaması gerçekleştirmişlerdir.

Başka bir çalışmada Sun [38], 9 kişinin sağ-sol başparmağının hayali hareketi sırasında kaydedilen EEG işaretlerinin 59 kanal verisinden sadece 15 kanalını kullanmıştır. Bu verileri öncelikle 8-30 Hz bant filtresinden geçirip daha sonra sinyal normalizasyonu ön işleme metodlarına tabi tutmuştur. Sonrasında veriler üzerinde ortak uzamsal örüntüler öznitelik çıkarma yöntemini kullanmıştır. Daha sonra bu öznitelikleri çoklu işlem yapay sinir ağları öğrenme metodunu kullanarak %94'lük bir doğruluk oranı elde etmiştir.

Delpozo-Banos ve arkadaşları [39], EEG tabanlı biyometrik sistemleri geliştirmek için fonksiyonel bağlantı modellerini öznitelik çıkarmada kullandı. Konvolüsyonel sinir ağları

(CNN) sınıflandırıcısını kullanarak gözler kapalı %97.5 oranında, gözler açık dinlenme durumunda ise % 96.26 oranında doğruluk oranlarına ulaşmıştır. Koike-Akino ve arkadaşları [40] ise, 25 kişiyi tanımlamada 14 kanal kullanarak EEG verilerinin 800 ms'lik küçük bir parçası üzerinde kısmi en küçük kareler yöntemini kullanmışlardır. Daha sonra bu öznelikleri sınıflandırmada kuadratik diskriminant analizini kullanarak % 72 doğruluk oranını elde etmiştir. Kullanıcı tanımlama doğruluğunun, çoklu parçaların birleştirilip sınıflandırılması ile doğruluk oranının % 96,7'den daha fazla iyileştirilebileceğini söylemektedirler.

EEG tabanlı kişi sınıflandırması gereken başka bir çalışmada Riera ve arkadaşları [41], 51'i kayıtlı gerçek kişi 36'sı kayıt dışı sahte kişi olacak şekilde EEG verilerini toplamışlardır. Kayıtlar yapılırken 2 kanal kullanılmıştır. EEG kayıtları kişiler 1 dakika boyunca gözlerini kapalı tutmaları esnasında toplanmıştır. Her kişiye ayrı öznelik çıkarma yöntemi ve farklı sınıflandırıcı metodu kullanılması koşullarıyla % 96,6 oranında doğru kabul oranı % 3,4 oranında yanlış kabul oranı ve eşit hata oranı değerlerini elde etmişlerdir.

Çok kişili başka bir EEG kişi sınıflandırması probleminde Poulos ve arkadaşları [42], bir seansta 75 kişinin EEG sinyallerini tek kanal üzerinden kaydetti. Veriler üzerinde % 91'lik bir sınıflandırma oranı elde etmiştir. Yine Poulos ve arkadaşları [43] 4 kişinin EEG sinyallerini tek kanal üzerinden gözleri kapalı durumda topladılar. Özbağlaşım modeli parametrelerinden ve FFT tabanlı spektral analizden çıkarılan öznelikleri öğrenme vektör ağında sınıflandırarak % 80 ila % 100 civarında maksimum doğruluk oranı elde etmişlerdir.

20 kişinin EEG ile sınıflandırmasında Ravi ve Palaniappan [44], görsel uyarılmış potansiyeller yöntemiyle EEG sinyallerini 61 kanal üzerinden kaydetmiştir. Beta dalgaları üzerinden temel bileşenler analizi yöntemiyle öznelikler çıkarılmıştır. Daha sonra bulanık yapay sinir ağları (fuzzy ARTMAP) ve k-EYK sınıflandırıcılarını kullanarak maksimum %95'lik ortalama sınıflandırma oranını elde etmişlerdir.

10 kişinin sınıflandırılmasında Hu [45], EEG sinyallerini 6 kanal üzerinden kaydetmiştir. Beta dalgaları üzerinden welch algoritmasını kullanarak elde edilen maksimum doğruluk aralıkları kimlik doğrulama için % 75 ila % 80 ve kimlik tanımlama için % 75 -% 78,3 değerlerindedir. Yeom ve arkadaşları [46] yine 10 kişinin EEG tabanlı sınıflandırılmasında, EEG sinyallerinin 18 kanal verisi üzerinde fark ve zaman türevi özneliklerini gauss tabanlı destek vektör makinaları sınıflandırıcısında kullanarak %86 oranında doğruluk elde etmeyi başarmıştır.

Verilen örneklerden baz alınarak söylenilebilir ki EEG tabanlı kişi tanıma çalışmaları bir çok araştırmacı tarafından yapılmıştır ve halen giderek artan miktarlarda yapılmaya devam edilmektedir. Elde edilen sonuçlar yüksek değerlere sahip olmakla beraber kullanılan veri miktarları ile doğru orantılı olarak arttığı yapılan çalışmalarda görülmektedir. EEG sinyallerinin analizi işlemi bazen oldukça zaman alabilmektedir. EEG sinyalleri ile çalışan bir kimlik doğrulama sistemi düşünüldüğünde bu kimlik doğrulama sürecinin minimum olması ve de doğruluk oranının da yeterli denebilecek eşik seviyesinde olması istenmektedir. Tüm bu koşulları sağlayacak öznelik çıkarma yöntemini ve sınıflandırma algoritmasını bulmak başlıca bu tezin yapılma amaçlarından biridir. Bu tez çalışmasında kullanılan öznelik çıkarma yöntemleriyle veri miktarlarında boyutsal olarak indirme yapılmıştır. Bu sayede veri miktarları azaltılmış programın cevap süresi ise en aza indirgenmiştir. Veri seti I 'den elde edilen sonuçlarda 3 kişinin tanınmasında k-eyk sınıflandırması ile ortalama %96,70'lik bir doğruluk oranına ulaşılmıştır. Veri seti II 'den elde edilen sonuçlarda ise 8 kişinin tanınmasında k-eyk sınıflandırması ile ortalama % 95.52'lik bir doğruluk oranına ulaşılmıştır.

## 2. YAPILAN ÇALIŞMALAR

### 2.1. Materyal

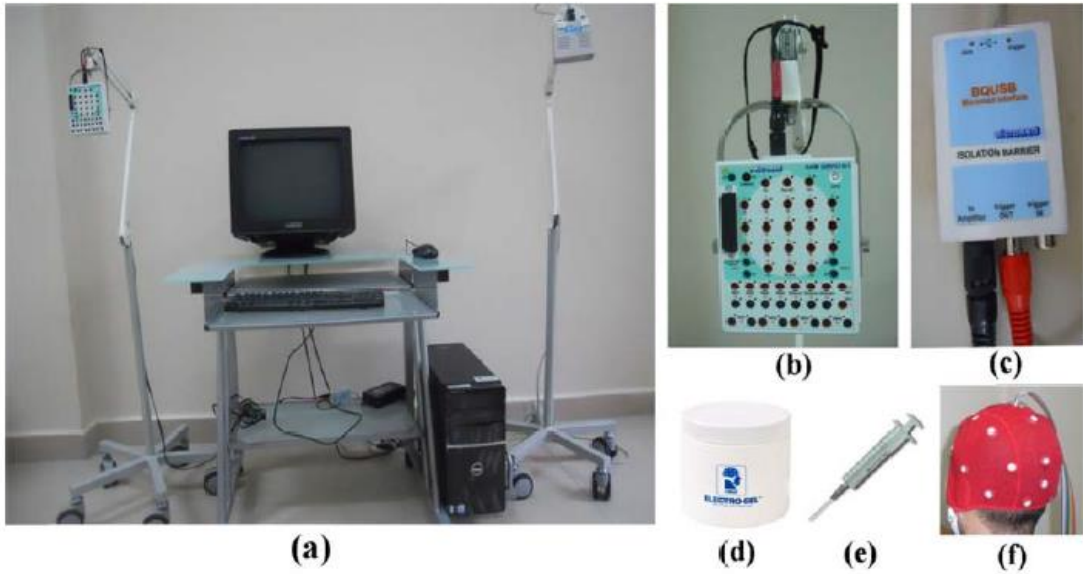
İki farklı veri kümesinin kaydı için yapılan deneylerde kullanılan malzemeler ve deney şartları ayrı ayrı aşağıda belirtilmiştir.

**Veri seti I:** İki boyutlu bilgisayar imleci hayali hareketi sırasında kaydedilen EEG verilerini kullanarak üç kişinin kimlik doğrulamasına ait deney ortamı.

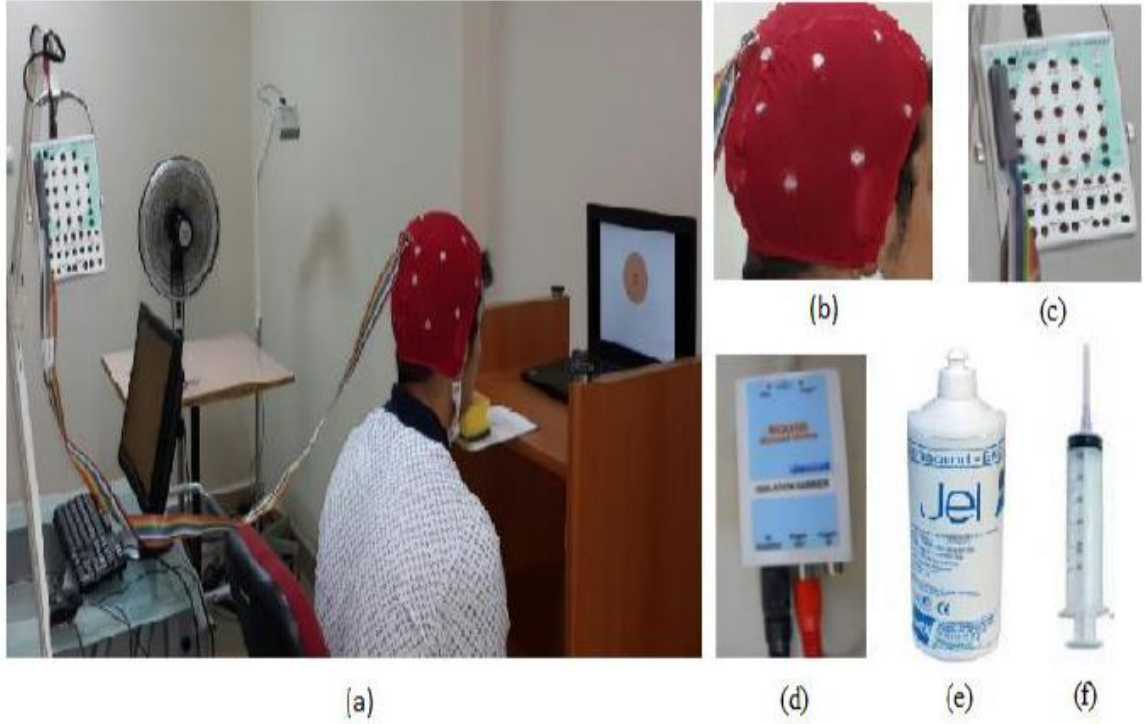
**Veri seti II:** Yüzde yüz soğuk baskı yöntemiyle elde edilmiş 4 adet doğal yağın (nane, karanfil, kekik, biberiye) koklatılması sonucunda ortaya çıkan EEG verilerini kullanarak sekiz kişinin kimlik doğrulamasına ait deney ortamı.

#### 2.1.1.Kullanılan EEG Cihazının Tanıtımı

Her iki veri seti de Karadeniz Teknik Üniversitesi (KTÜ)'nin Elektrik-Elektronik Mühendisliği (EEM) bölümünde EEG Araştırma Laboratuvarında 32 kanal ile kayıt yapabilme özelliğine sahip olan Micromed markalı BrainQuick modeli EEG ölçüm cihazı ile kaydedilmiştir.



Şekil 2.1. Veri seti I 'e ait EEG kayıt düzeneği (a) Sistemin görünüşü (b) Yükseltici (c) Yalıtım katı (d) Elektrot jeli (e) Enjektör (f) Elektrot şapkası



Şekil 2.2 Veri seti II 'e ait EEG kayıt düzeneği (a) Sistemin görünüşü (b) EEG başlığı (c) Yükseltici (d) Yalıtım katı (e) Elektrot jeli (f) Enjektör

EEG verilerinin kaydına başlanmadan önce bireyin başına EEG başlığı yerleştirilir. Ardından Şekil (f)'deki gibi bir enjektörle elektrot jeli aktif olarak kullanılacak olan elektrot bölgelerine enjekte edilir ve saç derisi ile EEG sistemi arasındaki empedans uygunluğu elde edilir. EEG sisteminde meydana gelebilecek olası kaçak elektrik akımının gönüllü bireye ulaşmaması adına sistemde yalıtım katı mevcuttur.

## 2.2 Veri Seti I

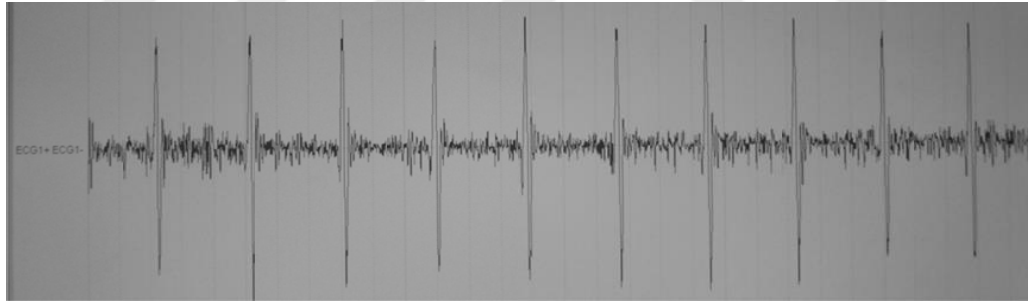
### 2.2.1 Deney Ortamı

KTÜ'de TRT Trabzon radyosu anteninden gelen elektromanyetik dalgalarının EEG sinyallerinin üzerinde bozucu etkisinin olup olmadığının tespiti için elektromanyetik dalgaların şiddetli ve düşük olduğu zamanlarda yapılan EKG ölçümü sırasıyla Şekil 2.3'te gösterilmiştir. EKG sinyallerinin seçilme sebebi bu işaretin görüntüsünün genel hatlarıyla biliniyor olmasıdır. Bu yöntemle elektromanyetik sinyallerin bozucu etkisi daha net

anlaşılmaktadır. Şekil 2.3. a) KTÜ EEM bölümü ilk katında TRT Trabzon radyosu vericisinden ortalama 1000 m. uzaklıkta ve vericiyi direk olarak gören bir odada TRT Trabzon radyosunun yayını sırasında kaydedilmiştir. Şekil 2.3. b) EEM bölümünün zemin katında ve TRT Trabzon radyosunun yayında olmadığı (saat 10:00 - 13:00 arası) zamanda kaydedilmiştir. EKG işaretlerindeki gürültü elektromanyetik dalganın şiddetli olduğu zamanlarla doğru orantılı olarak değişmektedir. Bu kayıtlarda kullanılan EKG işaretleri tez çalışmasındaki EEG cihazının EKG ölçüm yapma özelliği kullanılarak elde edilmiştir.



(a)

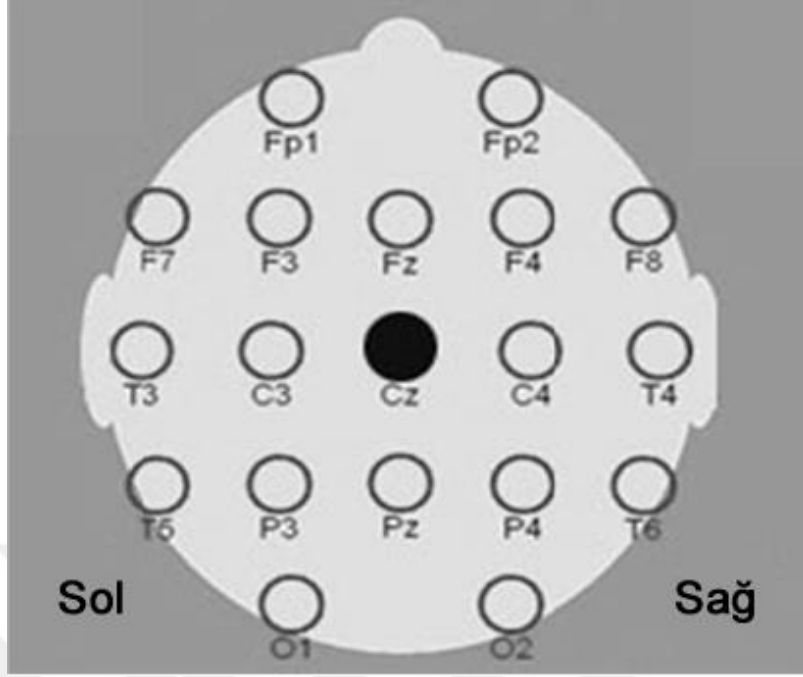


(b)

Şekil 2.3. a) Elektromanyetik dalgaların şiddetli olduğunda kaydedilen EKG işareti  
b) Elektromanyetik dalgaların şiddetinin düşük olduğu sıradaki EKG işareti

### 2.2.2 EEG Verilerinin Kaydedilmesi

EEG verileri KTÜ, EEM bünyesinde kurulan EEG Araştırma Laboratuvarı'nda kaydedilmiştir. Uluslararası 10-20 Sistemi'ne göre EEG verilerinin kaydında 18 elektrot kullanılmıştır. Elektrotların yerleşimleri ve adlandırılması Şekil 2,4'te gösterilmiştir.



Şekil 2.4. Elektrotların saç derisine yerleşim şeması

Siyah daire ile belirtilen Cz noktası referans olarak alınmıştır. Kullanılan elektrotların adlandırılması Tablo 2.1’de gösterildiği şekilde numaralandırılmıştır. Bu elektrotlardan Fp1, Fp2, O1 ve O2 elektrotlarına ait işaretler EOG (Elektrookulogram) artifaklarından etkilenebileceği için öznitelik çıkarmak için kullanılmamışlardır.

Tablo 2.1. Kanal isimlerinin numaralandırılması

Kanal Numarası	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
Kanal İsmi	Fp2	Fp1	F4	F3	F8	F7	Fz	T4	T3	C4	C3	T6	T5	P4	P3	Pz	O1	O2

Deneylere toplamda üç gönüllü sağlıklı erkek birey katılmıştır. Örnekleme frekansı üç gönüllü birey için 1024 Hz seçilmiştir. İşlem yapma hızını arttırmak adına örnekleme frekansı 256 Hz olarak seçilmiş ve indirgenmiştir. Deneyler esnasında, birey rahat bir koltukta oturmakta, yazı yazmak için kullandığı eli ile bilgisayar faresini tutarken diğer eli serbest bir şekilde önündeki masanın üstünde durmaktadır ve birey karşısındaki LCD monitöre bakmaktadır. Bu durum Şekil 2.5 ve Şekil 2.6’da gösterilmiştir.



Şekil 2.5. MM'nin deney esnasındaki görüntüsü



Şekil 2.6. HK'nin deney esnasındaki görüntüsü



Veriler dört aşamada MATLAB programında hazırlanmış yazılımla iki seansta kaydedilmiştir. Yaklaşık olarak seansların bir hafta arayla yapılmıştır. İlk seansta aşamalardan üçü gerçekleştirilmiştir. Aşamaların ilk ikisi kişinin deneye motive olabilmesini amaçlamaktadır. Üçüncü aşama ise eğitim verilerinin alınmasıdır. İkinci seansta son aşama olan test verilerinin kayıt edilmesi aşamasıdır. Dört aşama aşağıda sırasıyla detaylı bir şekilde açıklanmaktadır.

### **I. Motivasyon1 Aşaması**

Motivasyon1 aşamasının örnek bir denemesine ait adımlar şöyledir;

Kişi farenin sol tuşuna basarak denemeyi başlatma emrini verir ve ekranın ortasında gerçek imleç ve görüntü imleç ortaya çıkar.

- 2 saniye (sn) sonra başlama sesi duyulur.
- Başlama sesi 1 sn devam eder.
- Başlama sesinin bitmesinden 1sn sonra rastgele bir doğrultuda (yukarı/aşağı/sağ/sol) hedef görünür.
- 2 sn sonra imleç görüntüsü belirli hedefe yönelik kendiliğinden sürüklenmeye başlar ve bu sırada birey gerçek imleç ile bu imleç görüntüsünü takibe alır. İmleç görüntüsü hedefteki yere 5 sn de ulaşır.
- İmleç görüntüsü hedefteki yere ulaştığında bitiş sesiyle beraber denemenin bittiğini anlaşılır.
- Sonraki denemeyi başlatmak için birey, bilgisayar faresinin sol tuşuna basarak denemeye başlatma emrini verir.

### **II. Motivasyon2 Aşaması**

•Birey bilgisayar faresinin sol tuşuna basarak denemeye başlatma emrini verir ve ekranda yalnız görüntü imleci belirir.

- 2 saniye (sn) sonra başlama sesi duyulur.
- Başlama sesi 1 sn devam eder.
- Başlama sesinin bitmesinden 1sn sonra rastgele bir doğrultuda (yukarı/aşağı/sağ/sol) hedef görünür.
- 2 sn sonra imleç görüntüsü belirli hedefe yönelik kendiliğinden sürüklenmeye başlar ve bu esnada birey görüntüdeki imleci kendi hareket ettiriyormuşçasına imlece odaklanır. İmleç görüntüsü hedefteki yere 5 sn de ulaşır.

- İmleç görüntüsü hedefteki yere ulaştığında bitiş sesiyle beraber denemenin bittiğini anlaşılır.
- Sonraki denemeyi başlatmak için birey, bilgisayar faresinin sol tuşuna basarak denemeye başlatma emrini verir.

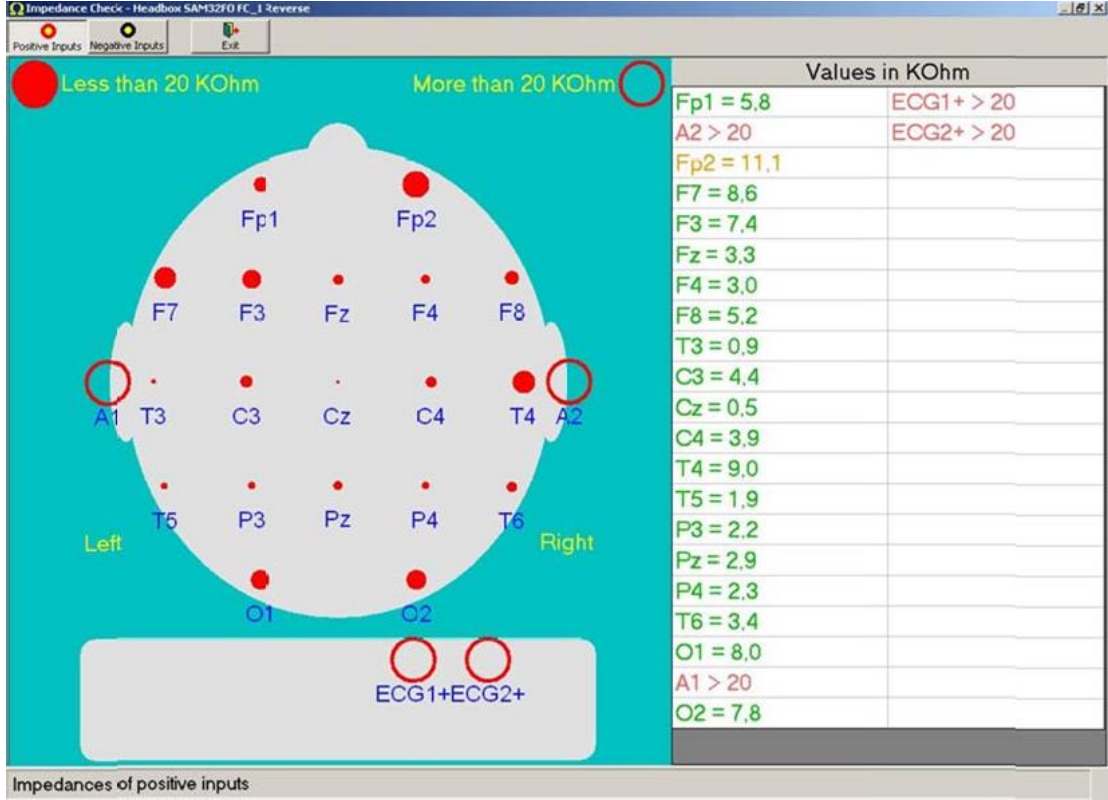
### **III. Eğitim Verilerinin Alınması Aşaması**

Bu adımda tezde kullanılan eğitim veri kümesinin kaydı yapılmıştır. Eğitim verilerinin alınması aşamasının örnek bir denemesine ait adımlar şöyledir;

- Birey bilgisayar faresinin sol tuşuna basarak denemeye başlatma emrini verir ve ekranda yalnız görüntü imleci belirir.
- 2 saniye (sn) sonra başlama sesi duyulur.
- Başlama sesi 1 sn devam eder.
- Başlama sesinin bitmesinden 1sn sonra rastgele bir doğrultuda (yukarı/aşağı/sağ/sol) hedef görünür.
- Birey ekrandaki imleci belirtilen doğrultuda sürüklediğini 8 sn boyunca hayal eder.
- İmleç görüntüsü hedefteki yere ulaştığında bitiş sesiyle beraber denemenin bittiğini anlaşılır.
- Sonraki denemeyi başlatmak için birey, bilgisayar faresinin sol tuşuna basarak denemeye başlatma emrini verir.

### **IV. Test Verilerinin Alınması Aşaması**

Bu aşama daha önce de açıklanan Eğitim Verilerinin Alınması Aşaması ile yöntem olarak tamamen aynıdır. Eğitim verilerinin kaydından ortalama 1 hafta sonra gerçekleştirilmiş olan aşamadır.



Şekil 2.7. Elektrotların direnç değerleri

Deney esnasında elektrot ile kafa derisi arasında sürülen jel sayesinde elektrotların deriyle olan teması sağlanmıştır. Şekil 2.7’de jelden sonra elektrotların direnç değerleri gösterilmektedir. Kullanılan elektrotların empedans değerleri 20 k $\Omega$ ’dan az olmalıdır. Şekil 2.7’de A1, A2, ECG1+ ve ECG2+ elektrotların empedans değerleri bu elektrotlar deneyde kullanılmadığından dolayı 20 k $\Omega$ ’dan fazla olduğu gözlemlenmektedir.

