

T.C.
DİCLE ÜNİVERSİTESİ
FENBİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ECOG TABANLI PARMAK HAREKETLERİNİN KNN VE DVM
YÖNTEMLERİ İLE SINIFLANDIRILMASI

Kerim KARADAĞ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

DİYARBAKIR

Haziran 2013

T.C.
DİCLE ÜNİVERSİTESİ
FENBİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ECOG TABANLI PARMAK HAREKETLERİNİN KNN VE DVM
YÖNTEMLERİ İLE SINIFLANDIRILMASI

Kerim KARADAĞ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

DIYARBAKIR

Haziran 2013

T.C. DİCLE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜ
DİYARBAKIR

Kerim KARADAĞ tarafından yapılan “ECoG Tabanlı Parmak Hareketlerinin kNN ve DVM Yöntemleri ile Sınıflandırılması” konulu bu çalışma, jürimiz tarafından Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında YÜKSEK LİSANS tezi olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

Başkan : Doç. Dr. M. Sıraç ÖZERDEM

Üye : Yrd.Doç. Dr. M. Bahattin KURT

Üye : Yrd.Doç. Dr. Sezai ASUBAY

Tez Savunma Sınavı Tarihi: 28/06/2013

Yukarıdaki bilgilerin doğruluğunu onaylarım.

.../.../2013

Prof. Dr. Hamdi TEMEL

Enstitü Müdürü

TEŐEKKÜR

Bu alıŐma, Dicle Üniversitesi DÜBAP 11:MF:110 numaralı proje kapsamında desteklenmiŐtir. Desteklerinden ötürü DÜ Bilimsel AraŐtırma Projeleri Koordinatörlüğüne teŐekkür ederim.

Bu tez alıŐması boyunca yardımlarını esirgemeyen saygı deęer hocam, tez danıŐmanım Do.Dr. Mehmet Sıra ÖZERDEM'e, teze kattığı önemli fikirlerinden dolayı arkadaŐım AraŐ.Gör.M.Emin TENKECİ'ye teŐekkür ederim.

Tezin hazırlanması sırasında her konuda fedakârlık gösteren maddi manevi yardımlarını esirgemeyen aileme teŐekkürlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
TEŞEKKÜR	i
İÇİNDEKİLER	ii
ÖZET	iv
ABSTRACT	v
ÇİZELGE LİSTESİ	vi
ŞEKİL LİSTESİ	vii
KISALTMA ve SİMGELER	viii
1. GİRİŞ	1
1.1. Beyin Tarama Yöntemleri.....	1
1.2. Tezin Hedefi	6
1.3. Tezin İçeriği	7
2. KAYNAK ÖZETLERİ	9
2. MATERYAL VE METOT	13
3.1. Materyal	13
3.2. Yöntem	15
3.2.1. Özbağlanım Modeli (Autoregressive Model, AR)	16
3.2.2. Dalgacık Dönüşümü (Wavelet Transformer)	17
3.2.3. Destek Vektör Makineleri (DVM)	19
3.2.4. K En Yakın Komşuluk Yöntemi (kNN)	21
4. BULGULAR VE TARTIŞMA	25
4.1. Önışlem Aşaması	25
4.2. AR Katsayı Tabanlı Öznitelik Vektörlerinin Sınıflandırılması	27

4.3.	Dalgacık Katsayı Tabanlı Öznitelik Vektörlerinin Sınıflandırılması.....	36
5.	SONUÇ VE ÖNERİLER	41
6.	KAYNAKLAR	43
EKLER 1.....		47
EKLER 2.....		53
ÖZGEÇMİŞ.....		57

ÖZET

ECOG TABANLI PARMAK HAREKETLERİNİN KNN VE DVM YÖNTEMLERİ İLE SINIFLANDIRILMASI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

KERİM KARADAĞ

DİCLE ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

2013

Bu tez kapsamında, ECoG kayıtları kullanılarak parmak hareketlerinin sınıflandırılması amaçlanmıştır. ECoG verilerinin sınıflandırılma sürecinde, iki yaklaşım izlenmiştir. Birinci yaklaşımda, öznelik olarak AR katsayıları kullanılarak k-NN ve DVM sınıflandırıcıları ile kümelerin sınıflandırma başarımları belirlenmiştir. Elde edilen sonuçlara göre, genel olarak az sayıda katsayı ile maksimum başarımın elde edildiği görülmüştür. Sınıflandırıcı açısından bakıldığında, DVM'nin k-NN sınıflandırıcısına göre daha iyi bir performans sergilediği görülmüştür.