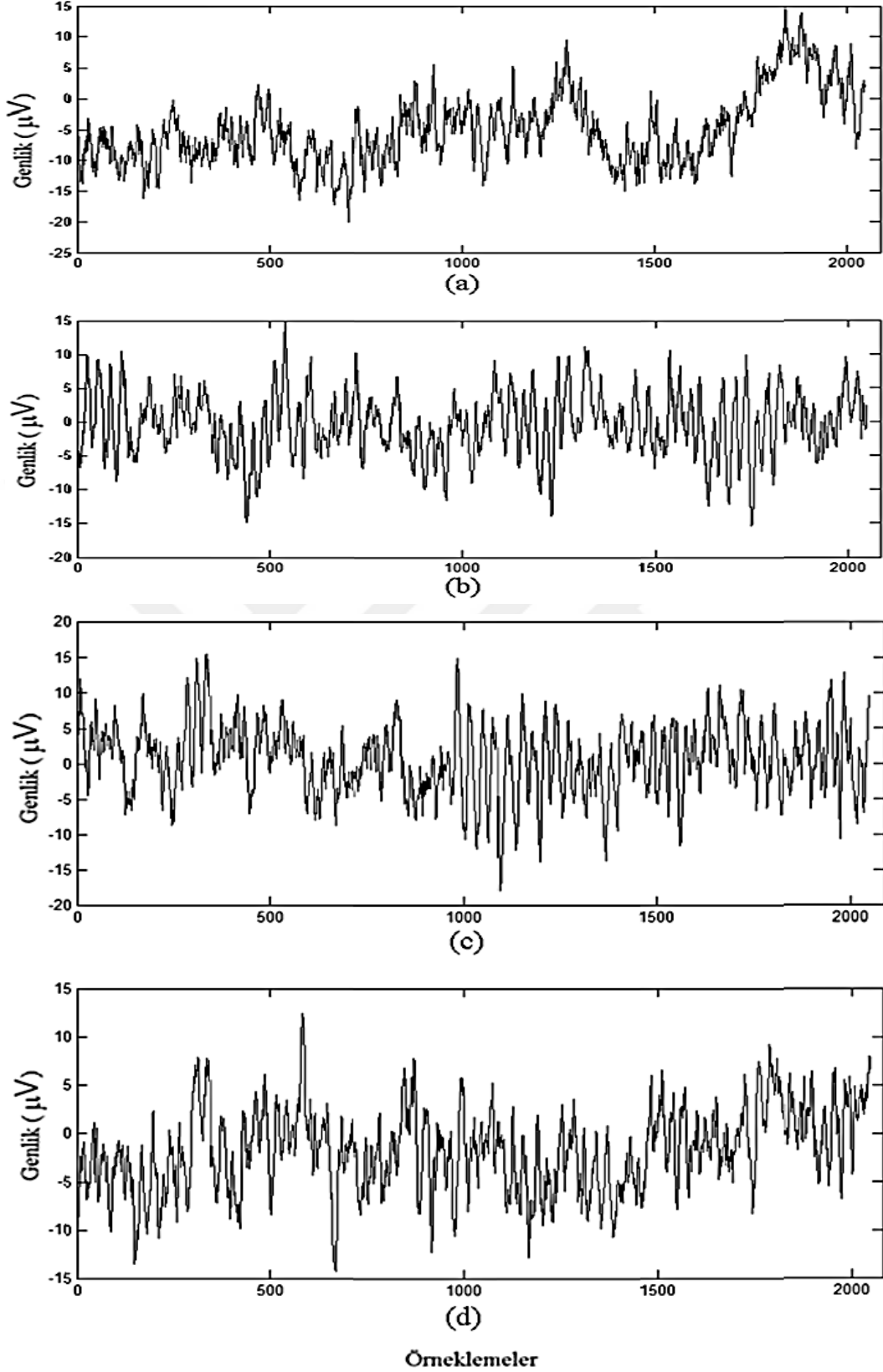
Eğitim ve test aşamaları 4 oturumdan oluşmaktadır. Oturumlarda imlecın görülme yeri rastgele ortaya çıkacak şekilde toplam 40 deneme gerçekleştirilir. Bu 40 denemede imlecın görülme konumları (yukarı/aşağı/sağ/sol) sayısı eşittir. Kimi denemeler deneye katılan kişinin o denemeye iyi hazırlanamadığının hissi üzerine bireyin isteği ile iptal edilmiştir ve veri setinden silinmiştir. Tablo 2.2’de 3 gönüllü birey ile yapılan denemelere ait sayılar görülmektedir. Toplamda 1024 deneme kaydedilmiştir, bunlardan 669’u sınıflandırmada kullanılmıştır. Eğitim ve test denemelerinde hedefin görülme konumu dağılımları birbiriyile aynıdır.

Tablo 2.2. Gönüllü kişilerle gerçekleştirilen deneme sayıları (Veriler 2011 yılında kaydedilmiştir, OA kişininin yaşı 29'dur.)

Gönüllü Bireyin			Örnekleme Frekansı	Motivasyon 1	Motivasyon 2	Eğitim	Test	Toplam Deneme Sayısı
Adı Soyadı	Sınıf	Yaşı						
MM	Sınıf1 (S1)	24	256 Hz	30	20	109	114	223
HK	Sınıf2 (S2)	24	256 Hz	20	20	109	114	223
OA	Sınıf3 (S3)	29	256 Hz	21	21	109	114	223

Üç kişinin sırasıyla verildiği tabloya göre; MM kişisi Sınıf1 (S1), HK kişisi Sınıf2(S2), OA kişisi Sınıf3(S3) olarak deney sonuçlarına ait öznelik vektör grafiklerinde lejant kısmında gösterilecektir.

Şekil 2.8'de OA ile yapılan deneylere ait C3 elektrotundan elde edilmiş örnek EEG verileri gösterilmiştir .



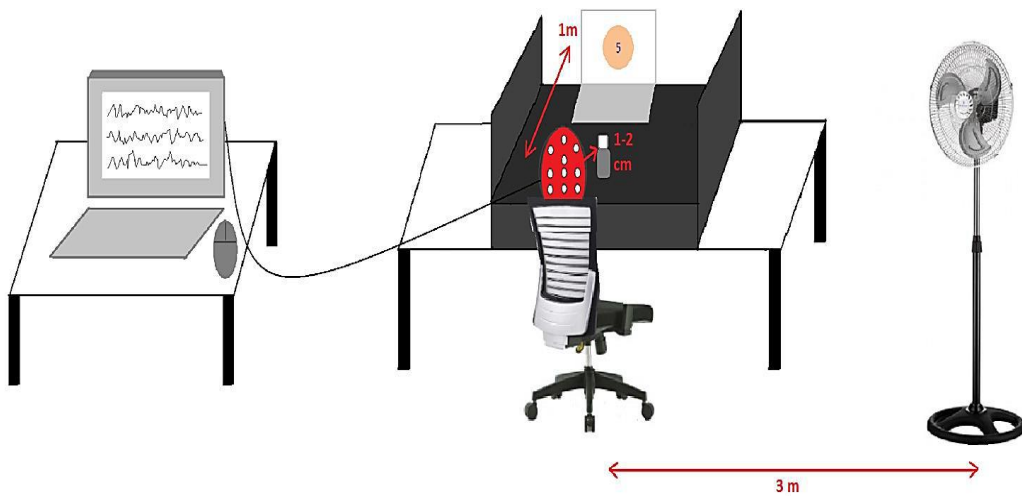
Şekil 2.8. Örnek EEG verileri (Şekil EEG sinyalinin 256 Hz'e indirgeme yapılmadan önceki 2048 Hz'lik durumuna aittir) , (a) Yukarı imleç hareketi, (b) Aşağı imleç hareketi, (c) Sağ imleç hareketi, (d) Sol imleç hareketi

## 2.3 Veri Seti II

### 2.3.1 Deney Ortamı

Nane, karanfil, kekik ve biberiye olmak üzere 4 adet baharatın soğuk baskı metoduyla elde edilmiş olan yüzde yüz doğal yağları koklamaları esnasında kaydedilmiş EEG verileri için KTÜ EEM bölümü EEG Araştırma Laboratuvarı kullanılmıştır. Deneye katılan 8 gönüllü kişinin hakkındaki bilgiler Ek 1’de sunulmuştur. Deneye katılan 8 erkek bireyin yaşları ortalaması 23.5 ‘tir.

Deneyin yapıldığı EEG Araştırma Laboratuvarı 25°C oda sıcaklığındadır. Deney esnasında kullanılan yağlara ait kokuların odaya sinmemesi adına klima ile vantilatör yardımıyla ortamın havalandırılması sağlanmıştır. Şekil 2.9’da gösterilen deney ortamında bireyin rahat edeceği bir sandalye, EEG verilerinin takibinin yapıldığı bilgisayar, bireyin koklama adımlarını takip edebileceği bir ekran ve baharat yağı şişelerinin üzerinde durması için bir masa mevcuttur. Kişinin koklama adımlarını takip ettiği ekranla arasındaki mesafe 1m., koklaması istenilen baharat yağı şişesi ve burnu arasındaki mesafe 1-2 cm. ve havalandırmada kullanılan vantilatör ile bireyin arasındaki mesafe 3 m.’dir. Bireyin vantilatörden gelen hava akımından rahatsız olmaması adına ve hava akımının yağın koku seviyesini azaltmaması için Şekil 2.9’da görüleceği üzere bireyin etrafı her iki yandan da kapatılmıştır. Aynı zamanda bireyin dikkati de ekrana odaklanacak şekilde sağlanmış olur.



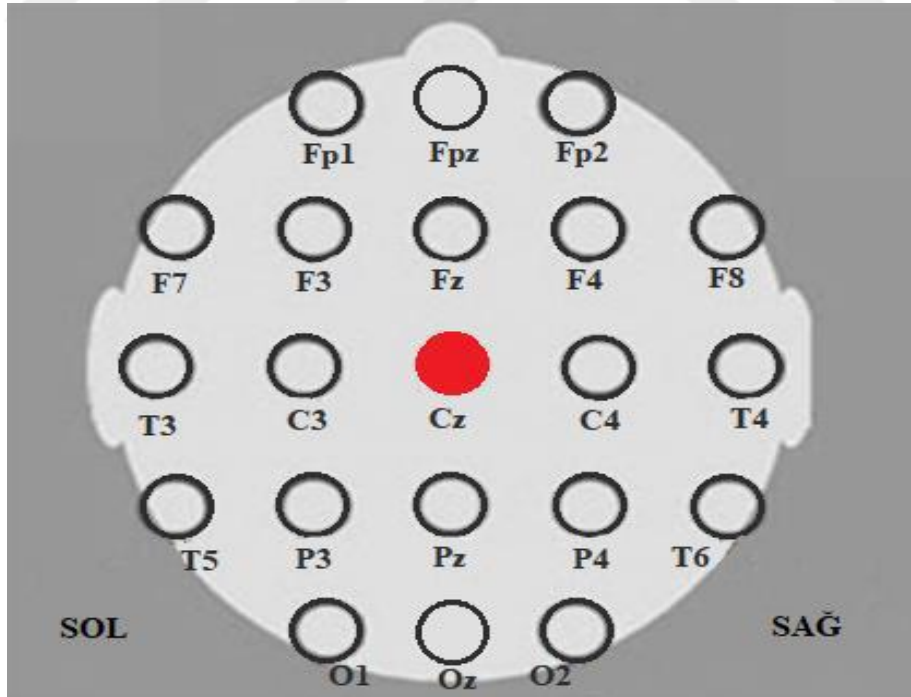
Şekil 2.9. Deneyin yapıldığı laboratuvarın görünümü

### 2.3.2 EEG Verilerinin Elde Edilmesinden Önce İzlenen Adımlar

8 bireyin farklı günlerdeki katılımlarıyla deneyler yapılmıştır. Deney sonuçlarını etkilememesi için bireyler deneyden 2 saat öncesine kadar bir şey yememiştir. Benzer sebeplerle sigara içimi 6 saat öncesinden bırakılmış, çay, kahve vs. içimine ise 6-8 saat öncesinden ara verilmiştir. Bireylerden deney sonuçlarını etkileme ihtimali olan parfüm gibi kokuları deneye gelirken kullanmamaları istenmiştir. Deney öncesi 4 farklı baharat yağı kokusu bireylere koklatılmıştır. Koklayacağı kokunun hangisi olduğunun anlaşılması adına şişelerin üzeri alüminyum folyo ile kapatılmıştır.

Deney öncesi yapılan provalarla bireyler deneye hazırlanmıştır. EEG başlığının takılması ve empedans uyumu için jel sürülmesi işlemleri veri seti I ile aynı adımlar izlenerek gerçekleştirilmiştir.

Uluslararası 10-20 Sistemi'ne göre EEG verilerinin kaydında 17 elektrot kullanılmıştır. Örnekleme frekansı 256 Hz seçilmiştir. Elektrotların yerleşimleri Şekil 2,10'da gösterilmiştir.

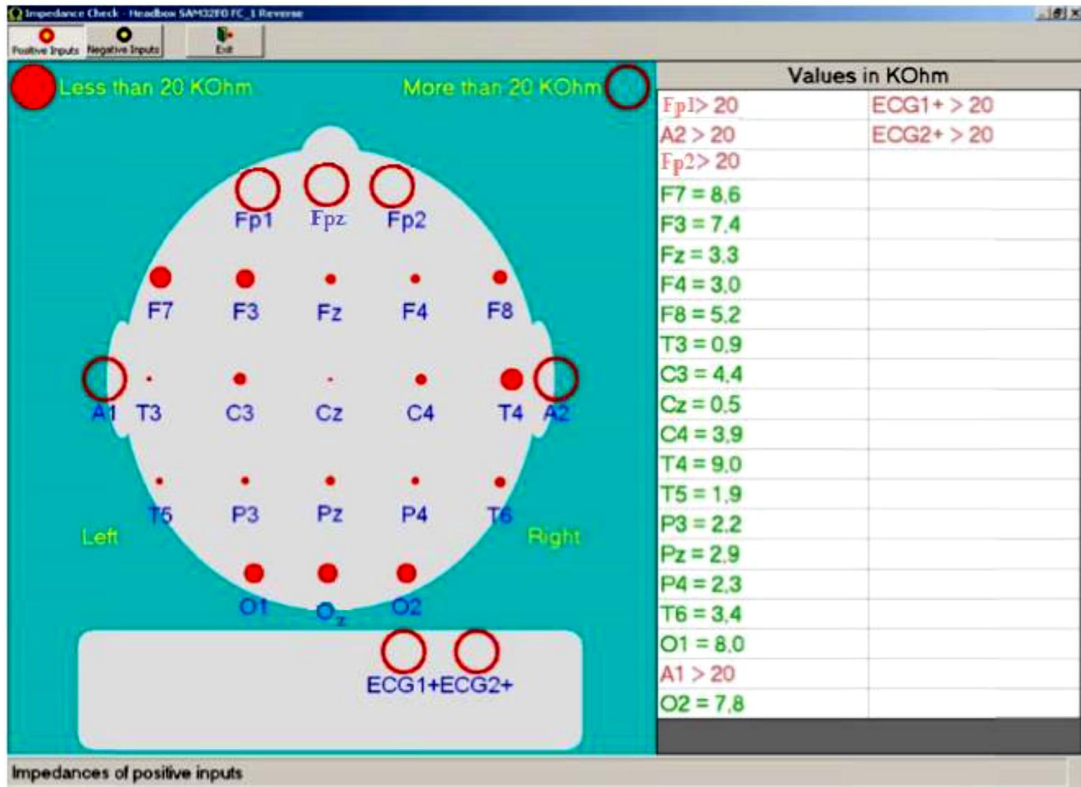


Şekil 2.10. Elektrotların kafa derisine yerleşim şeması

Fp1, Fp2 ve Fpz elektrotlarından kayıt alınmamıştır. Kayıt alınan 17 elektrot ise Tablo 2,3'te verilmiştir.

Tablo 2.3. EEG kayıtları alınan kanallar

Kanal Numarası	Kanal Adı	Kanal Numarası	Kanal Adı
1	F3	10	T5
2	F4	11	T6
3	F7	12	P3
4	F8	13	P4
5	Fz	14	Pz
6	C3	15	O1
7	C4	16	O2
8	T3	17	Oz
9	T4	Referans	Cz



Şekil 2.11. Direnç değerlerinin takip edilmesi ekranı



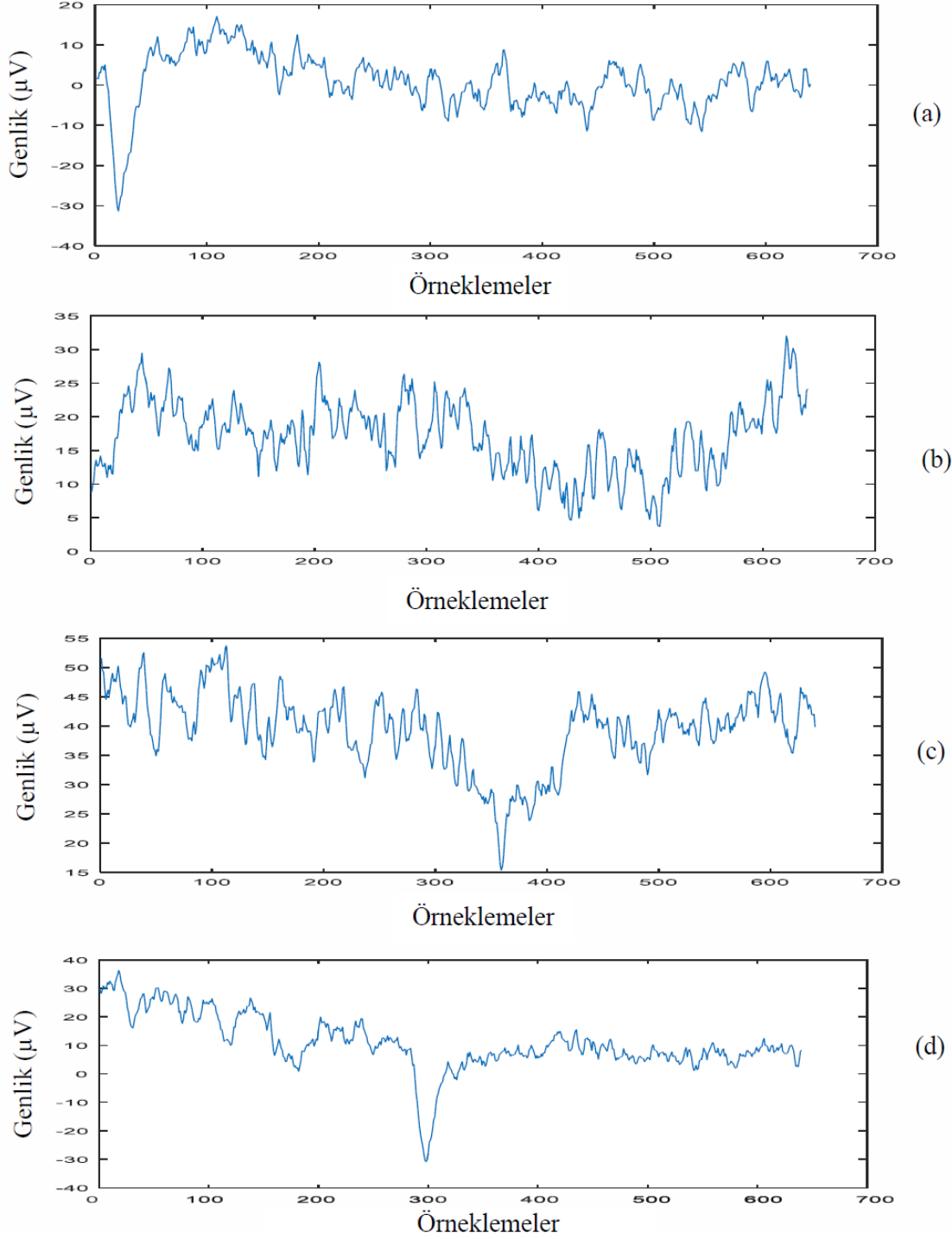
### 2.3.3 EEG Verileri Kayıt Edilirken İzlenen Adımlar

Deney süresince kişi rahat bir şekilde oturmakta ve izleyeceği ekrana odaklanmaktadır. Bireyin burnu ve yağ şişesinin birbirlerine olan uzaklığı 1-2 cm olacak şekilde kokular rastgele sunulmuştur.

Deneye 5 sn'den geriye sayan bir sayaçla başlanır. 5 sn sonunda 2.5 saniyelik süreç koklama işleminin yapıldığı zamandır. Koklama işlemi bitince birey 15 sn'lik rahat komutu ile dinlenir. Bu zaman aralığında birey sonraki koku gelene kadar dilediği şekilde hareket edebilmektedir. EEG kaydını etkilememesi için bireyden diş sıkma, göz kırpması gibi kas hareketlerinden kaçınması istenmektedir. Deneyde her oturum 40 deneme yapılacak şekilde 4 ayrı oturumlardan oluşmaktadır. Toplamda 160 adet deneme elde edilmektedir. Her oturumlar arasında 15 dakika (dk) dinlenme aralığı verilir. Toplamda 8 kişiyle yapılan denemelerde ilk 5 kişiden EEG kayıtları bu şekilde elde edilmiştir. Son 3 bireyde ise ek olarak koku yorulması durumunun olup olmadığını tespit etme adına 8 denemede ilave bir kuru kahve koklatılmıştır.

Deneylerde biri bireyin adımları takip etmesi için diğeri EEG kayıtlarının alınması için iki adet bilgisayar kullanılmıştır. Bir görevli aracılığıyla kontrolü sağlanan bilgisayarlarda oturum bilgisayar faresinin tıklamasıyla başlamaktadır. Tıklama bireyin takip edeceği slayt ve görevlinin takip edeceği EEG kayıt ekranının aktif olmaktadır. Dolayısıyla komutla beraber slayt 5'ten geri saymaya başlar ve EEG kayıtları alınmaya başlanır. 5 sn içerisinde birey kokla komutunun ekranda görüleceği zamana hazırlanır. Akabinde 2.5 sn'lik kokla komutuyla beraber birey kendisine sunulan kokuyu koklar. Kokla komutunun bitmesinin ardından EEG kaydı durdurulur. Koklama işleminden sonra 15 sn'lik zaman zarfında birey sonraki koku için rahat pozisyonda dinlenir. 15 sn'nin ardından slayt tekrar aktifleşmek için beklemektedir. İkinci koku geldiği anda fareye basılmasıyla beraber kayıt ve 5'ten geriye sayım başlar. Bu adımların izlenmesiyle 1. oturum nane, karanfil, kekik ve biberiye yağları ile toplamda 40 veri alınarak bitirilir. İki oturum arasında 15 dk. dinlenme aralığı verilir benzer adımlar her oturumda da tekrarlanır ve 4 oturum bitirilmiş olur. Bu şekilde 4 oturum süresince toplam 160 adet EEG kaydı alınmış olur. EEG verilerinin analizinde tek deneme için 5'ten geriye sayım ve koklama esnasında 7.5 sn'lik verinin son 2.5 sn'si kullanılır ve 2.4 başlığında verilen yöntemler gerçekleştirilir. İlk bireyin dört kokuyu koklaması sonrası

oluşan ve F3 kanalından elde edilen EEG verilerinin bu şekildeki son haline ait örnek Şekil 2.12’de verilmiştir.



Şekil 2.12. AI kişisine ait F3 kanalından elde edilen EEG sinyalleri (a) Biberiye koklanması esnasındaki EEG sinyali, (b) Kekik koklanması esnasındaki EEG sinyali, (c) Karanfil koklanması esnasındaki EEG sinyali, (d) Nane koklanması esnasındaki EEG sinyali

## 2.4 Yöntem

EEG işaretlerinin alınması ve kayıt edilmesi aşamalarından sonraki ön işleme, öz nitelik çıkarma ve sınıflandırma adımları ve bu adımlarda kullanılan metodlar aşağıda ayrıntılı olarak açıklanmıştır.

### 2.4.1. Ön işleme

Mikro voltlar mertebesinde EEG sinyalleri kayıtlar sırasında meydana gelen istemsiz göz kırpması, diş sıkması vs. gibi etkenlerden etkilenmektedir. Ayrıca manyetik alan deneyle oluşan gürültü sinyalleri de EEG verisini etkilemektedir. Bu tür durumların EEG sinyali üzerinde bıraktığı zararlı bileşenleri ortadan kaldırmak için çeşitli ön işleme metodları kullanılmaktadır. Ön işleme için anlatılacak olan metodlar Veri seti II üzerinde yapılmıştır.

#### 2.4.1.1 Birim Değişinti Normalleştirilmesi

Birim değişinti normalleştirilmesi Eşitlik 2.1’de gösterildiği gibi her bir verinin kendi standart sapma değerine bölümüyle elde edilir.

Denklemdaki  $X_{norm1}$  birim değişinti normalleştirilmesi yapılmış veri olmak üzere  $X$  bir denemeye ait işareti ve  $X_{std}$  bu işaretin standart sapmasını gösterir.

$$X_{norm1} = \frac{X}{X_{std}} \quad X_{std} = \sqrt{\frac{\sum(X(i) - \bar{X})^2}{N-1}} \quad (2.1)$$

#### 2.4.1.2 Asgari – Azami Normalleştirilmesi

Ön işleme metodlarından diğeri de Eşitlik 2.2’de verilen asgari-azami normalleştirilmesidir. Bu metodda veri içerisindeki en büyük ve en küçük değerler alınır ve diğer tüm veriler bu değerlere göre normalleştirilir. Bu işlemin yapılma nedeni bütün verileri en büyük değere 1, en küçük değere 0 olacak şekilde 0-1 aralığına yaymaktır.

$$X_{norm2} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (2.2)$$

Eşitlikte  $X$  bir denemeye ait veriyi,  $X_{\max}$  bu verideki en büyük değeri,  $X_{\min}$  bu verinin en küçük değerini,  $X_{\text{norm2}}$  ise asgari-azami normalleştirilmesi yapılmış veriyi temsil etmektedir.

## 2.4.2 Öznitelik Çıkarma Yöntemleri

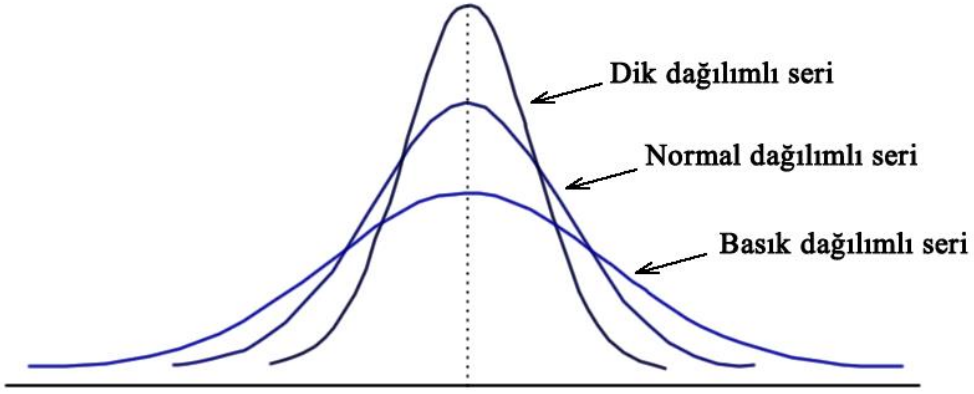
Öznitelik çıkarımı büyük bir veri kümesini açıklamak için gereken kaynak miktarını azaltmayı içerir. Karmaşık bir veri üzerinde analiz yapılırken ortaya çıkan ana problemlerden biri de kullanılan değişken sayısının artmasıdır. Çok fazla değişken içeren analizler genellikle büyük bir bellek alanına ve işlemci gücüne gereksinim duyar, ayrıca sınıflandırma algoritmalarının eğitim kümesine aşırı uymasına (overfit) sebep olarak tahmin performansını aşağı çeker. Öznitelik çıkarımı, değişkenlerin kombinasyonlarını oluşturmak suretiyle bu sorunları aşmayı ve veriyi yeterli bir doğrulukla açıklayabilir olmayı sağlayan yöntemleri tanımlayan genel bir terimdir.

Çıkarılacak öznitelikler EEG verisini tanımlamada kullanılabilir ancak bu durum özniteliklerin sınıflandırma aşamasında yüksek doğruluk vereceği anlamına gelmez. Dolayısıyla yüksek oranda sınıflandırma doğruluğu için EEG verisini yaklaşık olarak özetleyebilecek öznitelik vektörü bulmak çok önemli bir aşamadır.

### 2.4.2.1 Basıklık

Basıklık veri kümesinin normal dağılımlı olup olmadığını anlamak için kullanılan yöntemlerindedir. Normal dağılım eğrisinin dik veya basık olmasına göre basıklık katsayısı değişiklik göstermektedir.. Şekil 2.13'te gösterildiği gibi basıklık katsayısının sıfır olması tam çan eğrisini yani normal dağılımlı seriyi ifade eder. Basıklık katsayısı pozitif ise eğri olması gerekene göre daha dik, negatif ise daha basık olur.

Eşitlik 2.3'te basıklık formülünde  $X_{(i)}$  basıklığı hesaplanan işareti,  $\bar{X}$  1'den  $N$ ' ye kadarki  $i$  değerlerinin aritmetik ortalamasını göstermektedir. Matlab ortamında *kurtosis* fonksiyon kısa yoluyla basıklık hesaplanmıştır.



Şekil 2.13. Bir serideki basıklık durumları

$$B = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X(i) - \bar{X})^4}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X(i) - \bar{X})^2\right)^2} \quad (2.3)$$

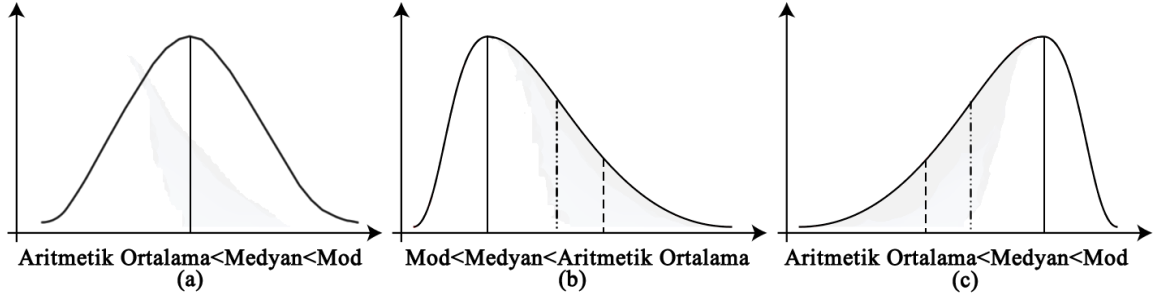
#### 2.4.2.2 Aritmetik Ortalama

Eşitlik 2.4'te verilen aritmetik ortalama, bir sayı dizisindeki elemanların toplamının eleman sayısına bölünmesi ile elde edilir.  $N$  toplam veri sayısını gösterir,  $X_i$  ise ortalaması alınacak verileri göstermektedir. Bir matrisin aritmetik ortalaması hesaplanacaksa aritmetik ortalama sonucunda her sütunun ortalamasını içeren bir satır vektörü elde edilir. Matlab ortamında *mean* fonksiyon kısa yoluyla aritmetik ortalama hesaplanmıştır.

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i = \frac{1}{N} (X_1 + X_2 + \dots + X_N) \quad (2.4)$$

#### 2.4.2.3 Çarpıklık

Çarpıklık, bir dağılıma ilişkin ölçme sonuçlarının nasıl dağıldığı hakkında bilgi verir. Verinin grafiğinin merkezden sağa veya sola uzaklaşması halinde aldığı şekil çarpıklık olarak ifade edilir. Çarpıklık katsayısı 0 olan seri simetriktir. Çarpıklık katsayısı negatif olduğunda seri sola çarpık, pozitif olduğunda ise seri sağa çarpık demektir.



Şekil 2.14. Bir serideki çarpıklık durumları, (a) Simetrik bir seri, (b) Sağa çarpık (pozitif) seri, (c) Sola çarpık (negatif) seri

Eşitlik 2.5'te verilen çarpıklık formülünde  $X(i)$  çarpıklığı hesaplanan işareti göstermektedir. Burada  $\bar{X}$ , 1'den  $N$ 'ye kadarki  $i$  değerlerinin aritmetik ortalamasıdır. Matlab ortamında *skewness* fonksiyon kısayoluyla çarpıklık hesaplanmıştır.

$$\zeta = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X(i) - \bar{X})^3}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X(i) - \bar{X})^2\right)^{3/2}} \quad (2.5)$$

#### 2.4.2.4 Standart Sapma

Standart Sapma, dağılım ölçülerinden biridir ve dağılımın hangi şekilde dağıldığı ile ilgili bize bir fikir vermektedir. Bu ölçümün kullanılmasındaki amaç veri değerlerinin dağılımının özetlenmesidir. Literatürde standart sapma yunan alfabesindeki sigma( $\sigma$ ) harfi ile gösterilmektedir [47].

Eşitlik 2.6'da standart sapma formülünde  $X(i)$  standart sapması hesaplanan işareti,  $\bar{x}$  1'den  $N$ 'ye kadarki  $i$  değerlerinin aritmetik ortalamasını göstermektedir. Matlab ortamında *std* fonksiyon kısa yoluyla standart sapma hesaplanmıştır.

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum (X(i) - \bar{X})^2}{N-1}} \quad (2.6)$$

### 2.4.2.5 Türev Varyansının Fonksiyonu

Türev işlemi bir fonksiyonun grafiğine çizilen teğetin o noktadaki eğiminin değerini vermektedir. Boyutu bire eşit olmayan bir dizi boyunca  $X'$  in bitişik öğeleri arasındaki fark alınarak işlem yapılır. Eşitlik 2.7'de verildiği gibi  $X$   $n$  boyutunda bir vektör ise türev alma işlemi sonucunda  $n-1$  boyutunda bir vektöre dönüşür. Matlab ortamında `diff` fonksiyon kısa yoluyla türev hesaplanmıştır. Eşitlik 2.7'de  $1 \times (n-1)$ 'lik matris gösterilmektedir.

$$\text{diff}[X(n)] = [X(2) - X(1) \quad X(3) - X(2) \quad \dots \quad X(n) - X(n-1)] \quad (2.7)$$

Bir dağılımın varyansı, değerlerin ortalama değerden ne kadar uzaklaştığının bir ölçüsüdür. Standart sapmanın karesi olarak hesaplanmaktadır.

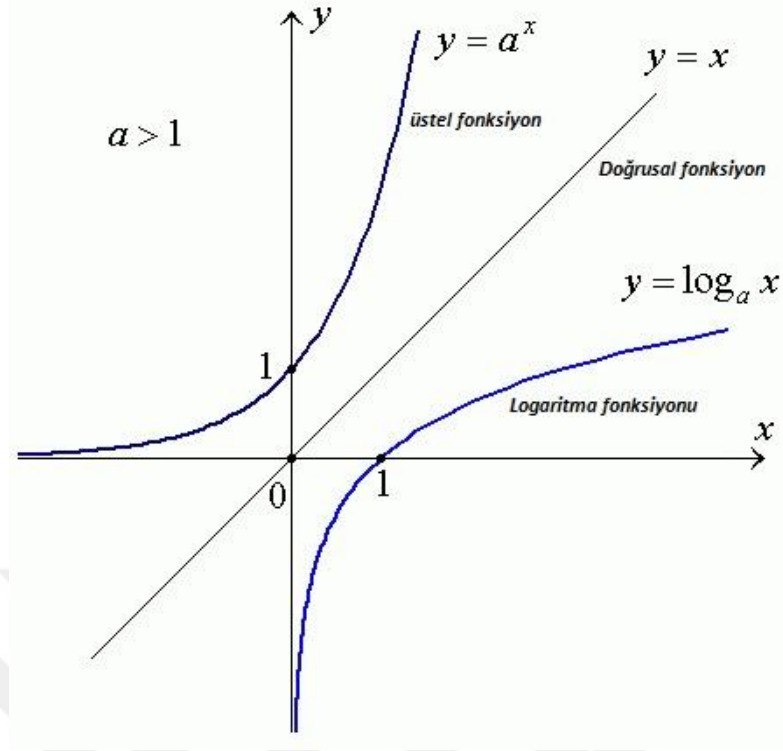
$$\sigma^2 = \frac{\sum(X(i) - \bar{X})^2}{N-1} \quad \sigma^2 > 0 \quad (2.8)$$

Eşitlik 2.7'de varyans formülünde  $X(i)$  varyansı hesaplanan işaretleri,  $\bar{x}$  1'den  $N$ ' ye kadarki  $i$  değerlerinin aritmetik ortalamasını göstermektedir. Matlab ortamında `var` fonksiyon kısa yoluyla varyans hesaplanmıştır.

Türevi alınan işaretlerin varyansı ise Matlab ortamında `var(diff)` fonksiyonu kısa yoluyla hesaplanmıştır.

### 2.4.2.6 Türev Varyansının Logaritmik Fonksiyonu

Logaritma fonksiyonu üstel fonksiyonun tersi şeklinde tanımlanır. Şekil 2.15'de görüleceğe üzere  $y$  fonksiyonu üstel ve logaritmik olarak ayrıldığında matematiksel olarak birbirinin tersidir.



Şekil 2.15. Logaritma fonksiyonun grafiksel açıklanması

$a$  fonksiyon olmak üzere  $a$  üstel fonksiyonda taban değerini, logaritma fonksiyonunda ise logaritmanın taban değerini belirtmektedir.  $x$  üstel fonksiyonda  $a$  değerinin üssü, logaritmada ise logaritmanın değerini belirtir.

Veri seti I-II 'den öznitelik çıkarma yöntemi olarak kullanılmıştır. Türevi alınan ardından varyansı alınan değerlerin logaritmik fonksiyonda verdiği sonuçlar Matlab ortamında  $\log(\text{var}(\text{diff}))$  fonksiyonu kısa yoluyla hesaplanmıştır. Burada hesaplanan logaritma değerinin tabanı euler sabiti olan  $e$ 'dir. Şekil 2.15'te logaritma fonksiyonunda  $a$  ile simgelen yerde matlab tarafından fonksiyonun taban değeri olarak kullanılır. Bu logaritmanın diğer bilinen adı ise doğal logaritmadır. Matematikte  $\log$  kısaltması yerine  $\ln$  kısaltmasıyla gösterilmektedir.

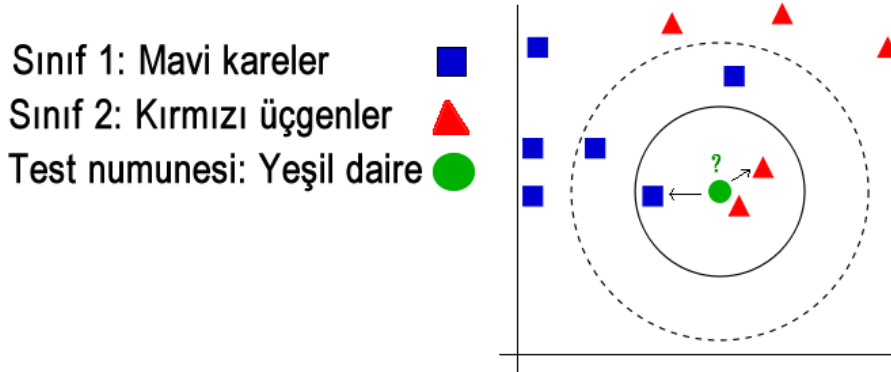


### 2.4.3 Sınıflandırma Yöntemleri

#### 2.4.3.1 k-En Yakın Komşuluk Yöntemi

K-En Yakın Komşu algoritması öznitelik uzayındaki en yakın eğitim örneklerine dayanarak nesnelere sınıflandıran en basit örüntü tanıma yöntemlerinden birisidir. Bu algoritma verilen  $k$  değeri kadar en yakın komşunun sınıfına göre sınıflandırma işlemi yapmaktadır.  $k$ -EYK algoritmasında bir vektörün sınıflandırılması, sınıfı bilinen vektörler kullanılarak yapılmaktadır. Test edilecek örnek, eğitim kümesindeki her bir örnek ile tek tek işleme alınır. Test edilecek örneğin sınıfını belirlemek için eğitim kümesindeki o örneğe en yakın  $k$  adet örnek seçilir. Seçilen örneklerden oluşan küme içerisinde hangi sınıfa ait en çok örnek varsa test edilecek olan örnek bu sınıfa atılır denilir. Örnekler arası uzaklıklar Öklid (Euclidean) uzaklığı ile bulunur [48]. Eşitlik 2.9 'da  $n$  boyutlu 2 nokta arasındaki uzaklığı veren Öklid uzaklık formülü gösterilmektedir.

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_i^n (X_i - Y_i)^2} \quad (2.9)$$



Şekil 2.16. İki boyutlu düzlemde  $k$ - EYK algoritmasının işleyişine ait örnek [49 dan modifiye edilmiştir]

Şekil 2.16'da yeşil daire ile gösterilen test numunesi mavi karelere veya kırmızı üçgenlere ait olacak şekilde sınıflandırılmalıdır. Eğer  $k = 3$  ise (düz çizgi ile çizilen çember) test numunesi kırmızı üçgenlerin sınıfına atanır; çünkü iç daire içinde 2 üçgen ve sadece 1

kare vardır. Eğer  $k = 5$  ise (kesikli çizgi ile çizilen çember) mavi karelerin olduğu sınıfa atanır (3 kareye karşı dış çemberin içinde 2 üçgen vardır) [49].

k-EYK yönteminin performansını iki temel husus belirler. Birincisi; test örneğine en yakın eğitim örneklerinin hesaplanmasında kullanılacak olan uzaklık hesaplama yöntemidir. İkincisi ise belirlenecek k parametresinin değeridir [50].

Uzaklık hesabında için öklit, kosinüs, hamming, korelasyon yöntemleri kullanılmaktadır. Bu tez çalışmasında da öklit uzaklık ölçütü kullanılmıştır.

k parametresini belirlemede literatürde birçok yöntem mevcuttur. Bunlardan en bilineni ve genellikle yüksek doğrulukta sonuç veren k parametresinin hesaplanması eşitlik 2.10 da gösterilmiştir.

$$k = \text{Round}(\sqrt{M}) \quad (2.10)$$

Burada M, eğitim kümesindeki deneme miktarını belirtir. Round fonksiyonu ise ondalık sayıyı kendisine en yakın tam sayıya yuvarlama görevini yapar. Bu yaklaşımla k parametresi oldukça fazla vakit alan eğitim aşamalarına tabi tutulmadan rahatlıkla belirlenebilmektedir [50]. Bu tez çalışmasında en iyi k parametresini bulmak için 2.10 eşitliği kullanılmıştır. Toplam veri setinin rastgele yarıya bölünmesiyle elde edilen validasyon setinde 2.10 eşitliği kullanıldı ve iki adet k parametresi veri seti I için 11, veri seti II için 13 olarak hesaplanmıştır. Bu aşamadan sonra sistem 1-11 veya 1-13 arası k değerlerini bütün veri setine uygulayıp en fazla doğruluk veren k değerini seçmektedir. Şayet k değeri çift sayı olarak belirlenirse ve test numunesi her iki sınıfa da eş uzaklıktaysa program test numelerinin ortalama ağırlıklarını hesaplar ve test numunesinin hangi sınıfa ait olduğunu belirler.

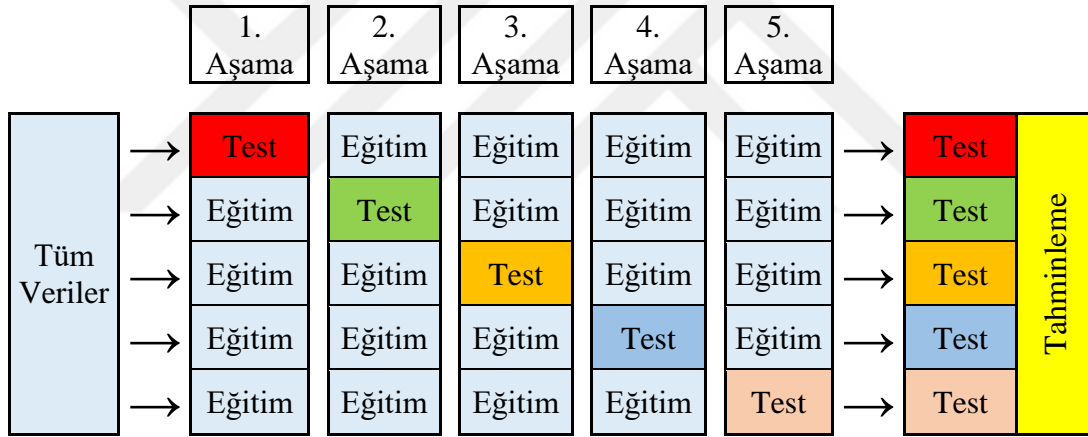
#### 2.4.4 Sınıflandırıcı Eğitim Yöntemleri

Üç farklı eğitim yöntemi literatürde sıklıkla kullanılmaktadır. Bu yöntemler: K-kat çapraz onaylama yöntemi, rasgele alt örnekleme çapraz onaylama yöntemi ve birini dışarıda bırak çapraz onaylama yöntemidir.

### 2.4.4.1 K-Kat Çapraz Onaylama Yöntemi

Toplam N adet örneklemeden oluşan veri setinin k adet eş parçaya ayrıldığı düşünün (Toplam örnek sayısı k sayısına tam olarak bölünmesi gerekmektedir aksi halde son kümeye kalan miktarında örnek sayısı düşecek ve bu da yöntemin doğruluğunu etkileyecektir). Bu durumda k sayısınca işlem analizleri ardı sıra gerçekleştirilmektedir. Çapraz onaylama adımında sırasıyla ilk parça test kümesi olarak seçilir ve geri kalan eğitim kümesi olarak kullanılır. Bu işlem son k sayısındaki test kümesinin değerlendirilmesine kadar devam eder [51].

Örneğin  $k=5$  için elde edilen sonuçların değerlendirilmesi amacıyla kullanılacak olan 5 katlı çapraz onaylama yönteminde nasıl bir yol izlendiği Şekil 2.17’de görsel olarak anlatılmaktadır.



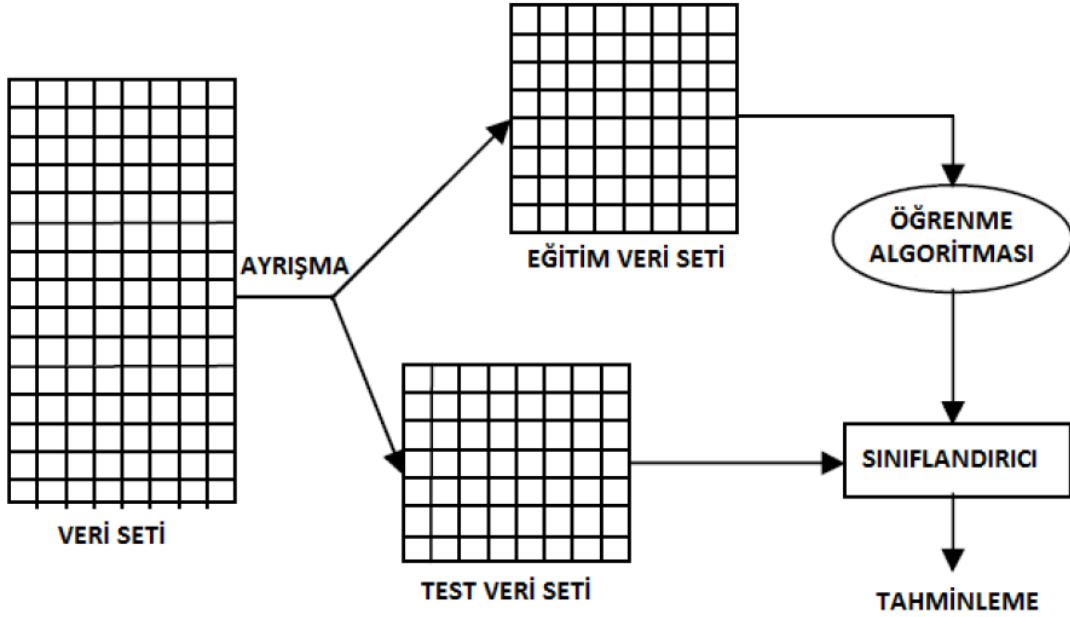
Şekil 2.17. 5 katlı çapraz onaylama süreci

### 2.4.4.2 Rasgele Alt Örnekleme Çapraz Onaylama Yöntemi

Bu yöntemde elinizdeki veri dosyası eğitim ve test verileri olarak rastgele ikiye ayrılmaktadır. İlk olarak sınıflandırıcı olarak adlandırılan öğrenim metodunu elde etmek için eğitim veri seti oluşturulur. Sonrasında test veri kümesinden oluşturmuş olduğunuz sınıflandırıcının örneklerinin sınıflarını tahmin eder. Eğer toplam N örnekten oluşan veri setinizin C tanesi doğru olarak sınıflanmış ise bu durumda tahmin edilen doğruluk oranı

$$p=C/N \quad (2.11)$$

olacaktır. Bu formül hangi sınıfta olduğunu bilmediğiniz veriler için kullanılacak sınıflandırıcının performans değerlerinden tahmin edilen doğruluk oranı olacaktır. Görsel olarak eğitim ve test sürecinin nasıl çalıştığı Şekil 2.18’te gösterilmiştir [51].



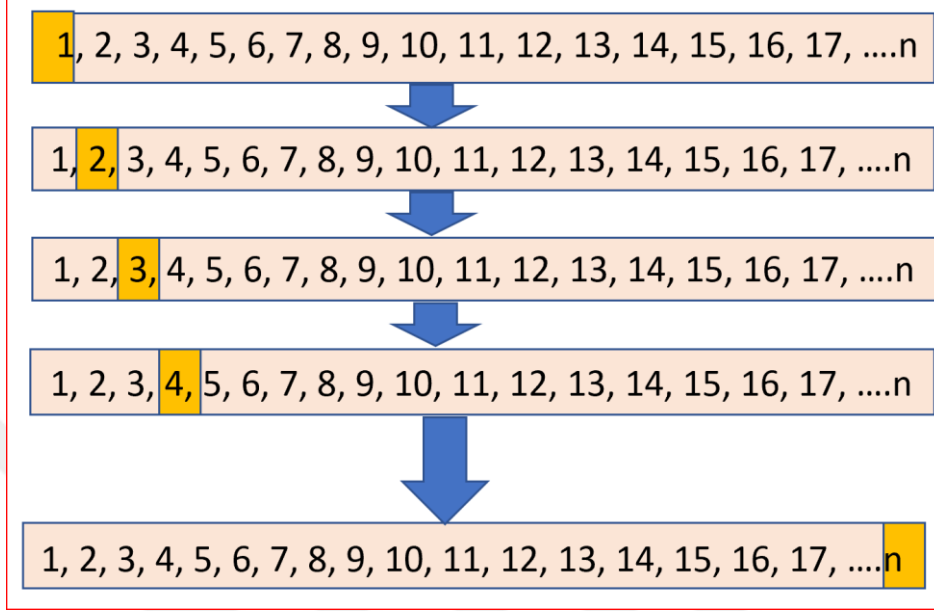
Şekil 2.18. Rasgele alt örnekleme çapraz onaylama yöntemi

Veri seti I ve veri seti II’de k-EYK sınıflandırıcısını eğitmeye kullanılacak olan k değeri rasgele alt örnekleme çapraz onaylama yönteminden elde edilen k değeridir. Her iki veri setinde de eğitim ve test verilerinin oranı sırasıyla %50 , %50 olarak ayrılarak sınıflandırma adımına geçilmiştir. Bu yöntemin Matlab kodları EKLER bölümünde veri seti I - Ek2 ve veri seti II - Ek3 olacak şekilde verilmiştir.

#### 2.4.4.3 Birini Dışarıda Bırak Çapraz Onaylama Yöntemi

Bu metot K-kat çapraz onaylama metodunun özel bir durumudur. Validasyon kümesinin boyutu 1 olacak şekilde benzer adımların uygulanması ile gerçekleştirilir. Bu metot rasgele seçim problemlerinden etkilenmemektedir dolayısıyla literatür çalışmalarında sıklıkla kullanılmaktadır. Şekil 2.19’da eğitim ve test süreci adımları gösterilmektedir. 1’den

n' e kadar olan alt kümelerde her adımda bir tek küme dışarıda bırakılarak işlem n. Alt kümeye gelene kadar devam edilir.



Şekil 2.19. Birini dışarıda bırak çapraz onaylama yöntemi [51]

#### 2.4.5 Sınıflandırma Performansı Ölçütleri

Belli bir veri seti üzerinden hesaplanan sınıflandırıcı performansını tahmin etmek için en fazla kullanılan kriter tahmin edilen doğruluktur, yani sınıfı bilinmeyen örneklerin ne kadar doğru sınıfa atanıp sınıflandırıldığıнын matematiksel ölçütüdür. Her ne kadar doğruluk oranı en önemli kriter olarak kullanılsa da, sınıflandırıcının elde ettiği sonuçları değerlendirmek için başka ölçütler de bulunmaktadır [52] Duyarlılık, seçicilik, Kappa katsayısı, hata matrisi, ROC eğrisi gibi yöntemlerin sıklıkla literatürde kullanıldığı görülmektedir. Sınıflandırma doğruluğunun (SD) yanı sıra hata matrisi de en sık kullanılan yöntemlerin başında yer almaktadır. Duyarlılık, seçicilik, Kappa katsayısı ve ROC eğrisi daha çok ikili sınıflandırma problemlerinde tercih edilmektedir. Bu tez çalışmasında sınıflandırma problemi veri seti I'de üç sınıflı , veri seti II'de ise sekiz sınıflıdır. SD ve hata matrisi ölçütlerinin sınıflandırıcı performansını yeterli düzeyde gösterdiğinden ve literatürde diğerlerine nazaran daha fazla tercih edilmelerinden dolayı bu iki yaklaşım sınıflandırıcıların performanslarını değerlendirmede kullanılmıştır [50].

Tablo 2.4 İki sınıflı hata matrisi

Sınıflandırıcı çıkışı tahmini	Gerçek Olması Gereken Sınıf		
	Pozitif	Negatif	Toplam
Pozitif	Doğru Pozitif (DP)	Yanlış Pozitif (YP)	DP+YP
Negatif	Yanlış Negatif (YN)	Doğru Negatif (DN)	YN+DN
Toplam	DP+YN	YP+DN	DP+YP+YN+DN

İki sınıflı bir problemde (pozitif, negatif) sınıflandırıcının vereceği olası 2 çıkış 4 farklı durum meydana getirebilir. Bu 4 farklı durum 2x2'lik bir hata matrisi ile gösterilebilir. Tablo 2.4'te verilen hata matrisi bu 4 olası durumu göstermektedir. Bu tabloda gösterilen kısaltmalar aşağıdaki gibi açıklanabilir:

DP: Gerçek durum pozitifken test sonucu pozitif çıkan durumlar

YN: Gerçek durum pozitifken test sonucu negatif çıkan durumlar

YP: Gerçek durum negatifken test sonucu pozitif çıkan durumlar

DN: Gerçek durum negatifken test sonucu negatif çıkan durumlar

Hata matrisinden yararlanarak SD yüzde değer olarak aşağıdaki eşitlikle hesaplanır. SD, sınıflandırıcı tarafından doğru sınıfa atanan deneme sayılarının tüm deneme sayılarına oranının 100 ile çarpılması ile hesaplanır. Eşitlik 2.12'de doğruluk oranının hesaplanması gösterilmiştir.

$$\text{Doğruluk(SD)} = [(DP+DN) / (DP+YP+YN+DN)] * 100 \quad (2.12)$$

Bu tezde kullanılan veri seti I'de üç kişinin sınıflandırılmasına ilişkin 3x3'lük hata matrisi, veri seti II'de ise sekiz kişinin sınıflandırılmasına ilişkin 8x8'lik hata matrisi doğruluk oranlarıyla birlikte verilecektir.

Tablo 2.5 Üç sınıflı hata matrisi

		Tahmin Edilen sınıf				
		1	2	3		
Gerçek Sınıf	1	$M_{11}$	$M_{12}$	$M_{13}$	a	d
	2	$M_{21}$	$M_{22}$	$M_{23}$	b	e
	3	$M_{31}$	$M_{32}$	$M_{33}$	c	f
		g	h	i		
		j	k	l		

Bu tezde yapılan çalışmada 3 ve 8 sınıflı kişi doğrulaması yapıldığından sınıf sayılarına göre oluşacak hata matrisi Tablo 2.5 teki örneğe uygun olacak şekilde açıklanabilir.

1,2 ve 3 ile gösterilen rakamlar sınıf sayısını belirtmektedirler. M matrisin satırları gerçek olması gereken sınıfa ait sonuçları göstermektedir sütunlar ise tahmin edilen sonuçları göstermektedir.

a,b ve c gerçek sınıfa ait doğru pozitif sonuç oranlarını (%) ; d,e ve f ile gösterilen değerler ise yanlış pozitif sonuç oranlarını (%) göstermektedir.

g,h ve i tahmin sınıfına ait doğru tahmin oranlarını (%) ; j,k ve l ile gösterilen değerler ise yanlış tahmin oranlarını (%) göstermektedir.

Matrisin köşegenlerindeki değerler  $M_{11}$ ,  $M_{22}$ ,  $M_{33}$  doğru tahmin edilen değerleri göstermektedir.

Örneğin  $M_{21}$  normalde 2. Sınıfa ait bir sonuç iken yanlışlıkla 1. Sınıfa atanmış değerleri göstermektedir. Aynı durum benzer şekilde  $M_{12}$ ,  $M_{13}$ ,  $M_{23}$ ,  $M_{31}$ , ve  $M_{32}$  için geçerlidir.

### 3. BULGULAR

k-EYK algoritması öznitelik uzayındaki en yakın eğitim örneklerine dayanarak nesnelere sınıflandıran en basit örüntü tanıma yöntemlerinden birisidir [48]. Daha önce de anlatılan öznitelik çıkarma yöntemlerinden elde edilen veriler k-EYK algoritması kullanılarak sınıflandırma doğrulukları hesaplanmıştır. Çıkarılan özniteliklerin hangisinin daha doğru sonuç verdiğini bulmak adına karşılaştırmalı olarak sonuçlar tablo halinde sunulmuştur. Ayrıca sınıf doğruluklarını desteklemek adına en yüksek sonuç veren ve bu tezde de önerilen metod olarak sunulan türev varyansının logaritmik fonksiyonu ile k-EYK sınıflandırmasına ait sonuçların hata matrisleri de bu bölümde verilecektir.

#### 3.1. Öznitelik Parametreleri

Öznitelikler tek başına veya bir arada daha iyi sonuç verip vermediğini görebilmek adına bütün veri sınıflarına uygulanmış ve veriler k-EYK ile sınıflandırılmıştır. Tablo 3.1’de görüleceği üzere önerilen metod haricinde 9 farklı öznitelik denenmiş olup toplamda 10 farklı sonuç elde edilmiştir. Bu 10 farklı metod ayrı ayrı veri seti I’in ve veri seti II’nin dörder kümesine (yukarı/aşağı/sağ/sol ve nane, karanfil, kekik, biberiye) uygulanmış ve tablolar halinde karşılaştırmalı olarak sunulmuştur. Bununla beraber dörder farklı kümenin kendi içerisinde elde edilen sonuçlarla bu 4 kümenin verilerinin bir araya getirilmesiyle oluşan sonuçlar karşılaştırılmıştır. Bu sayede kişi doğrulaması yapılırken EEG verilerinin sınıflandırılması belli bir görevden (imlecin hayali, koku koklama... vb.) mi elde edilerek daha iyi sonuç veriyor yoksa görevden bağımsız olarak mı daha iyi sonuç veriyor bu bölümde incelenmiştir.