ECoG verilerinin sınıflandırılmasında izlenen ikinci yaklaşımda, öznelik olarak dalgacık katsayıları kullanılmıştır. Birinci aşamada DVM sınıflandırıcısının k-NN sınıflandırıcısına göre daha iyi bir performans sergilemiş olmasından ötürü, ikinci aşamada sınıflandırıcı olarak sadece DVM kullanılmıştır. Etkin kanalların belirlenmesi ile sınıflandırma başarımlarının yükseldiği görülmüştür.

Farklı paradigmlar ile elde edilen EEG/ECoG işaretleri değerlendirilerek, beynin dinamiği anlaşılmasına çalışılmaktadır. Bu çalışmada kullanılan ECoG işaretleri aynı amaç için kullanılmıştır. Uygulanılan yöntemin başarıyla uygulanabilirliği görülmüştür.

Anahtar kelimeler: Sınıflandırma, Elektrokortikografi, parmak hareketleri, K En Yakın Komşuluk, Destek Vektör Makineleri

ABSTRACT

ECoG-BASED OF FINGER MOVEMENT CLASSIFICATION WITH KNN AND SVM

MsC THESIS

KERİM KARADAĞ

DEPARTMENT OF ELEDTRICAL ELECTRONICS ENGINEERING

INSTITUTE OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

UNIVERSITY OF DICLE

2013

In this thesis, two approaches have been followed classification of finger movements have aimed using ECoG recordings. In first approach, performance in classification of clusters are determined with k-NN and SVM classifiers by using AR coefficients as attribute. According to found results, it has been seen that maximum performance is obtained. With less coefficients generally. From the perspective of the classifier performance of SVM is beter than that of k-NN.

In second approaches followed for classification the values of ECoG, wavelet coefficients are used as an attribute. in the second stage only SVM classifier is used because it was found firstly that SVM performance was beter than that of k-NN. It is seen that classification performance rates are increased by determining of effective channels.

It has been tried to understanding the dynamics of brain by evaluated EEG / ECoG signals obtained with different paradigms. In this study ECoG signals are used for the same aim. It is seen that these methods can be applied successfully.

Key Words : Classification, Electrocuticography, Finger movements, K-Nearest Neighbor, Support Vector Machines

ÇİZELGE LİSTESİ

<u>Çizelge No</u>	<u>Sayfa</u>
Çizelge 1.1. EEG işaretlerinin kapsadıkları frekans bantları	3
Çizelge 4.1. Deneklere göre parmak hareket sayıları	26
Çizelge 4.2. Deneklerin parmak hareketlerinin data point sayıları	28
Çizelge 4.3. Uygulamalarda kullanılan parmaklar ve elde edilmek istenen sınıf sayıları	29
Çizelge 4.4. P1/P5 kNN ile sınıflandırılmasında, deneklerden elde edilen max. başarı	30
Çizelge 4.5. P1/ P2/P5 kNN ile sınıflandırılmasında, deneklerden elde edilen max. başarı	31
Çizelge 4.6. P1/P2/P3/P5 kNN ile sınıflandırılmasında, deneklerden elde edilen max. başarı	31
Çizelge 4.7. Tüm parmakların kNN ile sınıflandırılmasında, deneklerden elde edilen max. başarı	32
Çizelge 4.8. P1/P5 DVM ile sınıflandırılmasında, deneklerden elde edilen maximum başarı	33
Çizelge 4.9. P1/ P2/P5 DVM ile sınıflandırılmasında, deneklerden elde edilen max. başarı	33
Çizelge 4.10. P1/P2/P3/P5 DVM ile sınıflandırılmasında, deneklerden elde edilen max. başarı	34
Çizelge 4.11. Tüm parmakların DVM ile sınıflandırılmasında, deneklerden elde edilen max. başarı	35
Çizelge 4.12. AR kullanılmasıyla, k-NN ve DVM sınıflandırıcılarının max. performansları	36
Çizelge 4.13. Tüm deneklerin dalgacık katsayı tabanlı sınıflandırma sonuçları	39
Çizelge 4.14. Denek 3'ün, kalan örüntülerin sınıflandırma sonuçları	40

ŞEKİL LİSTESİ

<u>Şekil No</u>	<u>Sayfa</u>
Şekil 1.1. Uluslararası 10–20 EEG elektrot yerleştirme sistemi	4
Şekil 1.2. Ecog Elektrodlarının knumlandırılması	5
Şekil 3.1. Toprak ve kafatası referansı ile ECoG kaydı	14
Şekil 3.2 Elektronik eldivenden elde edilen işaret örnekleri	14
Şekil 3.3. İzlenen kayıt senaryosunun adımları	15
Şekil 3.4. Wavelet dönüşümü seviyelerinde elde edilen frekans aralıkları	18
Şekil 3.5. kNN algoritmasının akış şeması	22
Şekil 4.1. Denek1'in Parmak hareketlerinin ilk 5000 veri noktasının gösterilişi	26
Şekil 4.2. ECoG kayıtlarında parmak hareketlerine ilişkin bölütlerin belirlenmesi	27
Şekil 4.3. Kanal seçimi için izlenen akış şeması	37
Şekil 4.5. Dalgacık tabanlı sınıflandırmada izlenen birinci işlem akışı	38
Şekil 4.6. Denek3'ün Parmak hareketlerinin ilk 5000 veri noktasının gösterilişi	40