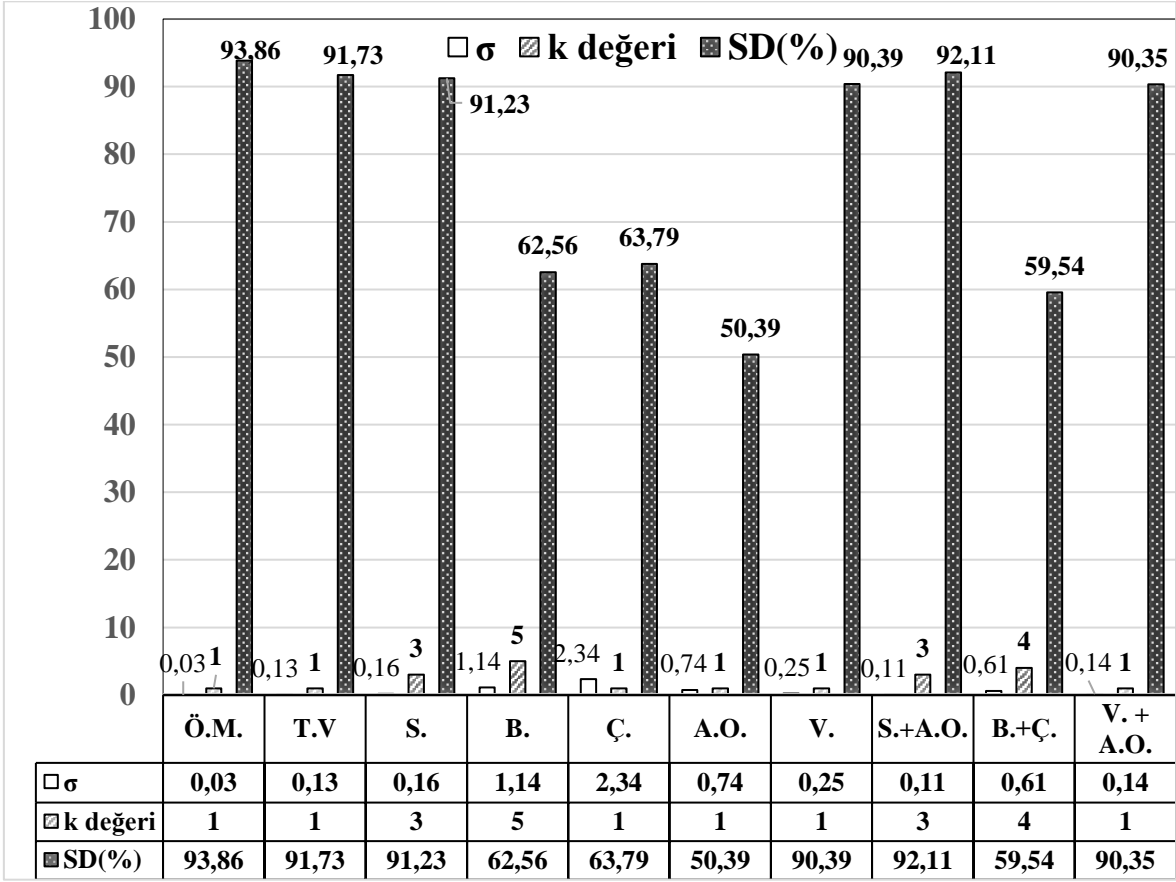
Tablo 3.1 Çıkarılan öznitelikler ve kısaltmaları

Öznitelik	Öznitelik Çıkarma Yöntemi
Ö.M.	Önerilen Metot (Türev Varyansının Logaritmik Fonksiyonu)
T.V	Türev Varyansı
S.	Standart Sapma
B.	Basıklık
Ç.	Çarpıklık
A.O.	Aritmetik Ortalama
V.	Varyans
S.+A.O.	Standart Sapma ile Aritmetik Ortalama
B.+Ç.	Basıklık ile Çarpıklık
V.+A.O.	Varyans ile Aritmetik Ortalama

### 3.2. Veri Seti I'e Ait Sonuçlar

İki boyutlu bilgisayar imleci hayali hareketi sırasında kaydedilen EEG verilerinin ekte edilmiş ve hazırlanma şekli daha önce 2. bölüm yapılan çalışmalar adı altında verilmiştir. Bu kısımda bu 4 veri kümesinin önerilen metot ve diğer öznitelik metodlarından elde edilen doğruluk oranları verilecektir. Deneye katılan gönüllü üç kişiye ait özellikler Tablo 2.2'de verilmiştir. Bu kişilere ait veriler 18 kanal üzerinden 2048 Hz örneklendirme frekansıyla kaydedilmiştir. Daha sonra 256 Hz örnekleme frekansına indirgenmiştir. Dört veri kümesi için her eğitim kümesinden 109 deneme, her test kümesinde ise 114 deneme vardır. Sınıflandırma aşamasına geçmeden önce üç sınıfa ait eğitim kümeleri rastgele alt eğitim kümesine ve doğrulama (validasyon) kümelerine %50'ye %50 olacak şekilde ayrılmıştır (3 sınıfta sırasıyla 37, 35 ve 37 deneme vardır. Tek sayılara ait deneme sayılarında veriler yaklaşık olarak ikiye bölünür. Burada 1. Sınıf 18'e 19 denemeye, 2.sınıf 17'e 18 denemeye ve 3. Sınıf 19'a 18 denemeye ayrılmıştır). Bu aşamadan elde edilen en iyi k parametresi daha sonra eğitim kümesi ile test kümesinin sınıflandırılmasında kullanılmıştır. Deney sonucunda elde edilen doğruluğun standart sapması ( $\sigma$ ), k parametreleri ve sınıflandırma doğruluğu verilerden elde edilen grafiklerde karşılaştırmalı olarak gösterilecektir. Standart sapma ( $\sigma$ ) sonuçlarını görmek adına her veri kümesine ait veriler k-EYK sınıflandırması ile Matlab ortamında 100 koşuma tabi tutulmuştur. Yukarı, aşağı, sağa ve sola olacak şekilde 3 sınıflı 4 ayrı veri kümesi ile bu verilerin hepsinin bir arada kullanıldığı 3 sınıflı 5. veri kümesine ait sınıflandırma sonuçları aşağıdadır.

### 3.2.1. Yukarı Doğru İmleç Hayaline Ait Sonuçlar



Şekil 3.1. Yukarı doğru imleç hayaline ait sınıflandırma sonuçlarının grafiksel gösterimi (Değerler soldan sağa sırasıyla; standart sapma( $\sigma$ ), k değeri ve sınıflandırma doğruluğudur)

Veri seti I'de imlecin yukarı doğru hayali sırasında kaydedilen EEG verilerinden çıkarılan 10 farklı öznitelik yönteminin performans karşılaştırılması yapılmıştır. Kısaltmalara ait bilgiler Tablo 3.1'de verilmiştir. Şekil 3.1.'de görüleceği üzere bu tezde önerilen metod (ÖM) olarak sunulan türev varyansının logaritmik fonksiyonu ile öznitelikler çıkarılmış ve k-EYK sınıflandırıcısı ile elde edilen sonuç bu veri kümesi için ortalama %93,86 bulunmuştur (Validasyon sınıflandırma doğruluğu %99,56 bulunmuştur). Bu metoda ait en iyi sonuç veren k parametresi ise k-EYK sınıflandırıcısının k parametresi olup değeri 1 olarak seçilmiştir. Doğrulama sonuçlarının standart sapması ise 0.03 bulunmuştur. Diğer özniteliklere ait sonuçlar karşılaştırılmanın daha iyi yapılabilmesi adına hem grafiksel hem de sayısal veri olarak sunulmuştur.

### İmlecin yukarı doğru hayali k-EYK sınıflandırması hata matrisi

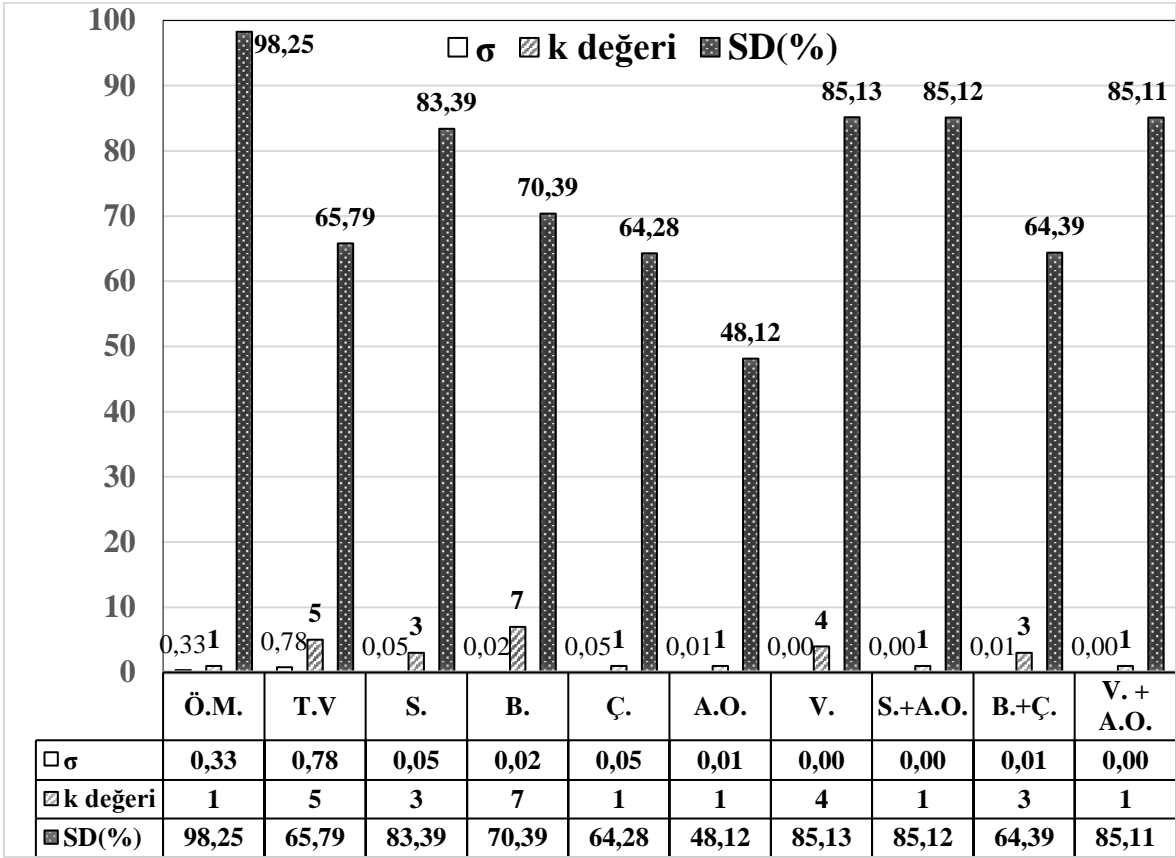
Gerçek Sınıf	1	38			100.0%	
	2		38		100.0%	
	3	7		31	81.6%	18.4%
		84.4%	100.0%	100.0%		
		15.6%				
		1	2	3		
		Tahmin Edilen Sınıf				

Şekil 3.2 İmlecin yukarı doğru hayaline dayalı EEG verilerinin k-EYK ile sınıflandırılması hata matrisi

Veri seti I'de imlecin yukarı doğru hayaline dayalı EEG verilerinin ÖM öznitelikleri ile k-EYK sınıflandırılmasında elde edilen hata matrisi Şekil 3.2'de verilmiştir. Burada gerçekte 3. sınıfa ait olması gereken 7 deneme yanlış olarak 1. sınıfa atanmıştır. 2. ve 3. sınıfa ait verilerde sınıflandırma doğruluğu %100 olarak hesaplanmıştır. Toplamda 114 adet olan test deneme sayısı üzerinden 107'si doğru olarak sınıflandırılmıştır ve sonuçta %93,86'lık bir doğruluk oranı elde edilmiştir. Hata matrisinin satırları ve sütunlarına ait ek açıklamalar 2. bölümde sınıflandırma performansı ölçütleri başlığı altında ve Tablo 2.4 ile Tablo 2.5 te detaylı bir şekilde açıklanmıştır.

Yukarı doğru imleç hayaline ait hesaplanan özniteliklerin dağılımı grafiksel olarak (a) eğitim veri seti, (b) test veri seti olacak şekilde Ek4' te gösterilmiştir.

### 3.2.2. Aşağı Doğru İmleç Hayaline Ait Sonuçlar



Şekil 3.3. Aşağı doğru imleç hayaline ait sınıflandırma sonuçlarının grafiksel gösterimi.

Veri seti I'de imlecin aşağı doğru hayali sırasında kaydedilen EEG verilerinden çıkarılan 10 farklı öznitelik yönteminin performans karşılaştırılması yapılmıştır. Şekil 3.3.'te görüleceği üzere bu tezde önerilen metot (ÖM) olarak sunulan türev varyansının logaritmik fonksiyonu ile öznitelikler çıkarılmış ve k-EYK sınıflandırıcısı ile elde edilen sonuç bu veri kümesi için ortalama %98,25 bulunmuştur (Validasyon sınıflandırma doğruluğu %99,20 bulunmuştur). Bu metoda ait en iyi sonuç veren k parametresi ise k-EYK sınıflandırıcısının k parametresi olup değeri 1 olarak seçilmiştir. Doğrulama sonuçlarının standart sapması ise 0.33 bulunmuştur. Diğer özniteliklere ait sonuçlar karşılaştırılmanın daha iyi yapılabilmesi adına hem grafiksel hem de sayısal veri olarak sunulmuştur.

### İmlecin aşağı doğru hayali k-EYK sınıflandırması hata matrisi

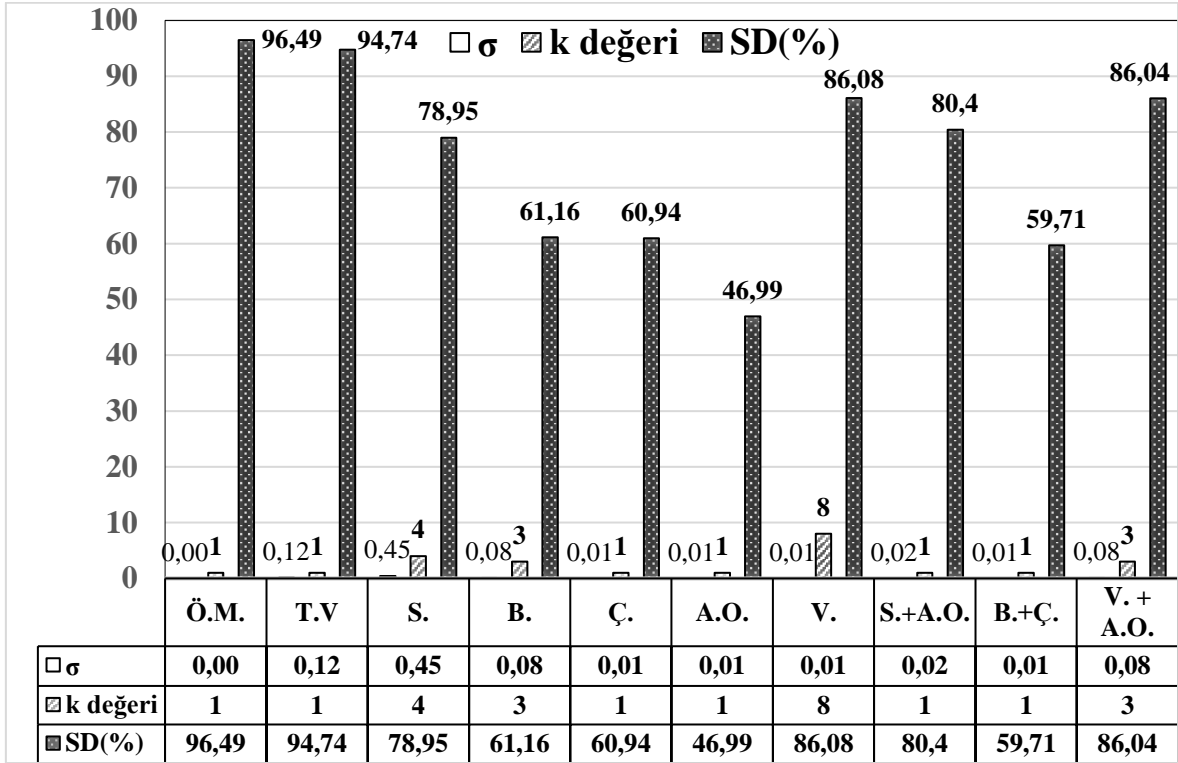
Gerçek Sınıf	1	38			100.0%	
	2		38		100.0%	
	3	2		36	94.7%	5.3%
		95.0%	100.0%	100.0%		
		5.0%				
		1	2	3		
		Tahmin Edilen Sınıf				

Şekil 3.4 İmlecın aşağı doğru hayaline dayalı EEG verilerinin k-EYK ile sınıflandırılması hata matrisi

Veri seti I'de imlecın aşağı doğru hayaline dayalı EEG verilerinin ÖM öznitelikleri ile k-EYK sınıflandırılmasında elde edilen hata matrisi Şekil 3.4'te verilmiştir. Burada gerçekte 3. sınıfa ait olması gereken 2 deneme yanlış olarak 1. sınıfa atanmıştır. 2. ve 3. sınıfa ait verilerde sınıflandırma doğruluğu %100 olarak hesaplanmıştır. Toplamda 114 adet olan test deneme sayısı üzerinden 112'si doğru olarak sınıflandırılmıştır ve sonuçta %98,25'lik bir doğruluk oranı elde edilmiştir.

Aşağı doğru imleç hayaline ait hesaplanan özniteliklerin dağılımı grafiksel olarak (a) eğitim veri seti, (b) test veri seti olacak şekilde Ek5' te gösterilmiştir.

### 3.2.3. Sağa Doğru İmleç Hayaline Ait Sonuçlar



Şekil 3.5. Sağa doğru imleç hayaline ait sınıflandırma sonuçlarının grafiksel gösterimi

Veri seti I'de imlecin sağa doğru hayali sırasında kaydedilen EEG verilerinden çıkarılan 10 farklı öznitelik yönteminin performans karşılaştırılması yapılmıştır. Şekil 3.5.'te görüleceği üzere bu tezde önerilen metot (ÖM) olarak sunulan türev varyansının logaritmik fonksiyonu ile öznitelikler çıkarılmış ve elde edilen sonuç bu veri kümesi için ortalama %96,49 bulunmuştur (Validasyon sınıflandırma doğruluğu %98,18 bulunmuştur). Bu metoda ait en iyi sonuç veren k parametresi ise k-EYK sınıflandırıcısının k parametresi olup değeri 1 olarak seçilmiştir. Doğrulama sonuçlarının standart sapması ise 0 yaklaşık bulunmuştur. Diğer özniteliklere ait sonuçlar karşılaştırılmanın daha iyi yapılabilmesi adına hem grafiksel hem de sayısal veri olarak sunulmuştur.

**İmlecin sağa doğru hayali k-EYK sınıflandırması hata matrisi**

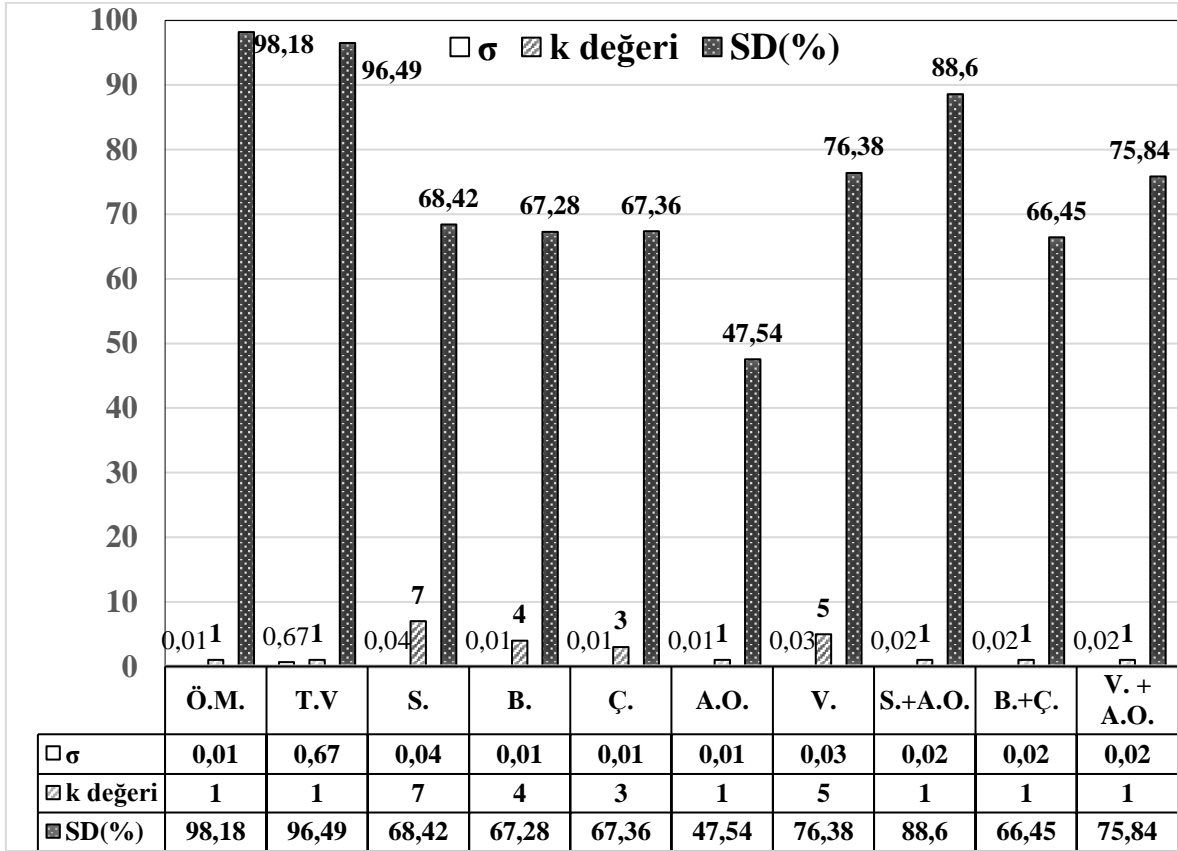
Gerçek Sınıf	1	38			100.0%	
	2		38		100.0%	
	3	4		34	89.5%	10.5%
		90.5%	100.0%	100.0%		
		9.5%				
		1	2	3		
		<b>Tahmin Edilen Sınıf</b>				

Şekil 3.6. İmlecin sağa doğru hayaline dayalı EEG verilerinin k-EYK ile sınıflandırılması hata matrisi

Veri seti I'de imlecin sağa doğru hayaline dayalı EEG verilerinin ÖM öznitelikleri ile k-EYK sınıflandırılmasında elde edilen hata matrisi Şekil 3.6'da verilmiştir. Burada gerçekte 3. sınıfa ait olması gereken 4 deneme yanlış olarak 1. sınıfa atanmıştır. 2. ve 3. sınıfa ait verilerde sınıflandırma doğruluğu %100 olarak hesaplanmıştır. Toplamda 114 adet olan test deneme sayısı üzerinden 110'u doğru olarak sınıflandırılmıştır ve sonuçta %96,49'luk bir doğruluk oranı elde edilmiştir.

Sağa doğru imleç hayaline ait hesaplanan özniteliklerin dağılımı grafiksel olarak (a) eğitim veri seti, (b) test veri seti olacak şekilde Ek6' da gösterilmiştir.

### 3.2.4. Sola Doğru İmleç Hayaline Ait Sonuçlar



Şekil 3.7. Sola doğru imleç hayaline ait sınıflandırma sonuçlarının grafiksel gösterimi

Veri seti I'de imlecin sola doğru hayali sırasında kaydedilen EEG verilerinden çıkarılan 10 farklı öznitelik yönteminin performans karşılaştırılması yapılmıştır. Şekil 3.7.'de görüleceği üzere bu tezde önerilen metot (ÖM) olarak sunulan türev varyansının logaritmik fonksiyonu ile öznitelikler çıkarılmış ve k-EYK sınıflandırıcısı ile elde edilen sonuç bu veri kümesi için ortalama %99,18 bulunmuştur (Validasyon sınıflandırma doğruluğu %99,01 bulunmuştur). Bu metoda ait en iyi sonuç veren k parametresi ise k-EYK sınıflandırıcısının k parametresi olup değeri 1 olarak seçilmiştir. Doğrulama sonuçlarının standart sapması ise 0.01 bulunmuştur. Diğer özniteliklere ait sonuçlar karşılaştırılmanın daha iyi yapılabilmesi adına hem grafiksel hem de sayısal veri olarak sunulmuştur.



**İmlecin sola doğru hayali k-EYK sınıflandırması hata matrisi**

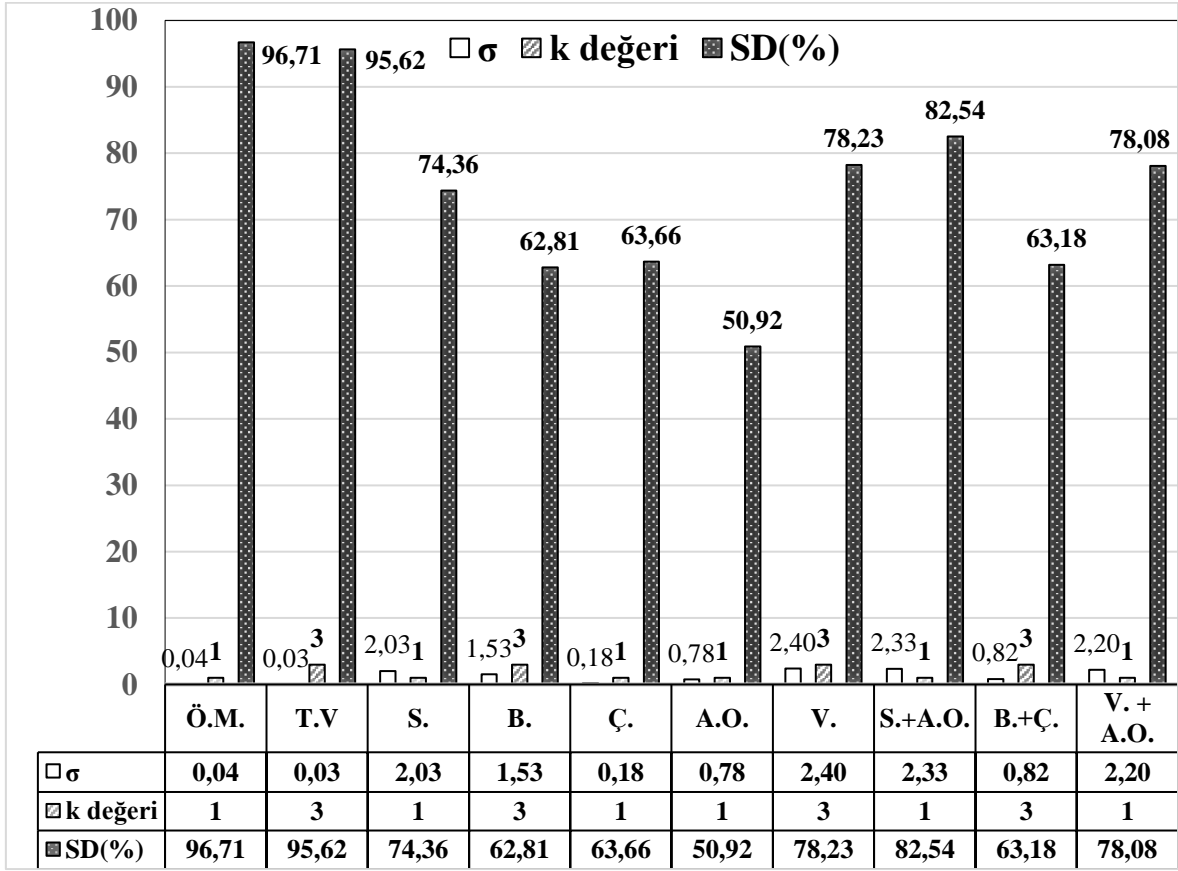
Gerçek Sınıf	1	38			100.0%	
	2		38		100.0%	
	3	2		36	94.7%	5.3%
		95.0%	100.0%	100.0%		
		5.0%				
		1	2	3		
		Tahmin Edilen Sınıf				

Şekil 3.8. İmlecin sola doğru hayaline dayalı EEG verilerinin k-EYK ile sınıflandırılması hata matrisi

Veri seti I'de imlecin sola doğru hayaline dayalı EEG verilerinin ÖM öznelikleri ile k-EYK sınıflandırılmasında elde edilen hata matrisi Şekil 3.8'de verilmiştir. Burada gerçekte 3. sınıfa ait olması gereken 2 test denemesi yanlış olarak 1. sınıfa atanmıştır. 2. ve 3. sınıfa ait verilerde sınıflandırma doğruluğu %100 olarak hesaplanmıştır. Toplamda 114 adet olan test deneme sayısı üzerinden 112'si doğru olarak sınıflandırılmıştır ve sonuçta %98,18'lik bir doğruluk oranı elde edilmiştir.

Sola doğru imleç hayaline ait hesaplanan özneliklerin dağılımı grafiksel olarak (a) eğitim veri seti, (b) test veri seti olacak şekilde Ek7' de gösterilmiştir.

### 3.2.5. Bütün Yönlerin Toplam İmleç Hayaline Ait Sonuçlar



Şekil 3.9. Bütün yönlerin toplam imleç hayaline ait sınıflandırma sonuçlarının grafiksel gösterimi

Veri seti I’de imlecin bütün yönlerinin tek bir veri kümesinde bir arada olacak şekilde hazırlanmasıyla oluşturulmuştur. Bu veri kümesinden çıkarılan 10 farklı öznitelik yönteminin performans karşılaştırılması yapılmıştır. Şekil 3.9.’da görüleceği üzere bu tezde önerilen metot (ÖM) olarak sunulan türev varyansının logaritmik fonksiyonu ile öznitelikler çıkarılmış ve k-EYK sınıflandırıcısı ile elde edilen sonuç bu veri kümesi için ortalama %96,71 bulunmuştur (Validasyon sınıflandırma doğruluğu %97,65 bulunmuştur). Bu metoda ait en iyi sonuç veren k parametresi ise k-EYK sınıflandırıcısının k parametresi olup değeri 1 olarak seçilmiştir. Doğrulama sonuçlarının standart sapması ise 0.04 bulunmuştur. Diğer özniteliklere ait sonuçlar karşılaştırılmanın daha iyi yapılabilmesi adına hem grafiksel hem de sayısal veri olarak sunulmuştur. Bu veri kümesinden elde edilen sınıflandırma doğruluğu sonuçlar bölümünde irdelenecektir.

**Bütün yönlerin imleç hayali k-EYK sınıflandırması hata matrisi**

Gerçek Sınıf	1	152			100.0%	
	2		152		100.0%	
	3	15		137	90.1%	9.9%
		91.0%	100.0%	100.0%		
		9.0%				
		1	2	3		
		Tahmin Edilen Sınıf				

Şekil 3.10. Bütün yönlerin toplam imleç hayaline dayalı EEG verilerinin k-EYK ile sınıflandırılması hata matrisi

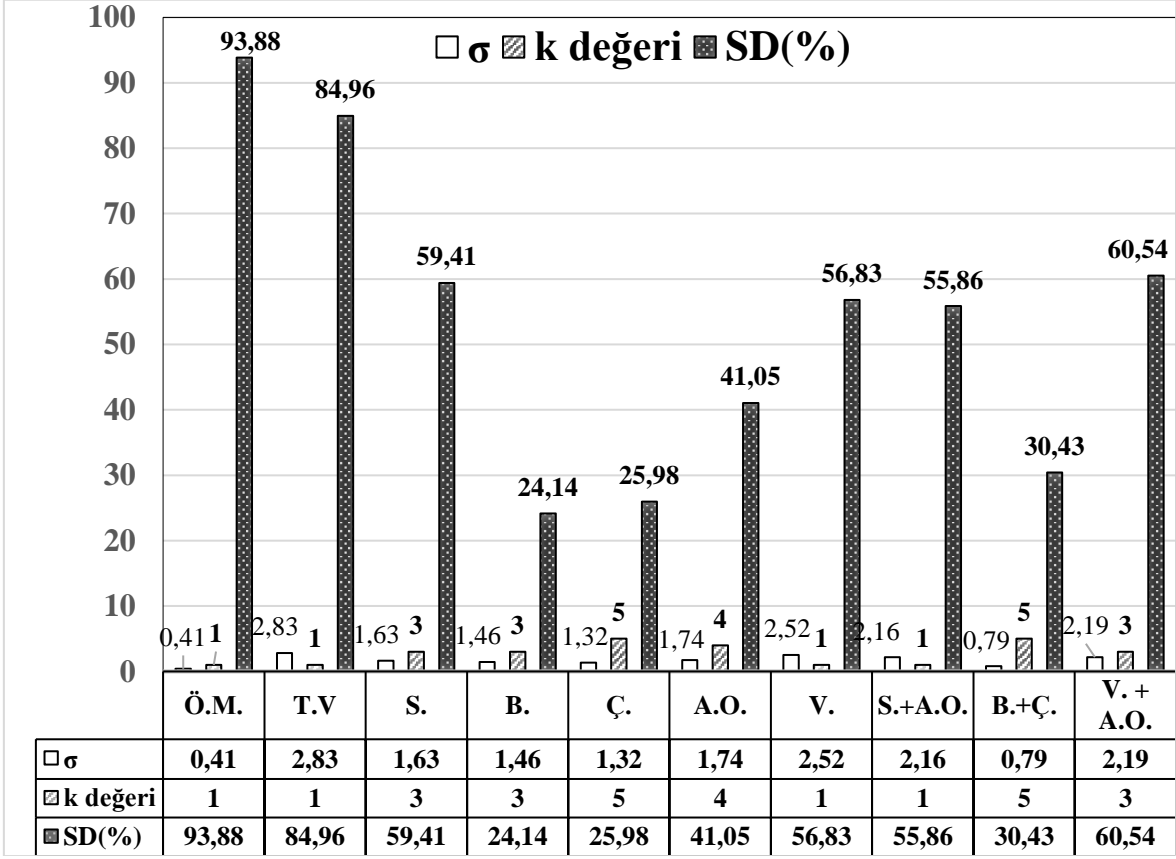
Veri seti I'de imlecin bütün yönlerine ait veri kümesinin ÖM öznitelikleri ile k-EYK sınıflandırılmasında elde edilen hata matrisi Şekil 3.10'da verilmiştir. Burada gerçekte 3. sınıfa ait olması gereken 2 test denemesi yanlış olarak 1. sınıfa atanmıştır. 2. ve 3. sınıfa ait verilerde sınıflandırma doğruluğu %100 olarak hesaplanmıştır. Toplamda 4 veri kümesinin 456 adet olan test deneme sayısı üzerinden 441'i doğru olarak sınıflandırılmıştır ve sonuçta %96,71'lik bir doğruluk oranı elde edilmiştir.

Bütün yönlerin toplam imleç hayaline ait hesaplanan özniteliklerin dağılımı grafiksel olarak (a) eğitim veri seti, (b) test veri seti olacak şekilde Ek8' de gösterilmiştir.

### 3.3. Veri Seti II' ye Ait Sonular

Nane, karanfil, kekik ve biberiye olmak üzere 4 adet baharatın soğuk baskı metoduyla elde edilmiş olan yüzde yüz doğal yağları koklamaları esnasında kaydedilmiş EEG verilerinin elde edilış ve hazırlanma şekli daha önce 2. bölümde yapılan alıřmalar adı altında verilmiştir. Bu kısımda bu 4 veri kümesinin önerilen metot ve diğeri öznelik metodlarından elde edilen doğruluk oranları verilecektir. Deneye katılan gönüllü 8 kişiye ait özellikler Ek1'de verilmiştir. Bu kişilere ait veriler 17 kanal üzerinden kaydedilmiştir ve Cz elektrotu referans olarak seçilmiştir. 4 veri kümesi için her eğitim kümesinde 160 deneme, her test kümesinde 160 deneme vardır. Sınıflandırma aşamasına geçmeden önce 8 sınıfa ait eğitim kümeleri rastgele alt eğitim kümesine ve doğrulama (validasyon) kümelerine %50'ye %50 olacak şekilde ayrılmıştır. Sonuçta 10 adet alt eğitim kümesi için 10 adet doğrulama kümesi için denemeler oluşturulmuştur. Bu aşamadan elde edilen en iyi k parametresi daha sonra eğitim kümesi ile test kümesinin sınıflandırılmasında kullanılmıştır. Deney sonucunda elde edilen doğruluğun standart sapması, k parametreleri ve sınıflandırma doğruluğu verilerden elde edilen grafiklerde karşılaştırmalı olarak gösterilecektir. Standart sapma ( $\sigma$ ) sonuçlarını görmek adına her veri kümesine ait veriler k-EYK sınıflandırması ile Matlab ortamında 100 koşuma tabi tutulmuştur. Nane, karanfil, kekik, biberiye olacak şekilde 8 sınıflı 4 ayrı veri kümesi ile bu verilerin hepsinin bir arada kullanıldığı 8 sınıflı 5. veri kümesine ait sınıflandırma sonuçları aşağıdadır.

### 3.3.1. Nane Kokusu Kümesine Ait Sonuçlar



Şekil 3.11. Nane kokusunun kümesine ait sınıflandırma sonuçlarının grafiksel gösterimi

Veri seti II’de nane kokusunun koklanması sırasında kaydedilen EEG verilerinden çıkarılan 10 farklı öznelik yönteminin performans karşılaştırılması yapılmıştır. Şekil 3.11.’de görüleceği üzere bu tezde önerilen metot (ÖM) olarak sunulan türev varyansının logaritmik fonksiyonu ile öznelikler çıkarılmış ve k-EYK sınıflandırıcısı ile elde edilen sonuç bu veri kümesi için ortalama %93,88 bulunmuştur (Validasyon sınıflandırma doğruluğu %94,75 bulunmuştur). Bu metoda ait en iyi sonuç veren k parametresi ise k-EYK sınıflandırıcısının k parametresi olup değeri 1 olarak seçilmiştir. Doğrulama sonuçlarının standart sapması ise 0.41 bulunmuştur. Diğer özneliklere ait sonuçlar karşılaştırılmanın daha iyi yapılabilmesi adına hem grafiksel hem de sayısal veri olarak sunulmuştur.

**Nane kokusunun k-EYK sınıflandırması hata matrisi**

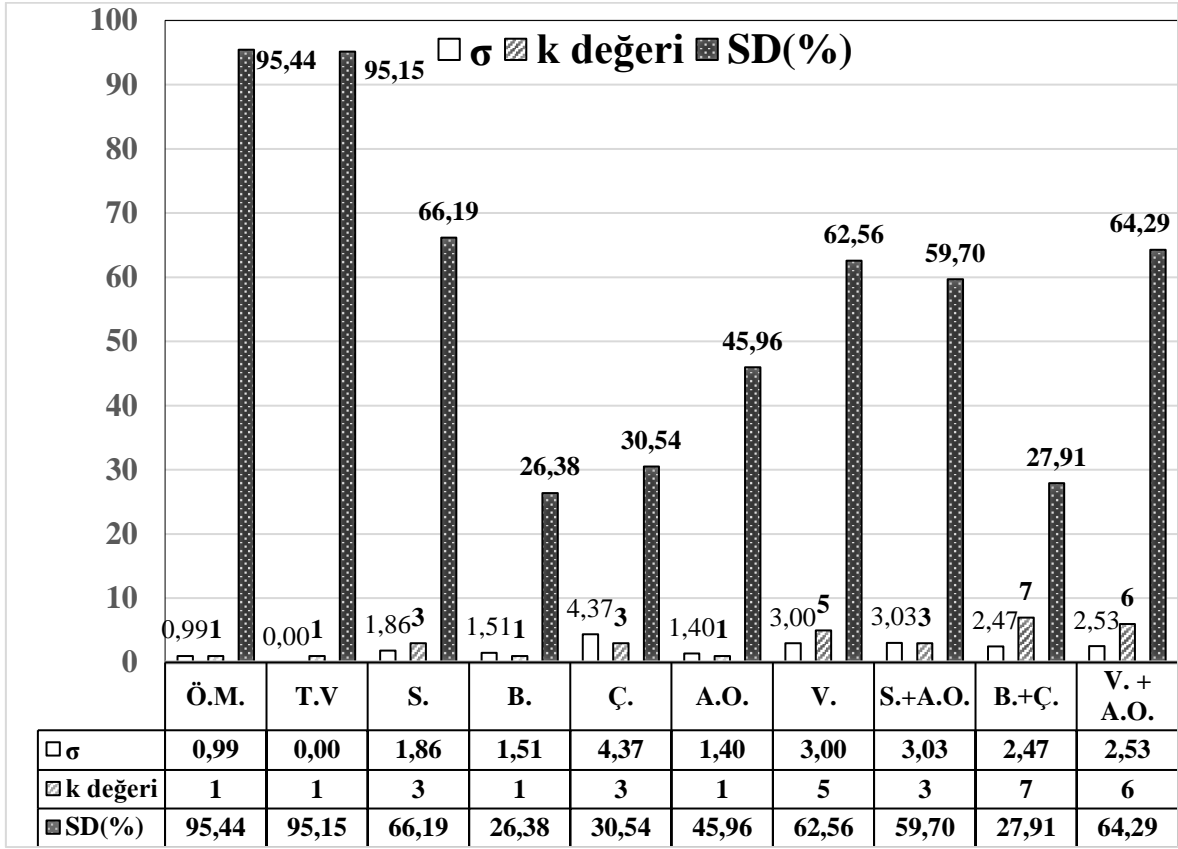
Gerçek Sınıf	1	14		1	1	2	1		1	70.0%	30.0%
	2		18			2				90.0%	10.0%
	3			20						100.0%	
	4				20					100.0%	
	5					20				100.0%	
	6						20			100.0%	
	7			1					19	95.0%	5.0%
	8	1								19	95.0%
		93.3%	100.0%	90.9%	95.2%	83.3%	95.2%	100.0%	95.0%		
		6.7%		9.1%	4.8%	16.7%	4.8%			5.0%	
	1	2	3	4	5	6	7	8			
	Tahmin Edilen Sınıf										

Şekil 3.12. Nane kokusunun kümesine ait EEG verilerinin k-EYK ile sınıflandırılması hata matrisi

Veri seti II'de nane kokusunun koklanması sırasında kaydedilen EEG verilerinin ÖM öznitelikleri ile k-EYK sınıflandırılmasında elde edilen hata matrisi Şekil 3.12'de verilmiştir. Burada gerçekte 1. sınıfa ait olması gereken 6 test denemesi yanlış olarak diğer sınıflara atanmıştır. 2. ve 7. kişi sınıflarına ait verilerde sınıflandırma doğruluğu %100 olarak hesaplanmıştır. Toplamda 160 adet olan test deneme sayısı üzerinden 150'si doğru olarak sınıflandırılmıştır ve sonuçta ortalama %93,88'lik bir doğruluk oranı elde edilmiştir.

Nane kokusunun kümesine ait hesaplanan özniteliklerin dağılımı grafiksel olarak (a) eğitim veri seti, (b) test veri seti olacak şekilde Ek9' da gösterilmiştir.

### 3.3.2. Karanfil Kokusu Kümesine Ait Sonuçlar



Şekil 3.13. Karanfil kokusunun kümesine ait sınıflandırma sonuçlarının grafiksel gösterimi

Veri seti II’de karanfil kokusunun koklanması sırasında kaydedilen EEG verilerinden çıkarılan 10 farklı öznitelik yönteminin performans karşılaştırılması yapılmıştır. Şekil 3.13.’te görüleceği üzere bu tezde önerilen metot (ÖM) olarak sunulan türev varyansının logaritmik fonksiyonu ile öznitelikler çıkarılmış ve k-EYK sınıflandırıcısı ile elde edilen sonuç bu veri kümesi için ortalama %95,44 bulunmuştur (Validasyon sınıflandırma doğruluğu %98,32 bulunmuştur). Bu metoda ait en iyi sonuç veren k parametresi ise k-EYK sınıflandırıcısının k parametresi olup değeri 1 olarak seçilmiştir. Doğrulama sonuçlarının standart sapması ise 0.99 bulunmuştur. Diğer özniteliklere ait sonuçlar karşılaştırılmanın daha iyi yapılabilmesi adına hem grafiksel hem de sayısal veri olarak sunulmuştur.

**Karanfil kokusunun k-EYK sınıflandırması hata matrisi**

Gerçek Sınıf	1	17			2			1	85.0%	15.0%
	2		19		1				95.0%	5.0%
	3			20					100.0%	
	4				20				100.0%	
	5		1			19			95.0%	5.0%
	6						20		100.0%	
	7							20	100.0%	
	8	1				1			18	90.0%
		94.4%	95.0%	100.0%	100.0%	82.6%	100.0%	100.0%	94.7%	
		5.6%	5.0%			17.4%			5.3%	
		1	2	3	4	5	6	7	8	
		Tahmin Edilen Sınıf								

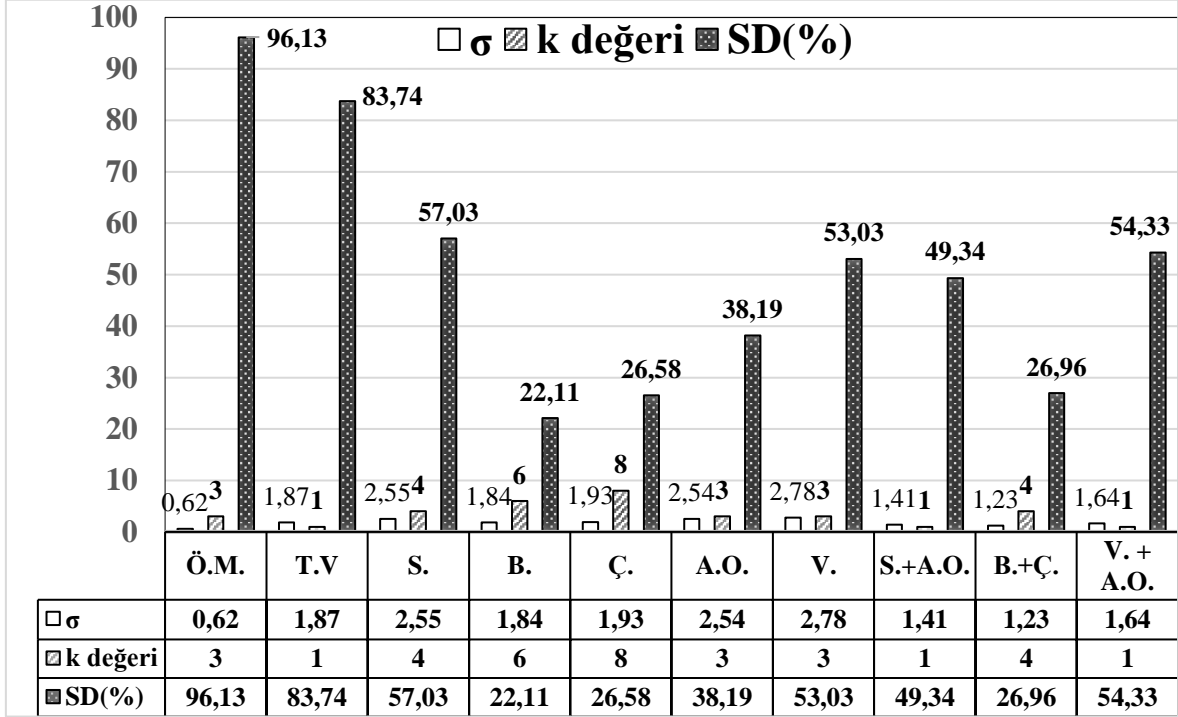
Şekil 3.14. Karanfil kokusunun kümesine ait EEG verilerinin k-EYK ile sınıflandırılması hata matrisi

Veri seti II’de karanfil kokusunun koklanması sırasında kaydedilen EEG verilerinin ÖM öznitelikleri ile k-EYK sınıflandırılmasında elde edilen hata matrisi Şekil 3.14’te verilmiştir. Burada gerçekte 1. sınıfa ait olması gereken 3 test denemesi yanlış olarak 5. Ve 8. sınıflara atanmıştır. 3., 4., 6. ve 7. kişi sınıflarına ait verilerde sınıflandırma doğruluğu %100 olarak hesaplanmıştır. Toplamda 160 adet olan test deneme sayısı üzerinden 153’ü doğru olarak sınıflandırılmıştır ve sonuçta ortalama %95,44’lük bir doğruluk oranı elde edilmiştir.

Karanfil kokusunun kümesine ait hesaplanan özniteliklerin dağılımı grafiksel olarak (a) eğitim veri seti, (b) test veri seti olacak şekilde Ek10’ da gösterilmiştir.



### 3.3.3. Kekik Kokusun Kümesine Ait Sonuçlar



Şekil 3.15. Kekik kokusunun kümesine ait sınıflandırma sonuçlarının grafiksel gösterimi

Veri seti II’de kekik kokusunun koklanması sırasında kaydedilen EEG verilerinden çıkarılan 10 farklı öznitelik yönteminin performans karşılaştırılması yapılmıştır. Şekil 3.15.’te görüleceği üzere bu tezde önerilen metot (ÖM) olarak sunulan türev varyansının logaritmik fonksiyonu ile öznitelikler çıkarılmış ve k-EYK sınıflandırıcısı ile elde edilen sonuç bu veri kümesi için ortalama %96,13 bulunmuştur (Validasyon sınıflandırma doğruluğu %98,29 bulunmuştur). Bu metoda ait en iyi sonuç veren k parametresi ise k-EYK sınıflandırıcısının k parametresi olup değeri 3 olarak seçilmiştir. Doğrulama sonuçlarının standart sapması ise 0.62 bulunmuştur. Diğer özniteliklere ait sonuçlar karşılaştırılmanın daha iyi yapılabilmesi adına hem grafiksel hem de sayısal veri olarak sunulmuştur.

**Kekik kokusunun k-EYK sınıflandırması hata matrisi**

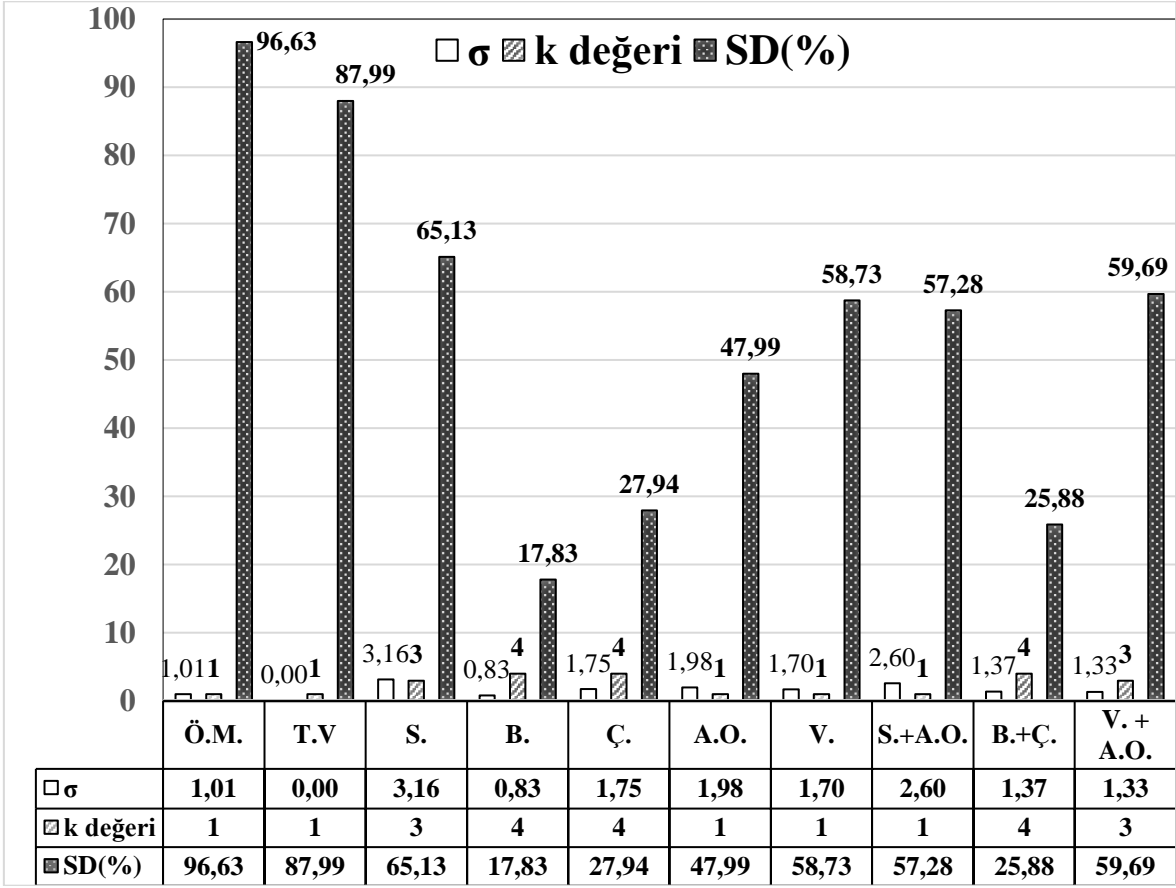
Gerçek Sınıf	1	16		2	1	1				80.0%	20.0%
	2		19			1				95.0%	5.0%
	3			20						100.0%	
	4				19	1				95.0%	5.0%
	5					20				100.0%	
	6						20			100.0%	
	7							20		100.0%	
	8	1							19	95.0%	5.0%
		94.1%	100.0%	90.9%	95.0%	87.0%	100.0%	100.0%	100.0%		
		5.9%		9.1%	5.0%	13.0%					
		1	2	3	4	5	6	7	8		
		Tahmin Edilen Sınıf									

Şekil 3.16. Kekik kokusunun kümesine ait EEG verilerinin k-EYK ile sınıflandırılması hata matrisi

Veri seti II’de kekik kokusunun koklanması sırasında kaydedilen EEG verilerinin ÖM öznitelikleri ile k-EYK sınıflandırılmasında elde edilen hata matrisi Şekil 3.16’da verilmiştir. Burada gerçekte 1. sınıfa ait olması gereken 4 test denemesi yanlış olarak diğer sınıflara atanmıştır. 2., 6., 7. ve 8. kişi sınıflarına ait verilerde sınıflandırma doğruluğu %100 olarak hesaplanmıştır. Toplamda 160 adet olan test deneme sayısı üzerinden 153’ü doğru olarak sınıflandırılmıştır ve sonuçta ortalama %96,13’lük bir doğruluk oranı elde edilmiştir.

Kekik kokusunun kümesine ait hesaplanan özniteliklerin dağılımı grafiksel olarak (a) eğitim veri seti, (b) test veri seti olacak şekilde Ek11’ de gösterilmiştir.

### 3.3.4. Biberiye Kokusunun Kümesine Ait Sonuçlar



Şekil 3.17. Biberiye kokusunun kümesine ait sınıflandırma sonuçlarının grafiksel gösterimi

Veri seti II’de biberiye kokusunun koklanması sırasında kaydedilen EEG verilerinden çıkarılan 10 farklı öznitelik yönteminin performans karşılaştırılması yapılmıştır. Şekil 3.17.’de görüleceği üzere bu tezde önerilen metot (ÖM) olarak sunulan türev varyansının logaritmik fonksiyonu ile öznitelikler çıkarılmış ve k-EYK sınıflandırıcısı ile elde edilen sonuç bu veri kümesi için ortalama %96,63 bulunmuştur (Validasyon sınıflandırma doğruluğu %98,75 bulunmuştur). Bu metoda ait en iyi sonuç veren k parametresi ise k-EYK sınıflandırıcısının k parametresi olup değeri 1 olarak seçilmiştir. Doğrulama sonuçlarının standart sapması ise 1.01 bulunmuştur. Diğer özniteliklere ait sonuçlar karşılaştırılmanın daha iyi yapılabilmesi adına hem grafiksel hem de sayısal veri olarak sunulmuştur.

**Biberiye kokusunun k-EYK sınıflandırması hata matrisi**

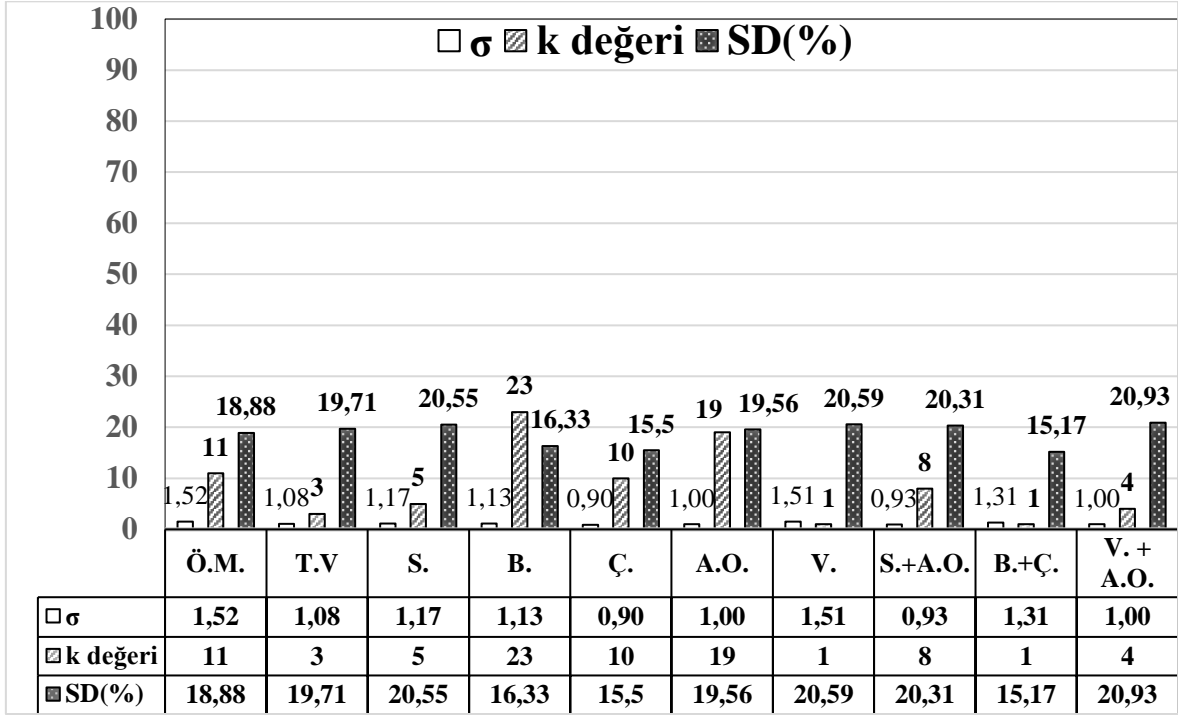
Gerçek Sınıf	1	16		1		1			2	80.0%	20.0%
	2		19			1				95.0%	5.0%
	3			20						100.0%	
	4				20					100.0%	
	5					20				100.0%	
	6						20			100.0%	
	7							20		100.0%	
	8								20	100.0%	
		100.0%	100.0%	95.2%	100.0%	90.9%	100.0%	100.0%	90.9%		
			4.8%			9.1%				9.1%	
	1	2	3	4	5	6	7	8			
	Tahmin Edilen Sınıf										

Şekil 3.18. Biberiye kokusunun kümesine ait EEG verilerinin k-EYK ile sınıflandırılması hata matrisi

Veri seti II'de biberiye kokusunun koklanması sırasında kaydedilen EEG verilerinin ÖM öznitelikleri ile k-EYK sınıflandırılmasında elde edilen hata matrisi Şekil 3.18'de verilmiştir. Burada gerçekte 1. sınıfa ait olması gereken 4 test denemesi yanlış olarak diğer sınıflara atanmıştır. 1.,2., 4., 6. ve 7. kişi sınıflarına ait verilerde sınıflandırma doğruluğu %100 olarak hesaplanmıştır. Toplamda 160 adet olan test deneme sayısı üzerinden 155'i doğru olarak sınıflandırılmıştır ve sonuçta ortalama %96,63'lük bir doğruluk oranı elde edilmiştir.

Biberiye kokusunun kümesine ait hesaplanan özniteliklerin dağılımı grafiksel olarak (a) eğitim veri seti, (b) test veri seti olacak şekilde Ek12' de gösterilmiştir.

### 3.3.5. Bütün Kokuların Toplam Kümesine Ait Sonuçlar



Şekil 3.19. Bütün kokuların toplam kümesine ait sınıflandırma sonuçlarının grafiksel gösterimi

Veri seti II’de 4 farklı koku kümesinin tek bir veri kümesinde bir arada olacak şekilde hazırlanmasıyla oluşturulmuştur. Bu veri kümesinden çıkarılan 10 farklı öznelik yönteminin performans karşılaştırılması yapılmıştır. Şekil 3.19.’da görüleceği üzere bu tezde önerilen metot (ÖM) olarak sunulan türev varyansının logaritmik fonksiyonu ile öznelikler çıkarılmış ve k-EYK sınıflandırıcısı ile elde edilen sonuç bu veri kümesi için ortalama %18,88 bulunmuştur (Validasyon sınıflandırma doğruluğu %22,50 bulunmuştur). Bu metoda ait en iyi sonuç veren k parametresi ise k-EYK sınıflandırıcısının k parametresi olup değeri 11 olarak seçilmiştir. Doğrulama sonuçlarının standart sapması ise 1.52 bulunmuştur. Diğer özneliklere ait sonuçlar karşılaştırılmanın daha iyi yapılabilmesi adına hem grafiksel hem de sayısal veri olarak sunulmuştur. Veri seti I’e göre sınıflandırma doğruluğunun düşük değerlerde elde edilmesi sonuçlar kısmında irdelenmiştir.

**Bütün kokuların k-EYK sınıflandırması hata matrisi**

Gerçek Sınıf	1	22	6	10	5	17	3	12	5	27.5%	72.5%
	2	4	13	7	21	3	13	4	15	16.3%	83.8%
	3	28	5	8	2	12	4	17	4	10.0%	90.0%
	4	2	22	2	20	1	13	5	15	25.0%	75.0%
	5	13	7	10	3	15	4	16	12	18.8%	81.3%
	6	5	15	2	21	4	20		13	25.0%	75.0%
	7	9	4	12	3	14	7	8	3	13.3%	86.7%
	8	10	16	6	15	6	18	2	27	27.0%	73.0%
		23.7%	14.8%	14.0%	22.2%	20.8%	24.4%	12.5%	28.7%		
		76.3%	85.2%	86.0%	77.8%	79.2%	75.6%	87.5%	71.3%		
		1	2	3	4	5	6	7	8		
		Tahmin Edilen Sınıf									

Şekil 3.20. Bütün kokuların veri kümesinin k-EYK ile sınıflandırılması hata matrisi

Veri seti II'de bütün koku verilerine ait kümeden ÖM öznelikleri ile k-EYK sınıflandırılmasında elde edilen hata matrisi Şekil 3.20'de verilmiştir. Burada toplamda 4 veri kümesinin 640 adet olan test deneme sayısı üzerinden 133'ü doğru olarak sınıflandırılmıştır ve sonuçta %18,88'lik bir doğruluk oranı elde edilmiştir.

Bütün kokuların toplam kümesine ait hesaplanan özneliklerin dağılımı grafiksel olarak (a) eğitim veri seti, (b) test veri seti olacak şekilde Ek13' te gösterilmiştir.

### 3.4. Performans Karşılaştırılması

Literatürde EEG tabanlı kişi sınıflandırması üzerine birçok çalışma mevcuttur. Gün geçtikçe artan bir şekilde kişiye özel biyometreler sunan EEG üzerine yapılan çalışmalar artmaktadır. Diğer kişi tanımlama yöntemlerine nazaran daha yüksek sınıf doğruluğu veren EEG tabanlı biyometreler bu tez çalışmasında yer almıştır. Konunun derinlemesine incelenmesi adına iki farklı veri seti kullanılmıştır. Tablo 3.2 de görüleceği üzere literatürde performans karşılaştırmalarında daha çok kıstas olarak kabul edilen veriler aşağıda sınıf-kişi sayısı, kullanılan kanal sayısı, öznelik çıkarma yöntemi ile sınıflandırma yöntemi, EEG kayıtlarının alınış metodu şeklinde hazırlanmıştır.

Tablo 3.2 Literatüre göre performans karşılaştırılması

Çalışma Özellikleri			Kişi Sayısı	Kanal Sayısı	Yöntem	Görevler - Komutlar	Performans (%)
Fladby	[24]	2008	12	61	Güç Tayfı Öznitelikleri	8 farklı görev ( Rahatlama, müzik dinleme ...v.b)	21,42 EER
Marcel ve Millian	[27]	2007	9	-	Maksimum Artçıl Kestirimi ile Gauss Karışım modeli	Kelime Üretme	6,6 HTER
Hema	[29]	2008	6	3	Beta Dalgalarının Güç Tayf Yoğunluğu ile İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları	Üç Farklı Görev Hayali	94,4-97,5
Mu ve Hu	[30]	2009	3	6	Geri Yayılım Yapay Sinir Ağları	-	80,7-86,7
Shedeed	[34]	2011	3	4	Hızlı Fourier Dönüşümü ve Dalgacık Paketinin Ayrıştırılması ile Yapay Sinir Ağları	Gözler Kapalı Vücut Haraketsiz Konumda	66-93
Sun	[38]	2008	9	15	Ortak Uzamsal Örüntüler İle Yapay Sinir Ağları	Sağ ve Sol Parmağın Hayali Hareketi	94
Koike-Akino	[40]	2016	25	14	En Küçük Kareler İle Kuadratik Diskriminant Analizi	Görsel U. Potansiyeller (VEP)	72-96,7
Ravi ve Palaniappan	[44]	2005	20	61	Temel Bileşenler Analizi ile Yapay Sinir Ağları ve k-EYK	Görsel U. Potansiyeller (VEP)	95,25
Hu	[45]	2009	10	6	Beta Dalgaları ile Welch Algoritması	Sağ ile Sol Kolun, Dilin ve Ayağın Hayali Hareketi	75-80
Yeom ve arkadaşları	[46]	2013	10	18	Fark Ve Zaman Türevi Öznitelikleri ile Gauss Destek Vektör Makinaları	Kişilere Kendisinin Veya Başkasının Fotoğrafını Gösterme	86
Gui ve arkadaşları	[54]	2014	32	6	Dalgacık Paketinin Ayrıştırılması ile Yapay Sinir Ağları	Sessiz Okuma	90
Bu Tez Çalışması	Veri Seti I	2019	3	18	Önerilen Metot ile k-EYK	4 Yönde Hayali Motor İmleci Hareketi	96,70
	Veri Seti II	2019	8	17	Önerilen Metot ile k-EYK	4 Farklı Koku	95,52

Tablo 3.2’de [28], [45] ve [46] çalışmalarındaki veriler ile bu tezde veri seti I’deki veriler hayali motor hareketlerinin yapılması sırasında kaydedilen EEG verileridir. Bu çalışmalarda farklı sınıflandırma ve öznitelik çıkarma yöntemleri kullanılmış olup bu tez çalışması [28], [45] ve [46]’dan daha yüksek bir sınıflandırma doğruluğuna sahiptir. Veri seti II’den elde edilen ortalama sınıf doğruluğu da benzer şekilde literatürdeki birçok EEG tabanlı kişi doğrulaması çalışmalarından daha yüksek sınıflandırma doğruluğuna sahiptir. Benzer şekilde [44] çalışmasında sınıflandırma metodu olarak k-EYK kullanılmıştır ve ortalama sınıf doğruluğu %95,25 olarak elde edilmiştir. Yine bu sonuç bu tez çalışmasında kullanılan ve k-EYK sınıflandırıcısı ile sınıflandırılan veri seti I-II den elde edilen ortalama sınıflandırma doğruluğundan düşüktür. Bu tez çalışmasında hem performans hem de sınıflandırma doğruluğu yüksek olacak şekilde öznitelik çıkarma yöntemi önerilmiş ve k-EYK sınıflandırıcısı ile sınıflandırılarak veri seti I ve veri seti II için sırasıyla ortalama %96,70 ve %95,52 gibi yüksek sonuçlar elde edilmiştir.



#### 4. SONUÇLAR

EEG sinyalleri doğası gereği değişken sinyallerdir. Kişinin o an içerisinde bulunduğu psikolojik durumla doğrudan bağlantılıdır. Buradan yola çıkılarak denilebilir ki veri seti I ve veri seti II için deney verilerinin kayıtları 1 hafta arayla yapılması nedeniyle 3 kişiye ait EEG verileri ve 8 kişiye ait EEG verileri kendi sınıfı içerisinde de kişinin o anki ruh haline göre farklılık göstermiştir. Bu da ortalama doğruluk sonucunu düşürmüştür. Bu durumu gerçek hayata uyarlanmış olarak düşünersek yapılan çalışmanın gerçekçi sonuçlar verdiği söylenebilir.

Bu tez çalışmasında EEG tabanlı iki farklı veri seti ile kişi sınıflandırılması yapılmıştır. Bu iki veri kümesine ait görevler kendi aralarında ayrılarak ve bu görev verilerinin bir arada kullanılmasıyla oluşturulmuş toplam veri kümesi ÖM ile k-EYK algoritmasıyla sınıflandırılmıştır. Tablo 4.1’de ÖM öznelik çıkarma yöntemi ile k-EYK algoritmasından elde edilen ortalama sınıflandırma doğrulukları verilmiştir. Ortalama sınıflandırma doğruluğunu desteklemek adına sonuçların standart sapması ve hata matrisleri 3. bölümde bulgular kısmında verilmiştir.

Tablo 4.1 ÖM ve k-EYK sınıflandırıcısı ile ortalama sınıflandırma doğrulukları

	<b>Veri Kümesi</b>	<b>Ortalama SD (%)</b>
<b>Veri Seti I</b>	Yukarı doğru imleç hayali	93,86
	Aşağı doğru imleç hayali	98,25
	Sağa doğru imleç hayali	96,49
	Sola doğru imleç hayali	98,18
	<b>Veri Seti I Ortalama SD</b>	<b>96,70</b>
<b>Veri Seti II</b>	Nane kokusu	93,88
	Karanfil kokusu	95,44
	Kekik kokusu	96,13
	Biberiye kokusu	96,63
	<b>Veri Seti II Ortalama SD</b>	<b>95,52</b>

Veri seti I'de en yüksek sınıflandırma oranı imlecin aşağı doğru hayali sırasında kaydedilen EEG verilerinden elde edilmiştir (%98,25).

Veri seti II'de en yüksek sınıflandırma oranı biberiyenin koklanması sırasında kaydedilen EEG verilerinden elde edilmiştir (%96,63).

Veri seti I'de 4 veri kümesinin toplamından oluşturulan bütün yönlerin toplam imleç hayaline dayalı veri kümesinden %96,71'lik yüksek sonuç elde edilmiştir. İlk adımda bu sonuç bizlere EEG verilerinin komuttan veya görevden bağımsız olarak her kişiye özel olduğunu düşünmemize sebep olmuştur. Bu sonucun tutarlı olup olmadığını kontrol etmek adına veri seti II kullanılmıştır. Veri seti II'nin 4 veri kümesinin toplamından oluşturulan bütün kokuların toplam veri kümesinden en fazla %20,93'lük bir sonuç elde edilmiştir. Bu sonuç bize EEG sinyallerinin kişiye özgü olduğunu göstermesinin yanında EEG sinyallerinin sınıflandırılmasında kişilere benzer görevler yaptırılması ile daha yüksek sonuç elde edileceğini göstermektedir. Yani her kişinin kekik koklaması sırasında kaydedilen EEG verileri farklı bir baharatın koklanması sırasında kaydedilen EEG verileri ile sınıflandırılmamalı. Bunun aksine yine aynı baharat türünün kullanılmasının sınıflandırma sonuçlarını yüksek tutacağı öngörülmektedir. Bu iki veri setine ait detaylı bilgilere yapılan çalışmalar kısmında ulaşılabilir.

Kullanılan ÖM sonucunu daha iyi değerlendirmek adına 9 farklı öznitelik çıkarma yöntemi bütün veri kümelerinde denenmiştir. Bunlardan veri seti I'de ÖM'dan elde edilen sonuçlara yakın değerlere türev varyansı, standart sapmalar, varyans, aritmetik ortalama ve bunların bir arada kullanılmasıyla ulaşılmıştır. Ancak işlem hızı ve doğruluk açısından düşünüldüğünü en iyi sonucu tekrar ÖM vermiştir. Veri seti II'de ise ÖM doğruluğuna en çok türev varyansı öznitelik çıkarma yöntemiyle yapılan sınıflandırma yaklaşmıştır.

Bu tez çalışmasında farklı iki veri kümesine de benzer öznitelik çıkarma yöntemi uygulanması ve aynı k-EYK sınıflandırıcısıyla yüksek sınıflandırma doğruluğu elde edilmesi amaçlanmıştır. Bu sayede hem hızdan hem de sınıflandırma doğruluğundan ödün vermeden literatüre göre özgün bir metot önerilmiştir. Aynı zamanda birbirinden bağımsız ve farklı görevler sonucunda verilerin elde edilmesi ile bu verilerden yaklaşık olarak her ikisinde de yüksek sonuçlar elde edilmiş olması adına bu tez çalışması literatüre göre bir adım öne çıkmaktadır.

## 5. ÖNERİLER VE TARTIŞMA

Beynin her bölgesi farklı görevlerle alakalıdır. EEG kayıtları yapılan görevin-komutun türüne göre hangi kanal verilerinin daha iyi sonuç vereceği bundan sonraki çalışmalarda incelenebilir.

Her kişiden kaydedilen EEG verisi birbirinden farklıdır. Dolayısıyla sınıf sayısına göre kişiye özel öznelik çıkarma yöntemi ve kişiye özel sınıflandırıcı seçilmesi ortalama doğruluk oranını arttıracaktır. Bu tarz bir çalışmaya ait kişi doğrulaması elbette zaman alıcı olacaktır ve sistemin kişi doğrulaması yapacağı sırada da analiz işlemlerinin uzun sürmesine sebebiyet verecektir.

EEG verilerinin analizi ve sınıflandırma doğruluklarının yükseltilmesi çalışmalarıyla nörolojik ve psikolojik hastalıkların teşhisi daha kolay ve hızlı yapılacaktır. Ayrıca ALS hastaları için beyin bilgisayar ara yüzü çalışmaları için de bu çalışma bir alt yapı oluşturacak nitelikte özgün bir çalışmadır.

EEG biyometreleri diğer kişi doğrulama sistemlerine nazaran kaydedilmesi kolaydır. Benzerini taklit etmek veya sistemi kandırmak diğer kişi doğrulama sistemlerine göre neredeyse imkânsızdır. Bu sebeple EEG tabanlı kişi doğrulama sistemleri bu ve birçok sebeple diğer kişi doğrulama-tanılama sistemlerinden üstündür.

Günümüzde internet hızının ve bilgisayarların işlem yapabilme hızlarının artması sayesinde kişiler internet üzerinden yüksek güvenlik gerektiren elektronik alışveriş, bankacılık işlemleri, elektronik devlet, elektronik sağlık, elektronik oylama gibi işlemleri EEG verilerinin anlık analiziyle gerçekleştirebileceklerdir.

Yüksek güvenlik gerektiren ağır sektörle parmak izi kişi doğrulama sistemleri yeterli olmamaktadır. Kişinin parmaklarında meydana gelen hafif kesikler bile kimlik doğrulama aşamasının gerçekleştirilmesine engel teşkil etmektedir. Buna karşılık EEG ile kişi doğrulamasında bu tip problemler yaşanmayacaktır.

Test sonucu yüksek değerler veren EEG tabanlı kişi sınıflandırması hem bugün hem de yakın gelecekte araştırmacıların daha da yoğunlaşacağı bir alan olacaktır. Hala gizemini koruyan insan beyni üzerine yapılacak araştırmalar arttıkça EEG sinyallerinin geçek anlamdaki değeri de bu doğrultuda artacağı düşünülmektedir.

## 6. KAYNAKLAR

1. Tanya, L., Human Brain: Facts, Functions & Anatomy  
<https://www.livescience.com/29365-human-brain.html>, 01 Haziran 2019.
2. M.E.B Biyomedikal Cihaz Teknolojileri, Beyin Sinyal İzleyicilerde Kurulum , Megep Modülü, Kod 523EO0289, Ankara, 2011.
3. <https://www.bilimvesaglik.com/sinir-sistemi/sinir-hucresinin-noronun-yapisi-ve-gorevleri.html> Sinir Hücresinin Yapısı ve Görevleri 01 Haziran 2019.
4. Haas, L F (2003). "Hans Berger (1873-1941), Richard Caton (1842-1926), and electroencephalography". Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry. 74 (1): 9.
5. Nield, D. "Scientists Have Connected The Brains of 3 People, Enabling Them to Share Thoughts". <https://www.sciencealert.com/brain-to-brain-mind-connection-lets-three-people-share-thoughts> 06 Haziran 2019.
6. Başar, E., 1980. EEG-Brain Dynamics. Relation between EEG and evoked potentials, Elsevier, Amsterdam
7. Sanei S, Chambers JA. EEG Signal Processing, Wiley, England, 2007, 313.
8. Ullsperger M, Debener S. Simultaneous EEG and fMRI: recording, analysis, and application. Oxford University Press. 2010, 311.
9. Klimesch W. "EEG alpha and theta oscillations reflect cognitive and memory performance: a review and analysis" Brain research reviews, 1999, 29(2), s 169-195
10. Jasper, Herbert H. "Report of the committee on methods of clinical examination in electroencephalography". Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 1958, 10(2):370–375
11. Bora, İ., Yeni, S.N., "EEG Atlası.", 2012 , İstanbul.
12. Dinei Florencio, Cormac Herley, and Baris Coskun. Do strong web passwords accomplish anything? HotSec, 7:6, 2007.
13. Danko , A.S. , Fernandez, G.C., "My Brain is My Passport. Verify Me." , IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE) , San Antonio , USA, 2016.
14. Miller, B., "Vital signs of identity [biometrics]." Spectrum, IEEE, 31(2):22–30, Feb 1994.

15. Drahansky, M., "Biometric security systems fingerprint recognition technology." VUTIUM, 2005
16. Mordini, E., Tzovaras, D., "Second generation biometrics: the ethical, legal and social context" volume 11. Springer, 1. Aufl. edition, 2012.
17. Stassen, H., "Computerized recognition of persons by eeg spectral patterns. Electroencephalography and clinical neurophysiology." 49(1):190-194, 1980.
18. Campisi, P., La Rocca, D. "Brain waves for automatic biometric based user recognition." , 2014.
19. Marcel, S. and Millian, J. d. R., "Person authentication using brainwaves (eeg) and maximum a posteriori model adaptation. Pattern Analysis and Machine Intelligence." IEEE Transactions on, 29(4):743-752. 2007
20. Thorpe, J., Van Oorschot, P. C., ve Somayaji, A. "Pass-thoughts: authenticating with our minds." New security paradigms, pages 45-56. ACM. 2005.
21. Pham, T.D., "EEG-based Person Authentication for Security Sytems." A thesis submitted for the degree of Doctor of Philosophy in Information Sciences and Engineering University of Canberra, November, 2016.
22. Stallng, W. and Brown, L. "Computer Security: Principles And Practice" third edition. 2015.
23. Jain, A.K., Ross, A., Prabhakar, S., "An introduction to biometric recognition" , Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on, Volume: 14 , Issue: 1 , Jan. 2004, pages:4 – 20.
24. Fladby, K., "Brain Wave Based Authentication." Master's Thesis ,Department of Computer Science and Media Technology ,Gjøvik University College, 2008.
25. Palaniappan, R., "Method of identifying individuals using VEP signals and neural network," IEE Proceedings Science, Measurement and Technology, vol. 151, no. 1, pp. 16 20, 2004.
26. Liang, N., Saratchandran, P.,Huang, G., and Sundararajan, N., "Classification of mental tasks from EEG signals using extreme learning machine," International Journal of Neural Systems, vol. 16, no. 1, pp. 29–38, 2006.
27. Marcel S., and Millian J. D. R., "Person authentication using brainwaves (EEG) and maximum a posteriori model adaptation," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 29, no. 4, pp. 743–752, 2007.
28. He., C., Lv, X., and Wang, Z. J., "Hashing the mAR coefficients from EEG data for person authentication," in Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP '09), pp. 1445–1448, Taipei, Taiwan, April 2009.

29. Hema, C. R., Paulraj, M. P., and Kaur, H., "Brain signatures: a modality for biometric authentication," in Proceedings of the International Conference on Electronic Design (ICED '08), pp. 1–3, Penang, Malaysia, December 2008.
30. Mu, Z., and Hu, J., "Research of EEG identification computing based on AR model," in Proceedings of the 2009 International Conference on Future BioMedical Information Engineering, FBIE 2009, pp. 366–368, Sanya, China, December 2009.
31. Brigham, K., and Kumar, B.V.K.V. "Subject identification from Electroencephalogram (EEG) signals during imagined speech," in Proceedings of the 4th IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems, BTAS 2010, pp. 1–8, September 2010.
32. Ashby, C., Bhatia, A., Tenore, F., and Vogelstein, J., "Low-cost electroencephalogram (EEG) based authentication," in Proceedings of the 2011 5th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering, NER 2011, pp. 442–445, Cancun, Mexico, May 2011.
33. Hu, J. F., "Biometric system based on EEG signals by feature combination," in Proceedings of the 2010 International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation (ICMTMA 2010), pp. 752–755, Changsha City, China, March 2010.
34. Shedeed, H. A., "A new method for person identification in a biometric security system based on brain EEG signal processing," in Proceedings of the 2011 World Congress on Information and Communication Technologies, WICT 2011, pp. 1205–1210, Mumbai, India, December 2011.
35. Chuang, J., Nguyen, H., Wang, C., and Johnson, B., "I think therefore I am: Usability and security of authentication using brainwaves," in Financial Cryptography and Data Security, vol. 7862 of Lecture Notes in Computer Science, pp. 1–16, Springer, Heidelberg, Berlin, Germany, 2013.
36. Dan, Z., Xifeng, Z., and Qiangang, G., "An Identification System Based on Portable EEG Acquisition Equipment," in Proceedings of the 2013 Third International Conference on Intelligent System Design and Engineering Applications (ISDEA), pp. 281–284, Hong Kong, China, January 2013.
37. Abo-Zahhad, M., Ahmed, S. M., and Abbas, S. N., "A new EEG acquisition protocol for biometric identification using eye blinking signals," *Intelligent Systems and Applications*, vol. 7, no. 6, pp. 48–54, 2015.
38. Sun, S., "Multitask learning for EEG-based biometrics." In International Conference on Pattern Recognition, (ICPR 2008), December 8-11, 2008, Tampa, Florida, USA.
39. Delpozto-Banos, M., Travieso, C.M., Weidemann, C.T., and Alonso, J.B., "EEG biometric identification: A thorough exploration of the time-frequency domain," *Journal of Neural Engineering*, vol. 12, no. 5, Article ID 056019, 2015.

40. T. Koike-Akino, R. Mahajan, T. K. Marks et al., “High-accuracy user identification using EEG biometrics,” in Proceedings of the 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC 2016, pp. 854–858, USA, August 2016.
41. Riera, A., Soria-Frisch, A., Caparrini, M., Grau, G., and Ruffini, G. “Unobtrusive biometric system based on electroencephalogram analysis.” EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2008:18, 2008.
42. Poulos, M., Rangoussi, M., Chrissikopoulos, V., and Evangelou, A., “Parametric person identification from the EEG using computational geometry”. Volume 2, Pafos, Cyprus, 1999, pp 1005-1008.
43. Poulos, M., Rangoussi, M., Chrissikopoulos, V., and Evangelou, A., “Person identification based on the parametric processing of the EEG”. Volume 1, pp 283 –286, 1999.
44. Ravi, K., and Palaniappan, R., “Leave-one-out authentication of persons using 40Hz EEG oscillations”. In The International Conference on Computer as a Tool, volume 2, pp 1386 –1389, 2005.
45. Hu, J.F, “Multifeature biometric system based on EEG signals.” In Proceedings of the 2nd International Conference on Interaction Sciences, Seoul, Korea, 2009, pp 1341–1345.
46. Yeom, S.-K., Suk, H.-I., and Lee, S.-W., “Person authentication from neural activity of face-specific visual self-representation,” *Pattern Recognition*, vol. 46, no. 4, pp. 1159-1169, 2013.
47. Akça, M., “Standart Sapma” <http://mustafaakca.com/standart-sapma/> 10 Ağustos 2019.
48. Küçük H., Tepe C., Eminoğlu I. (2013): "Classification of EMG Signals by k-Nearest Neighbor Algorithm and Support Vector Machine Methods", 21st Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU) IEEE, 2013, s.1–4.
49. AnAj, A.A., <https://stackabuse.com/overview-of-classification-methods-in-python-with-scikit-learn/> 25 Ağustos 2019.
50. Aydemir, Ö., “İmlecın İki Boyutlu Hareketinin Hayali Sırasında Kaydedilmiş Eeg İşaretlerinin Karar Ağaç Yapısı Esaslı Sınıflandırılması.” Doktora Tezi , Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Trabzon, Nisan 2013.
51. Khandelwal, R., “K-fold and other cross-validation techniques” <https://medium.com/datadriveninvestor/k-fold-and-other-cross-validation-techniques-6c03a2563f1e>, 25 Ağustos 2019.
52. Bramer, M. . “Principles of Data Mining” (2nd ed.), London: Springer-Verlag. 2013
53. Fawcett. T., “An Introduction to ROC Analysis”, *Pattern Recognition Letters* 27, 2006, pp 861-874.

54. Gui, Q., Jin, Z., Xu, W., “Exploring EEG- based biometrics for user identification and authentication.” In Proceedings of the Signal Processing in Medicine and Biology Symposium, Philadelphia, PA, USA,13 December 2014; pp. 1–6.





## 7. EKLER

Ek 1.

Tablo 7.1. Deneye katılan 8 gönüllü kişi hakkında bilgiler (Veri seti I’de OA kişisine ait EEG verileri 2011 yılına aittir. Kişiyeye ait yaş değeri o sebeple farklıdır. Burada 2017’de Veri Seti II’ye ait bilgiler verilmiştir)

Gönüllü Kişiler	Ad Soyad	Sınıf İsmi	Yaş	Deney Tarihi
Kişi 1	AI	Sınıf1 (S1)	22	19.07.2017
Kişi 2	EC	Sınıf2 (S2)	23	20.07.2017
Kişi 3	MO	Sınıf3 (S3)	21	25.07.2017
Kişi 4	TB	Sınıf4 (S4)	22	26.07.2017
Kişi 5	SA	Sınıf5 (S5)	22	27.07.2017
Kişi 6	MAB	Sınıf6 (S6)	22	01.08.2017
Kişi 7	OA	Sınıf7 (S7)	35	02.08.2017
Kişi 8	AH	Sınıf8 (S8)	21	03.08.2017

Ek 2. k-EYK için k parametresinin belirlenmesine ait rasgele alt örnekleme çapraz onaylama Matlab programı kodları veri seti I

```

clear
clc
close all

load TrainData1
load TrainData1_Label
load TestData1
load TestData1_Label

Train=TrainData1;
TrainLabel=TrainData1_Label;
Test=TestData1;
TestLabel=TestData1_Label;

clearvars -except Train TrainLabel Test TestLabel

%%%%%%%%%%
for uk=1:100
for i=1:size(Train,1) %Deneme sayısı kadar
    Trial_FV=[];
    for j=1:size(Train,3) %Kanal sayısı kadar
        Trial=Train(i,:,j);
        Trial_FV_Ch=[log(var(diff(Trial)))];
        Trial_FV=[Trial_FV Trial_FV_Ch];
    end
    Train_FV(i,:)=Trial_FV;
end

for i=1:size(Test,1) %Deneme sayısı kadar
    Trial_FV=[];
    for j=1:size(Test,3) %Kanal sayısı kadar
        Trial=Test(i,:,j);
        Trial_FV_Ch=[log(var(diff(Trial)))];
        Trial_FV=[Trial_FV Trial_FV_Ch];
    end
    Test_FV(i,:)=Trial_FV;
end

Train_FV1=Train_FV(1:37,:);
Train_FV2=Train_FV(38:72,:);
Train_FV3=Train_FV(73:109,:);

C1=randomsayi(1,37,37);
C2=randomsayi(1,35,35);
C3=randomsayi(1,37,37);

```

```

Train_FV1_val=Train_FV1(C1,:);
Train_FV2_val=Train_FV2(C2,:);
Train_FV3_val=Train_FV3(C3,:);

```

```

TrainDataC1=Train_FV1_val(1:18,:);
TestDataC1=Train_FV1_val(19:37,:);

```

```

TrainDataC2=Train_FV2_val(1:17,:);
TestDataC2=Train_FV2_val(18:35,:);

```

```

TrainDataC3=Train_FV3_val(1:19,:);
TestDataC3=Train_FV3_val(20:37,:);

```

```

Train_val=[TrainDataC1;TrainDataC2;TrainDataC3];
Test_val=[TestDataC1;TestDataC2;TestDataC3];
TrainLabel_val=[ones(1,18) 2*ones(1,17) 3*ones(1,19) ];
TestLabel_val=[ones(1,19) 2*ones(1,18) 3*ones(1,18) ];

```

```

for k=1:11
classkNN_val = knnclassify(Test_val,Train_val,TrainLabel_val,k,'euclidean','nearest');
cp_val=classperf(TestLabel_val,classkNN_val);
CR(k)=cp_val.CorrectRate*100;
end

```

```

[ValidasyonCA(uk) Best_k(uk)]=max(CR)
classkNN = knnclassify(Test_FV,Train_FV,TrainLabel,Best_k(uk),'euclidean','nearest');
cp=classperf(TestLabel,classkNN);
TestCA(uk)=cp.CorrectRate*100
end

```

```
AA=cp.CountingMatrix
```

```
Validasyonsonuc=[mean(ValidasyonCA) std(ValidasyonCA)]
Testsonuc=[mean(TestCA) std(TestCA)]

```

```
figure
```

```

cm = confusionchart(TestLabel,classkNN, ...
    'Title','İmlecın yukarı doğru hayali k-EYK sınıflandırması hata matrisi', ...
    'RowSummary','row-normalized', ...
    'ColumnSummary','column-normalized',...
    'XLabel','Tahmin Edilen Sınıf','YLabel','Gerçek Sınıf','FontSize',12,'FontName','Times
New Roman');

```

Ek 3. k-EYK için k parametresinin belirlenmesine ait rasgele alt örnekleme çapraz onaylama Matlab programı kodları veri seti II

```

clear
clc
close all

% Verilerin yüklenmesi
load TrainData1
load TrainData1_Label
load TestData1
load TestData1_Label

Train=TrainData1;
TrainLabel=TrainData1_Label;
Test=TestData1;
TestLabel=label;

clearvars -except Train TrainLabel Test TestLabel

% Train verilerinden özniteliklerin çıkarılması
for uk=1:100
    for i=1:size(Train,1)
        Trial_FV=[];
        for j=1:size(Train,3)
            Trial=Train(i,:j);
            Trial_FV_Ch=[log(var(diff(Trial)))];
            Trial_FV=[Trial_FV Trial_FV_Ch];
        end
        Train_FV(i,:)=Trial_FV;
    end
end

% Test verilerinden özniteliklerin çıkarılması

for i=1:size(Test,1)
    Trial_FV=[];
    for j=1:size(Test,3)
        Trial=Test(i,:j);
        Trial_FV_Ch=[log(var(diff(Trial)))];
        Trial_FV=[Trial_FV Trial_FV_Ch];
    end
    Test_FV(i,:)=Trial_FV;
end

% Validasyon testi için verilerin alt eğitim kümesine ayrılması
Train_FV1=Train_FV(1:20,:);
Train_FV2=Train_FV(21:40,:);
Train_FV3=Train_FV(41:60,:);

```

```
Train_FV4=Train_FV(61:80,:);  
Train_FV5=Train_FV(81:100,:);  
Train_FV6=Train_FV(101:120,:);  
Train_FV7=Train_FV(121:140,:);  
Train_FV8=Train_FV(141:160,:);
```

```
C1=randomsayi(1,20,20);  
C2=randomsayi(1,20,20);  
C3=randomsayi(1,20,20);  
C4=randomsayi(1,20,20);  
C5=randomsayi(1,20,20);  
C6=randomsayi(1,20,20);  
C7=randomsayi(1,20,20);  
C8=randomsayi(1,20,20);
```

```
Train_FV1_val=Train_FV1(C1,:);  
Train_FV2_val=Train_FV2(C2,:);  
Train_FV3_val=Train_FV3(C3,:);  
Train_FV4_val=Train_FV4(C4,:);  
Train_FV5_val=Train_FV5(C5,:);  
Train_FV6_val=Train_FV6(C6,:);  
Train_FV7_val=Train_FV7(C7,:);  
Train_FV8_val=Train_FV8(C8,:);
```

```
TrainDataC1=Train_FV1_val(1:10,:);  
TestDataC1=Train_FV1_val(11:20,:);
```

```
TrainDataC2=Train_FV2_val(1:10,:);  
TestDataC2=Train_FV2_val(11:20,:);
```

```
TrainDataC3=Train_FV3_val(1:10,:);  
TestDataC3=Train_FV3_val(11:20,:);
```

```
TrainDataC4=Train_FV4_val(1:10,:);  
TestDataC4=Train_FV4_val(11:20,:);
```

```
TrainDataC5=Train_FV5_val(1:10,:);  
TestDataC5=Train_FV5_val(11:20,:);
```

```
TrainDataC6=Train_FV6_val(1:10,:);  
TestDataC6=Train_FV6_val(11:20,:);
```

```
TrainDataC7=Train_FV7_val(1:10,:);  
TestDataC7=Train_FV7_val(11:20,:);
```

```
TrainDataC8=Train_FV8_val(1:10,:);  
TestDataC8=Train_FV8_val(11:20,:);
```

```
Train_val=[TrainDataC1 ; TrainDataC2 ; TrainDataC3 ; TrainDataC4 ; ...
          TrainDataC5 ; TrainDataC6 ; TrainDataC7 ; TrainDataC8];
```

```
Test_val=[TestDataC1 ; TestDataC2 ; TestDataC3 ; TestDataC4 ; ...
         TestDataC5 ; TestDataC6 ; TestDataC7 ; TestDataC8];
```

```
TrainLabel_val=[ones(1,10) 2*ones(1,10) 3*ones(1,10) 4*ones(1,10)...
               5*ones(1,10) 6*ones(1,10) 7*ones(1,10) 8*ones(1,10)];
```

```
TestLabel_val=[ones(1,10) 2*ones(1,10) 3*ones(1,10) 4*ones(1,10)...
              5*ones(1,10) 6*ones(1,10) 7*ones(1,10) 8*ones(1,10)];
```

```
for k=1:13
    claskNN_val=knnclassify(Test_val,Train_val,TrainLabel_val,k,'euclidean','nearest');
    cp_val=classperf(TestLabel_val,claskNN_val);
    CR(k)=cp_val.CorrectRate*100;
end
```

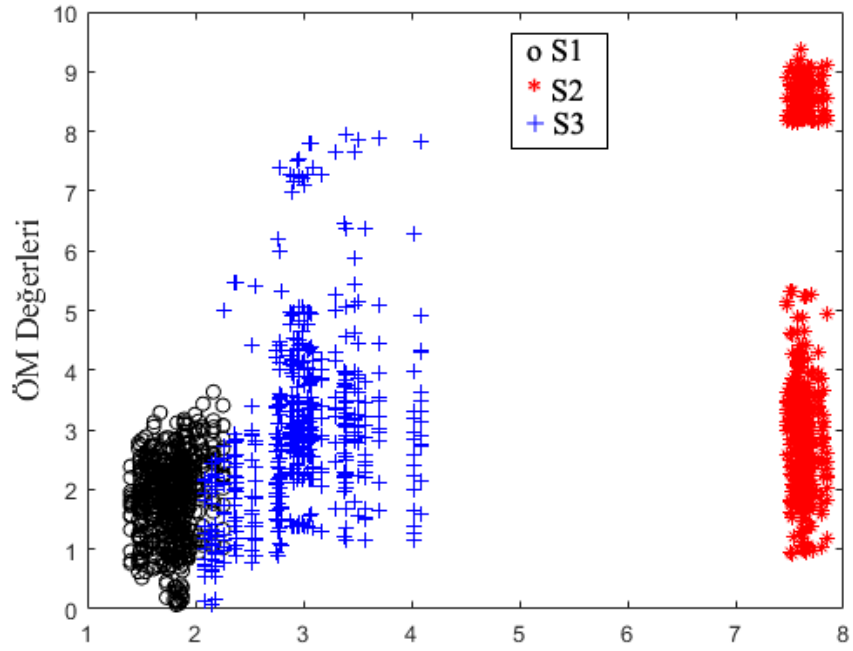
```
[ValidasyonCA(uk) Best_k(uk)]=max(CR);
```

```
classkNN=knnclassify(Test_FV,Train_FV,TrainLabel,Best_k(uk),'euclidean','nearest');
cp=classperf(TestLabel,classkNN);
TestCA(uk)=cp.CorrectRate*100;
end
vv=cp_val.CountingMatrix;
AA=cp.CountingMatrix
Validasyonsonuc=[mean(ValidasyonCA) std(ValidasyonCA)]
Testsonuc=[mean(TestCA) std(TestCA)]
```

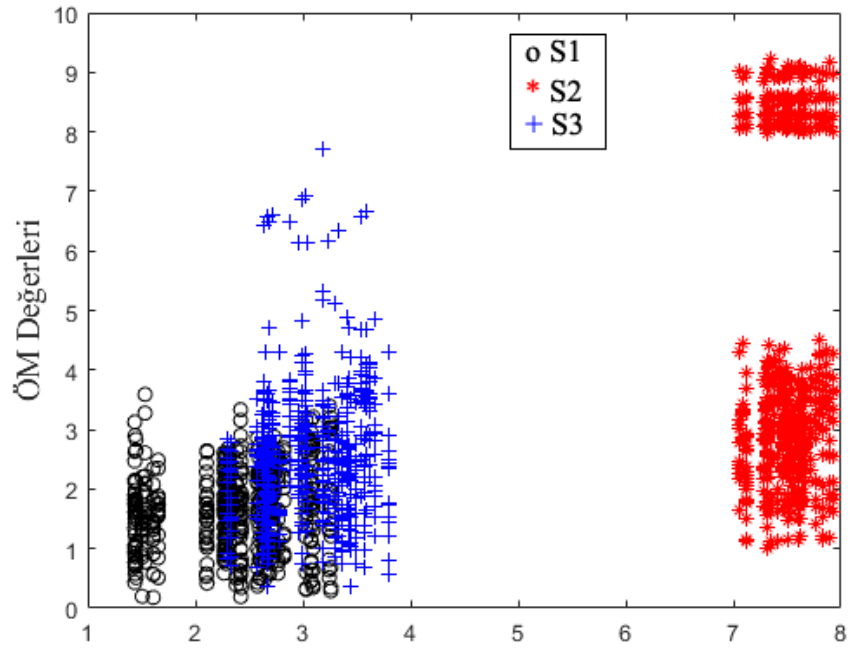
```
figure
```

```
cm = confusionchart(TestLabel,classkNN, ...
    'Title','Nane kokusunun koklatılmasında k-EYK sınıflandırması hata matrisi', ...
    'RowSummary','row-normalized', ...
    'ColumnSummary','column-normalized',...
    'XLabel','Tahmin Edilen Sınıf','YLabel','Gerçek Sınıf','FontSize',12,'FontName','Times
New Roman');
```

Ek 4. Yukarı doğru imleç hayaline ait hesaplanan özniteliklerin dağılımı (a) eğitim veri seti, (b) test veri seti

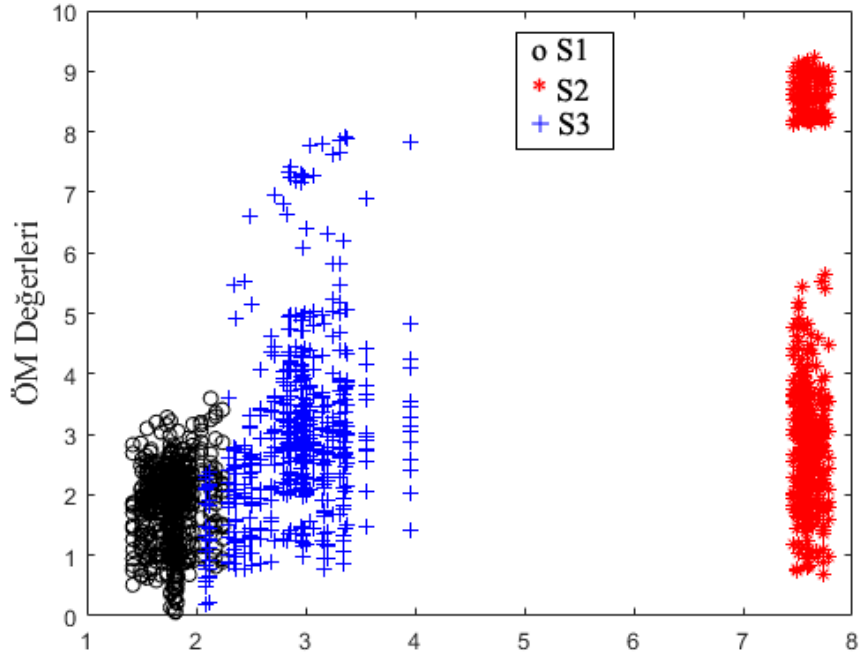


(a) Eğitim veri seti

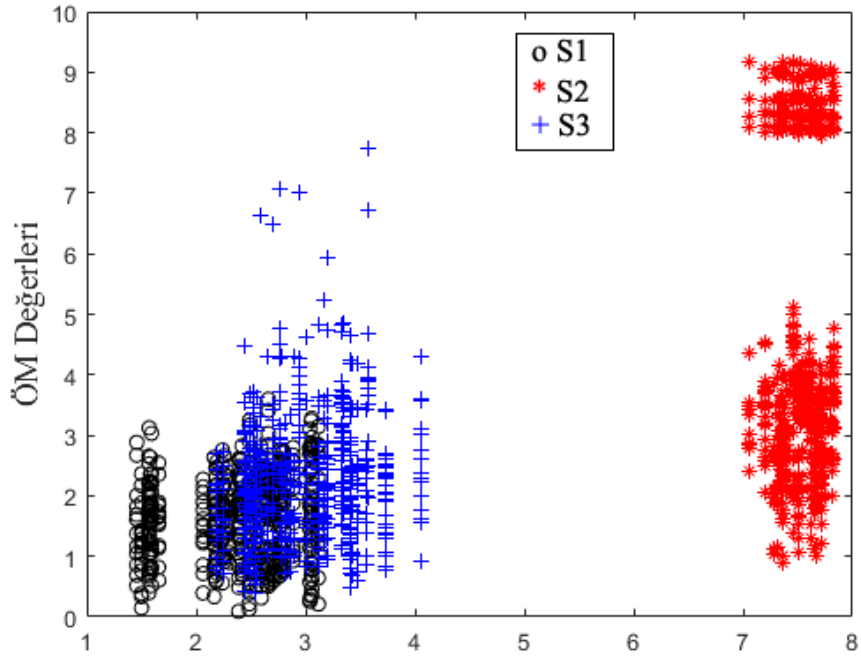


(b) Test veri seti

Ek 5. Aşağı doğru imleç hayaline ait hesaplanan özniteliklerin dağılımı (a) eğitim veri seti, (b) test veri seti



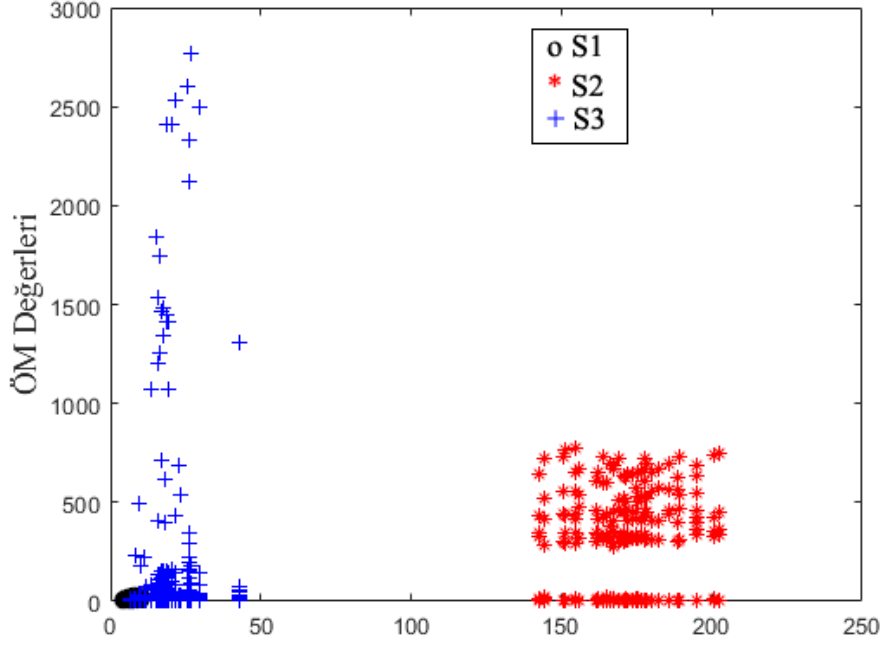
(a) Eğitim veri seti



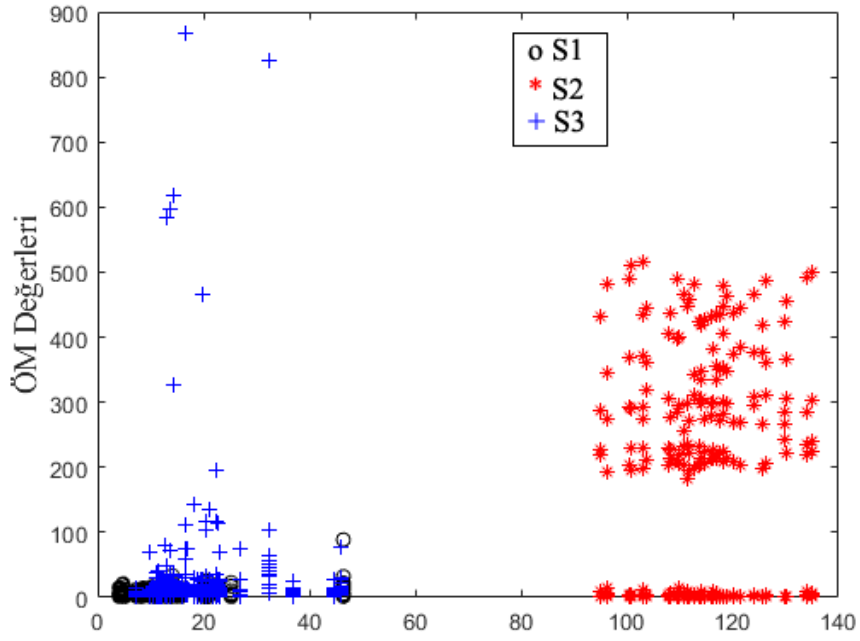
(b) Test veri seti



Ek 6. Sağa doğru imleç hayaline ait hesaplanan özniteliklerin dağılımı (a) eğitim veri seti, (b) test veri seti

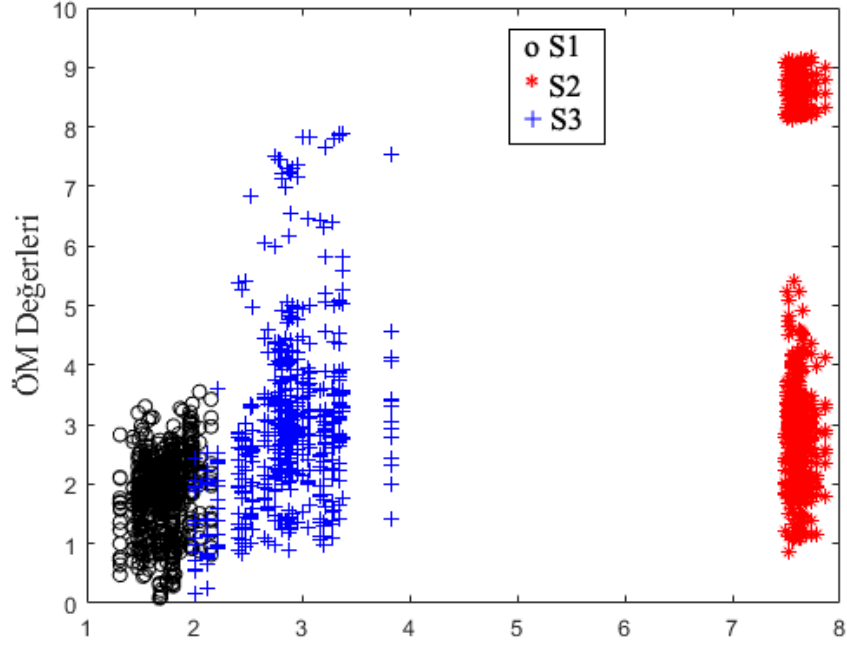


(a) Eğitim veri seti

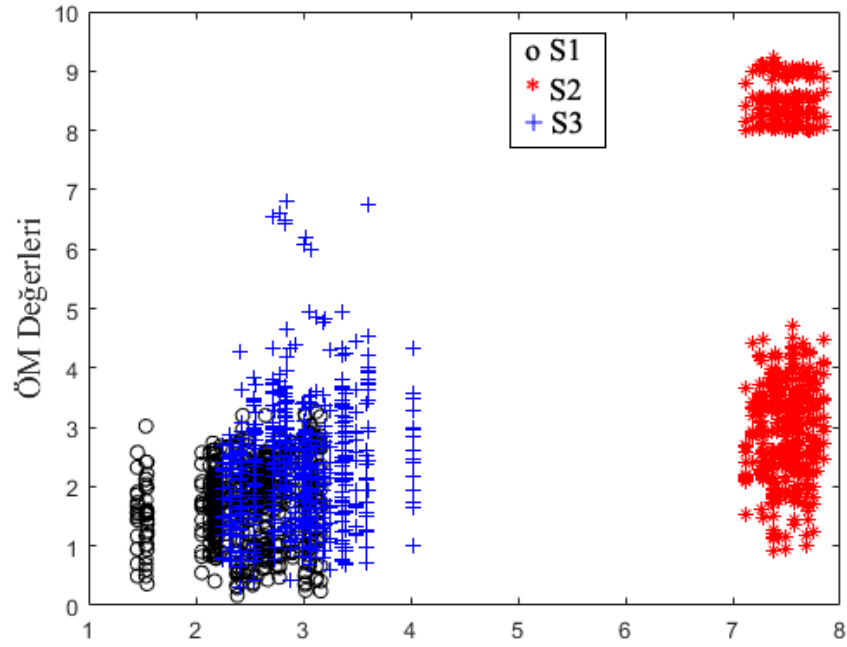


(b) Test veri seti

Ek 7. Sola doğru imleç hayaline ait hesaplanan özniteliklerin dağılımı (a) eğitim veri seti, (b) test veri seti

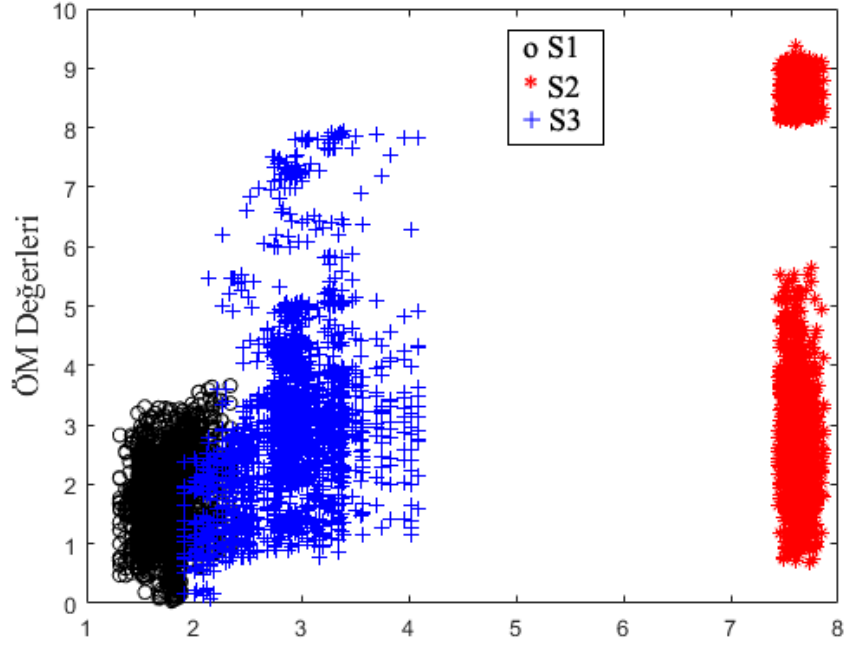


(a) Eğitim veri seti

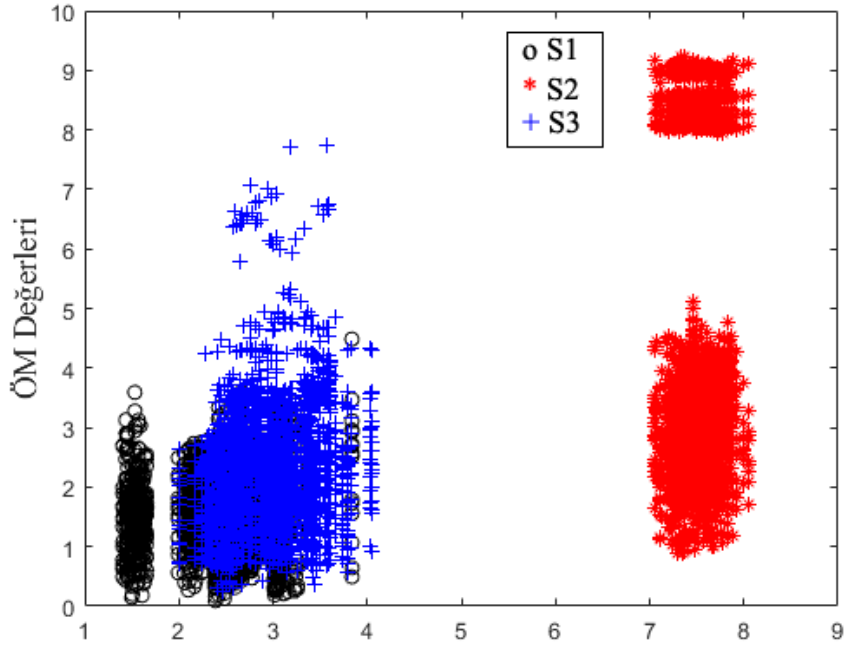


(b) Test veri seti

Ek 8. Bütün yönlerin toplam imleç hayaline ait hesaplanan özniteliklerin dağılımı  
(a) eğitim veri seti, (b) test veri seti

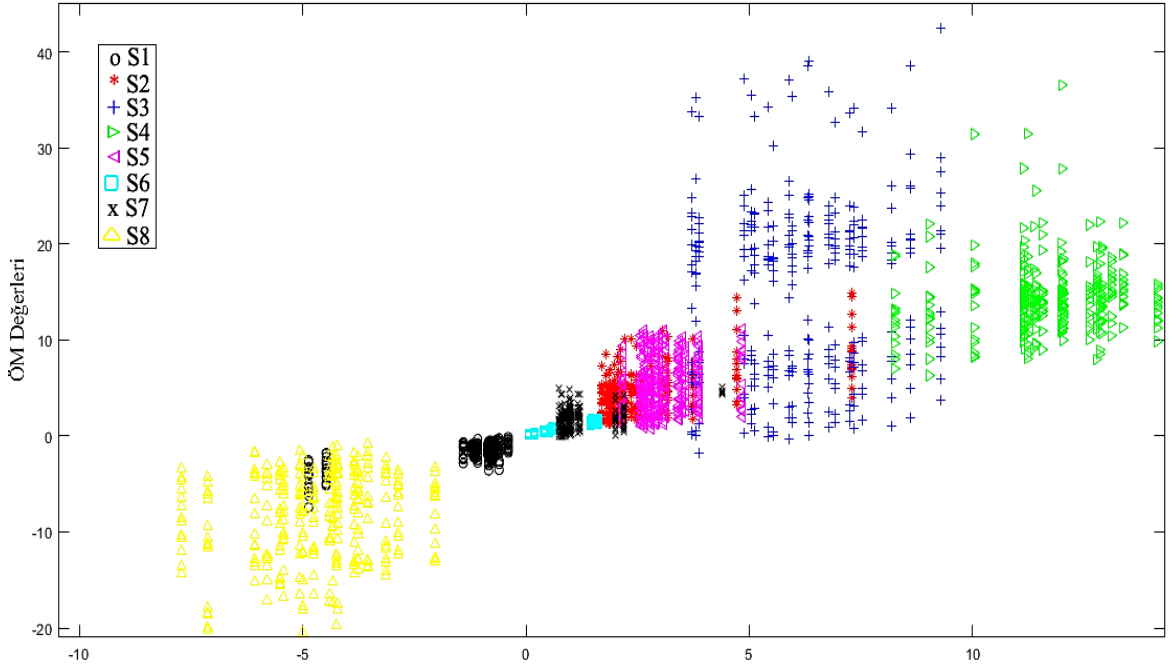


(a) Eğitim veri seti

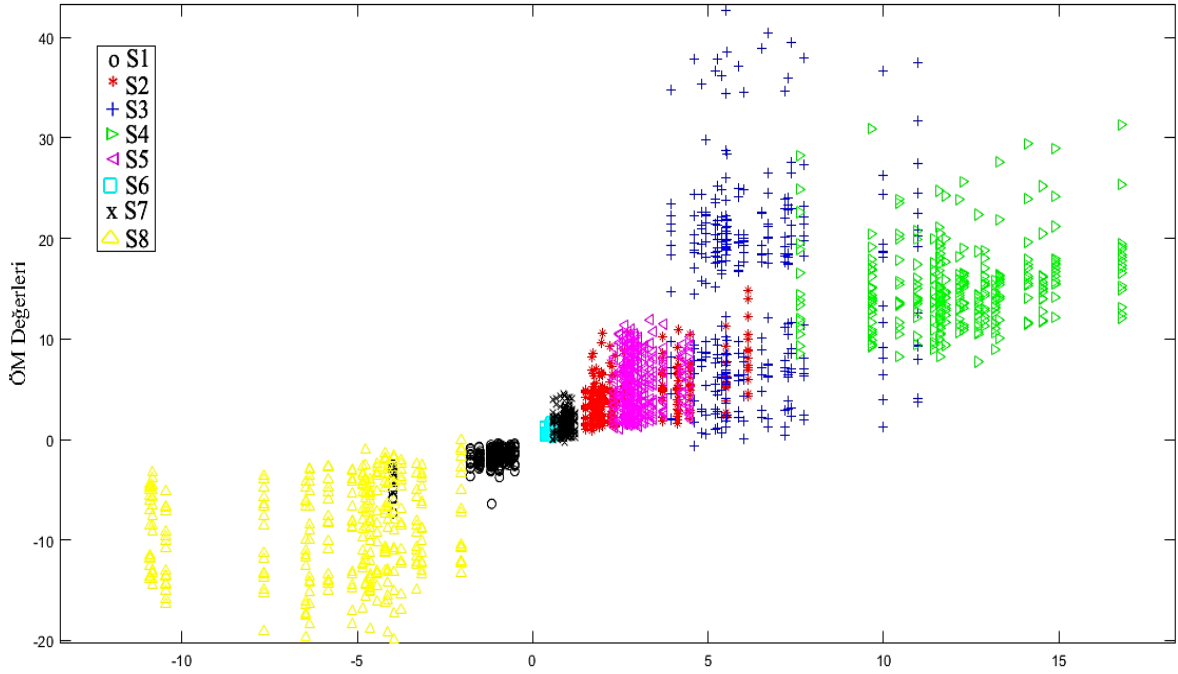


(b) Test veri seti

Ek 9. Nane kokusu kümesine ait hesaplanan özneliklerin dağılımı (a) eğitim veri seti, (b) test veri seti

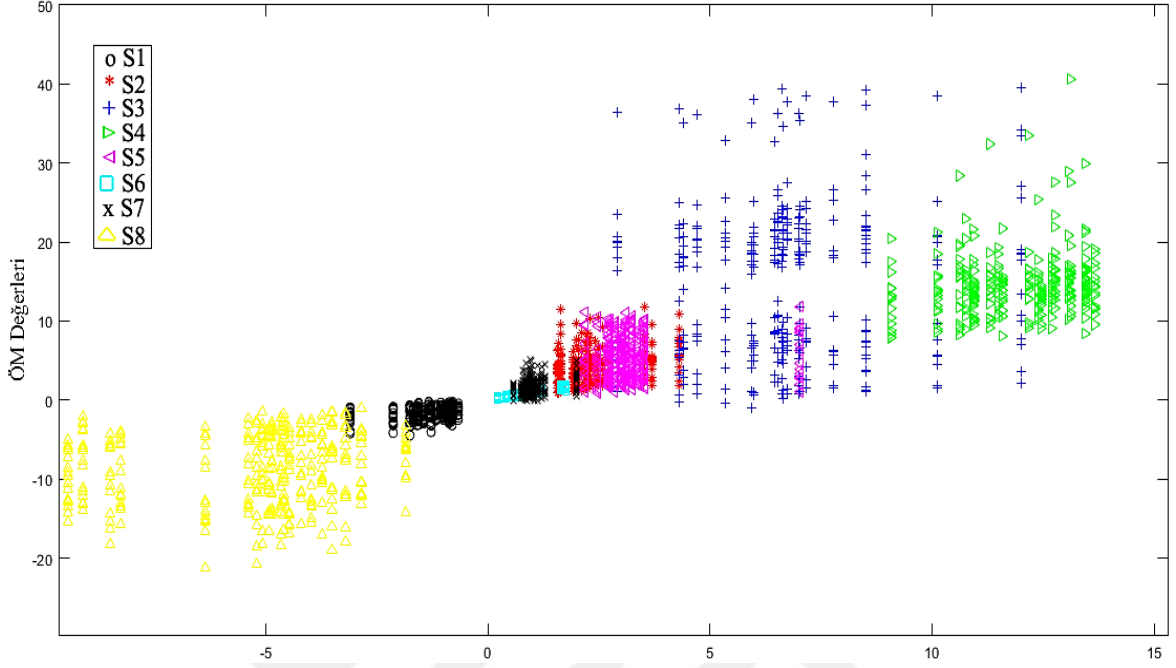


(a) Eğitim veri seti

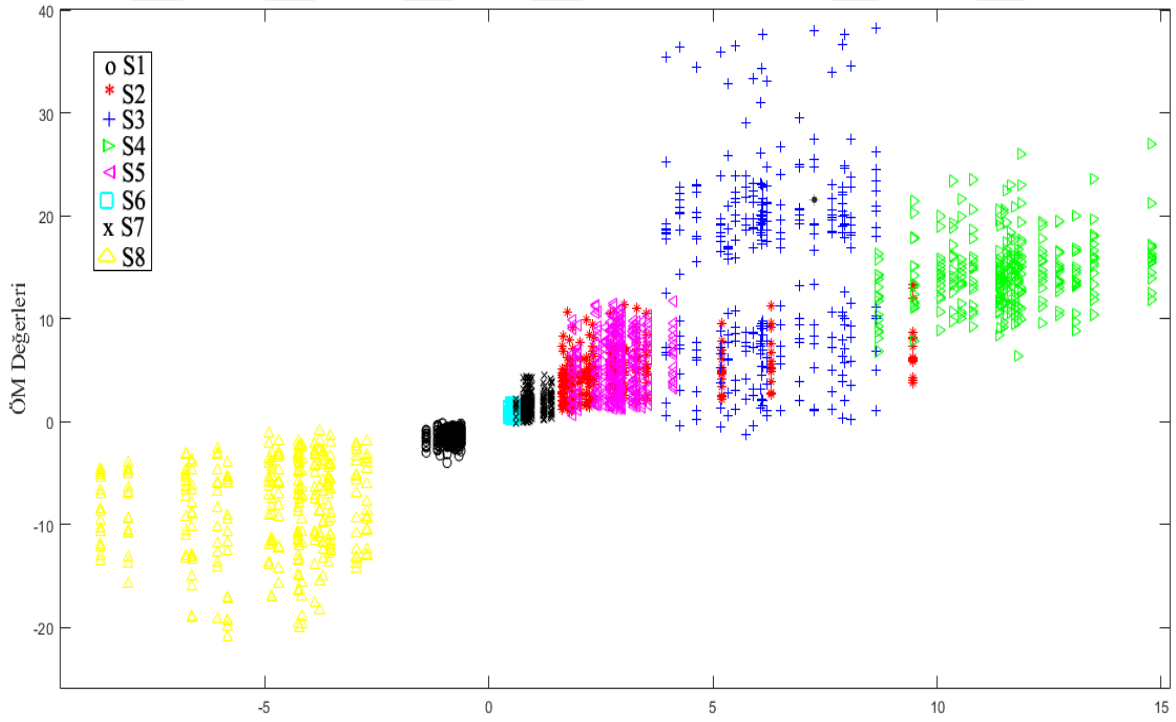


(b) Test veri seti

Ek 10. Karanfil kokusu kümesine ait hesaplanan özneliklerin dağılımı (a) eğitim veri seti, (b) test veri seti

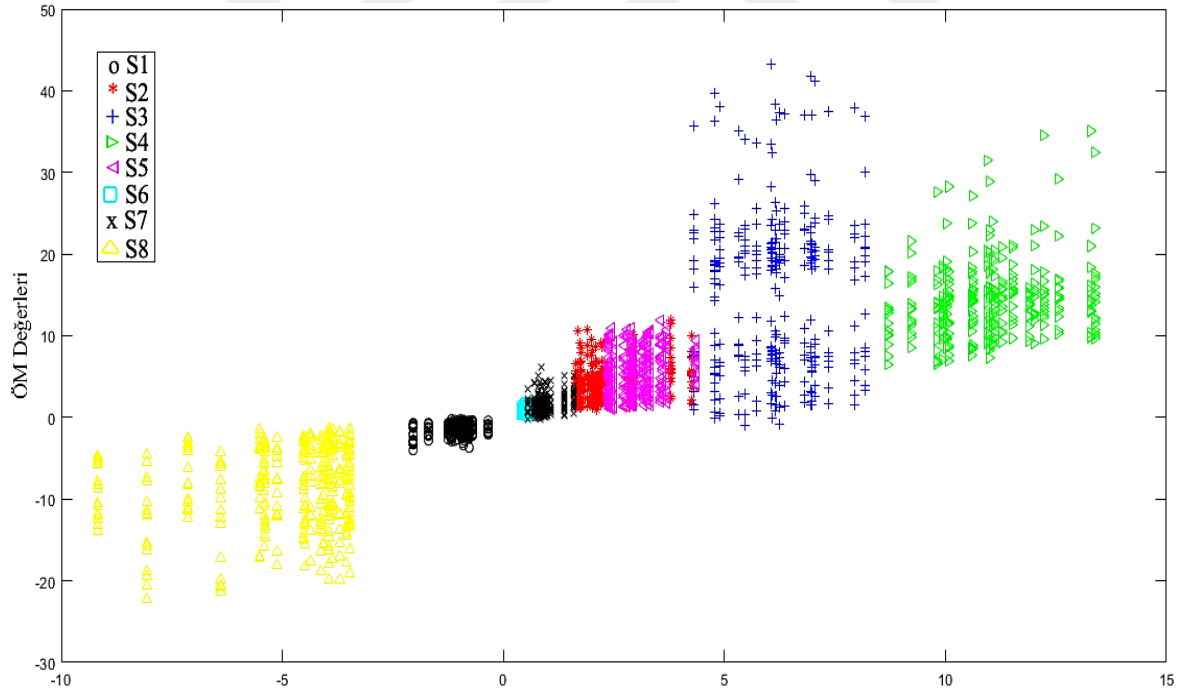
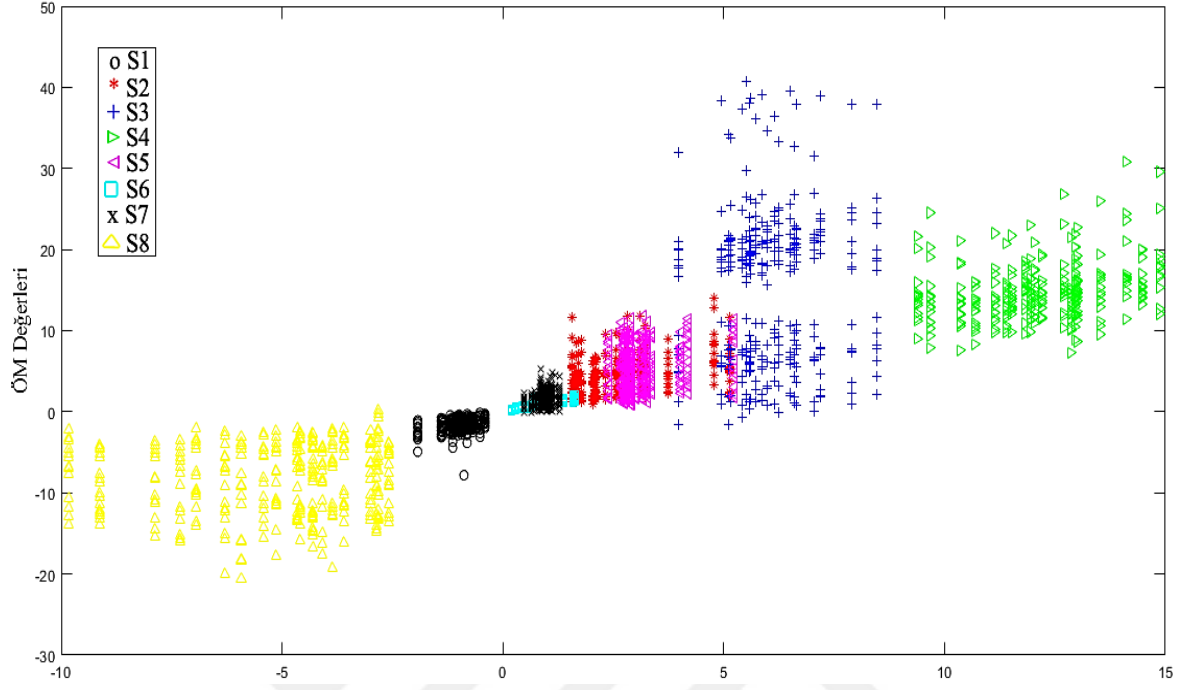


(a) Eğitim veri seti

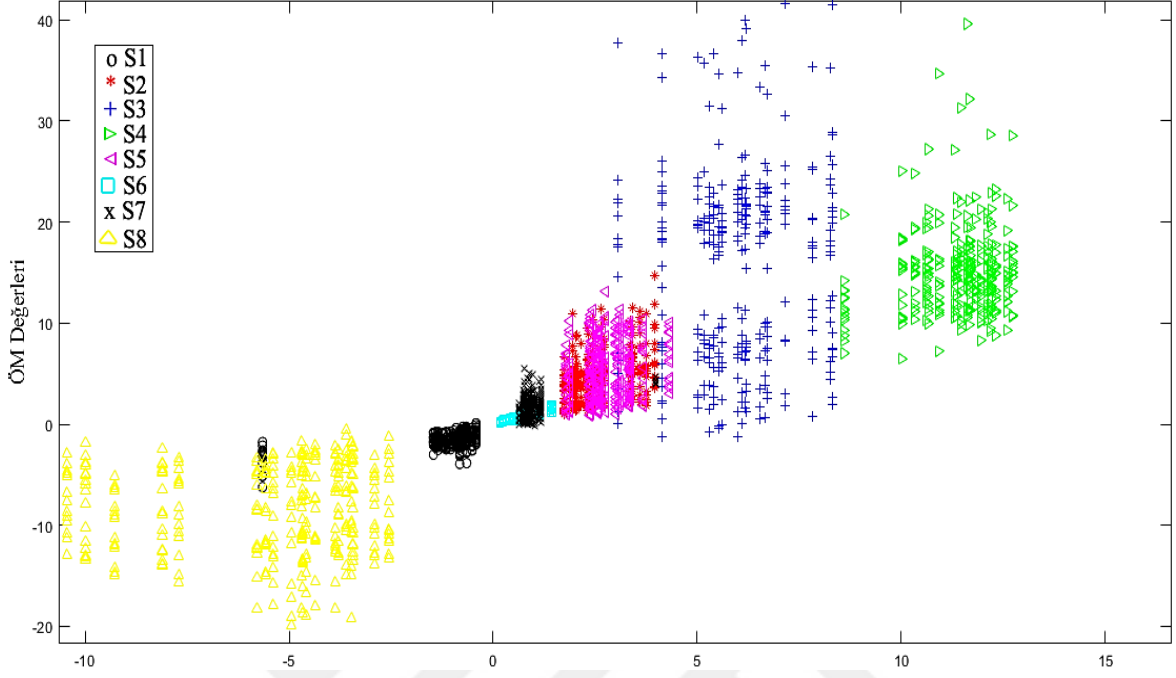


(b) Test veri seti

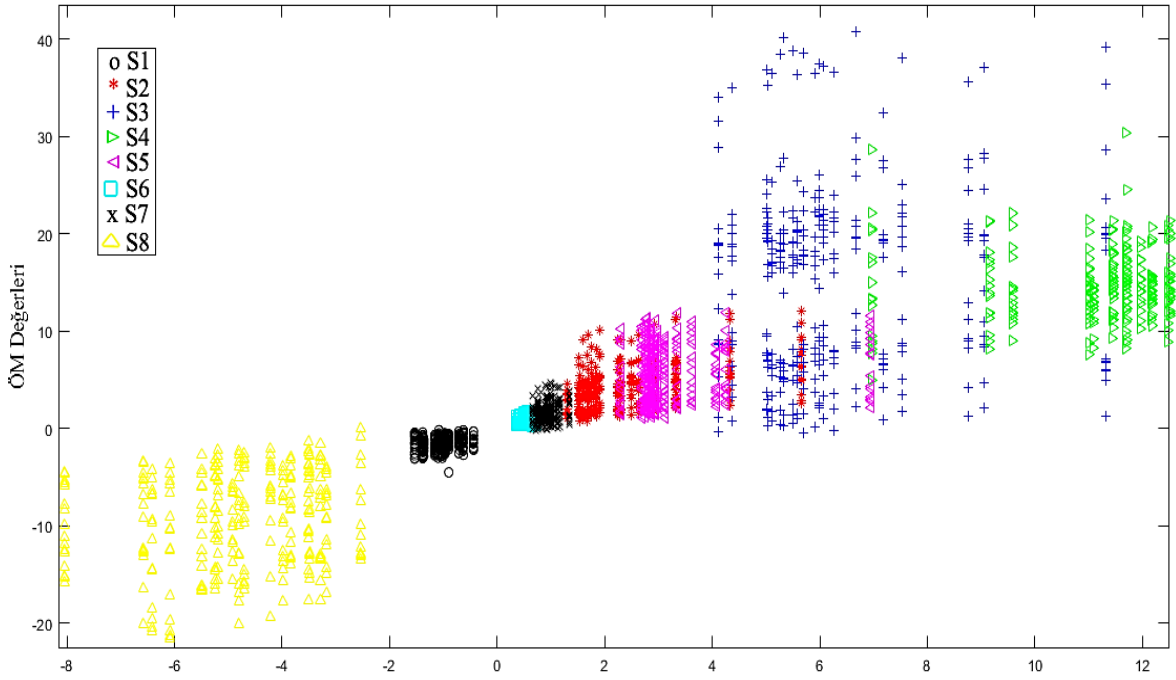
Ek 11. Kekik kokusu kümesine ait hesaplanan özneliklerin dağılımı (a) eğitim veri seti, (b) test veri seti



Ek 12. Biberiye kokusu kümesine ait hesaplanan özniteliklerin dağılımı (a) eğitim veri seti, (b) test veri seti

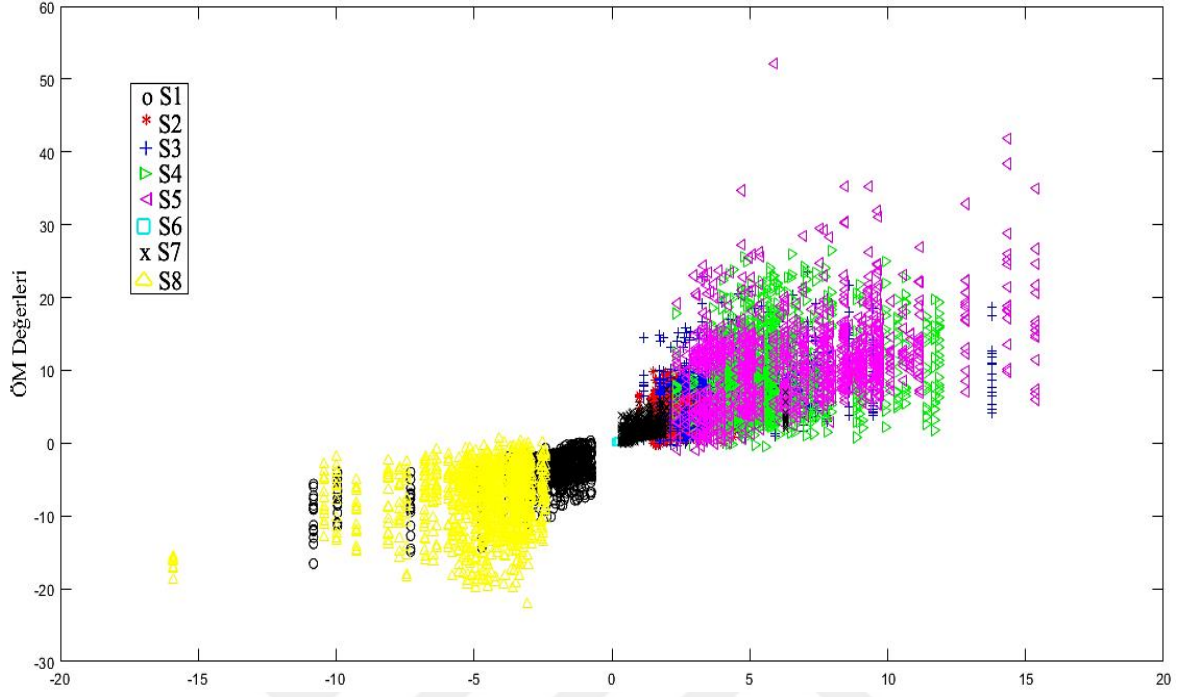


(a) Eğitim veri seti

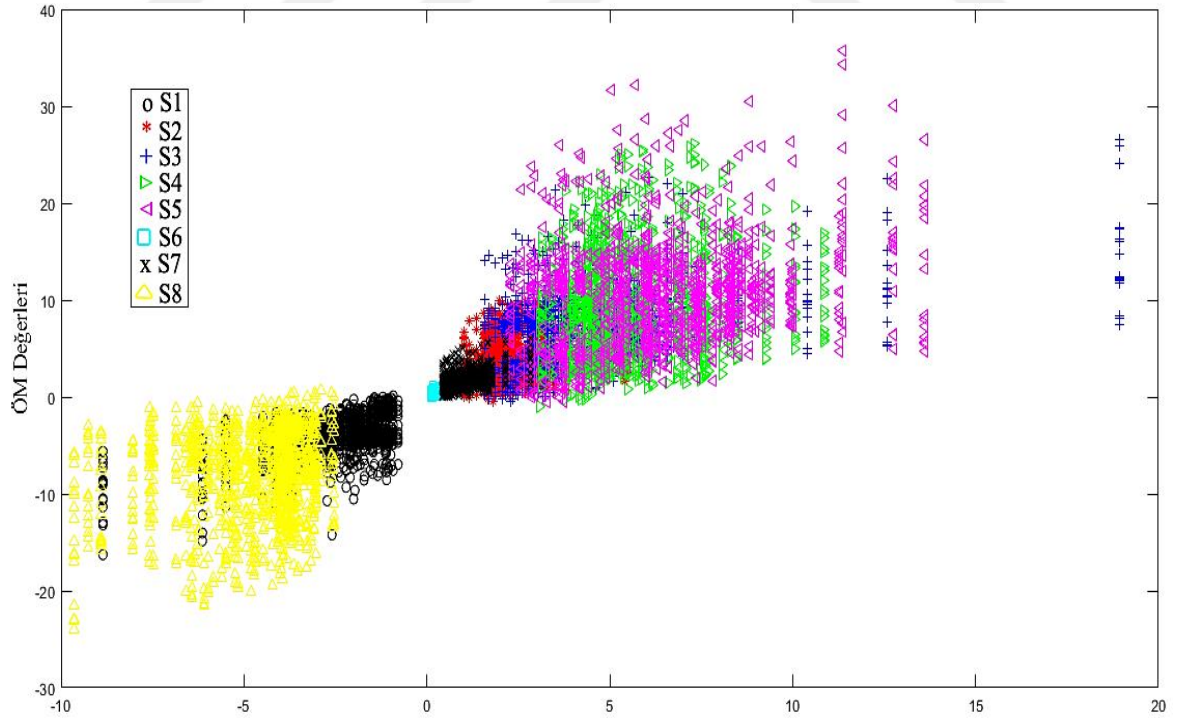


(b) Test veri seti

Ek 13. Bütün kokuların toplam kümesine ait hesaplanan özneliklerin dağılımı (a) eğitim veri seti, (b) test veri seti



(a) Eğitim veri seti



(b) Test veri seti



## ÖZGEÇMİŞ

26.02.1988 tarihinde Trabzon'da doğdu. Liseyi Akçaabat (17 Şubat) Yabancı Dil Ağırlıklı Lisesi'nde tamamladı. 2006 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi (KTÜ), Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü'nü kazandı. 2011 yılında lisans eğitimini tamamladı. Özel sektör çalışanı olarak iş kariyerinin yanısıra 2016 yılı güz döneminde KTÜ Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı'nda yüksek lisans eğitimine başladı. Biyomedikal alanda yürütülen çalışmalara ilgi duyan Üçüncü, iyi derecede İngilizce bilmektedir.

### **Katıldığı Kongre Ve Toplantılar**

1. International Natural Science, Engineering and Material Technologies Conference (NEM2019), 9-10 Eylül 2019, Büyükçekmece - İstanbul