KISALTMA VE SİMGELER

α	: Alfa
ALS	: Amiyotrofik Lateral Sklerozis
AR	: Autoregressive (Özbağlanım Modeli)
BBA	: Beyin Bilgisayar Arayüzü
β	: Beta
δ	: Delta
DVM	: Destek Vektör Makineleri
ECoG	: Elektrokortigiografi
EEG	: Elektroansefalogram
EGY	: Eşit Genişlikli Ayrıklaştırma
EKG	: Elektrokardiyogram
EMG	: Elektromiyografik
FMRI	: Fonksiyonel Manyetik Rezonans Görüntüleme
GSY	: Güç Spektral Yoğunluğu
GTP	: Görsel Olarak Tetiklenen Potansiyeller
$g[n]$: Alçak Geçirgenlik
γ	: Gama (regülerizasyon parametresi)
$h[n]$: Yüksek Geçirgenlik
Hz	: Hertz
k-NN	: K en Yakın Komşu Algoritması
k	: Komşuluk Sayısı (1'den 10'a kadar)
m	: AR Katsayıları (3'den 10'a kadar)

μ	: Mikro
ms	: Milisaniye
mV	: Milivolt
n	: Sınıf Sayısı
p	: Parmak
PET	: Pozitron Emisyon Tomografisi
RBF	: Radyal Tabanlı Çekirdek Fonksiyonu
RMS	: Karelerin Ortalamalarının Kökleri
σ	: Sigma (kernel genişlik parametresi)
θ	: Teta
t	: Zaman Aralığı
$x[n]$: İşaret Sinyali
YKP	: Yavaş Kortikal Potansiyel

1. GİRİŞ

Bu bölümde tezin amacı, hedefi ve kapsamı genel hatları ile anlatılmıştır. Tezin konusu, bilgi teknolojilerini kullanarak ECoG kayıtlarından parmak hareketlerini saptamaktır. Günümüzde disiplinler arası çalışmalar ile insan doğasına ilişkin birçok konunun aydınlatıldığı görülmektedir. Beyin dinamiği konusu, disiplinler arası çalışmalardan bir tanesi olup, bilişim ve tıp alanındaki uzmanların ortak çalıştığı bir alandır. Bu tez çalışması da, giriş niteliğinde beyin dinamiği konusunda yapılan çalışmaları kısmi olarak tarama ve konuya ilişkin bir uygulama içermektedir. Giriş bölümünde, konunun daha iyi anlaşılması açısından, beyin tarama yöntemleri, tezin hedefi ve çalışmaların içeriği anlatılmıştır.

1.1. Beyin Tarama Yöntemleri

İnsanların hedefinde olan beynin cihazlarla kontrol edilebilmesi düşüncesi, teknoloji ve bilgisayarlar geliştikçe hayalden gerçeğe doğru bir yol almıştır. Günümüz, bu hedefe ulaşmak adına yapılan çalışmalarda, beyinden geçen düşünceleri okuma konusunda önemli bir aşama kaydedildiği görülmektedir. Bu işlemin gerçekleşebilmesi ancak iyi bir iletişim sağlanması ile mümkündür. Bu iletişimi gerçekleştirme işlemlerinden biri de Beyin Bilgisayar Arayüzü olmuştur (BBA). Kısaca bir BBA sistemi; beyin etkinliğinin algılanıp, yorumlandığı bir süreç olarak tanımlanmıştır.

Beyin ile iletişim kurabilme işlemini gerçekleştirebilmek için, günümüzde kullanılan yöntemler: Elektroensefalografi (EEG), Elektrokortikografi (ECoG), Fonksiyonel Manyetik Rezonans Görüntüleme (fMRI), Pozitron Emisyon Tomografisi (PET)' dir (Wolpaw 2002).

a) Elektroensefalogram (EEG)

EEG'nin tarihsel gelişimi, Caton'un 1875 yılında hayvanlar üzerinde yaptığı deneyler sonucunda beyinde bir takım elektriksel faaliyetlerin var olduğunu bulmasıyla başlamıştır. İlk defa 1929 yılında insan beynindeki elektriksel aktivitenin varlığını, kafaya yerleştirilen elektrotlar ve bunlara bağlı galvanometre yardımıyla ortaya koyan Hans Berger' dir. Berger, 1930 yılında EEG adı verilen bu dalgaların gözün açılıp kapanmasıyla değiştiğini göstermiştir. Elektronikteki gelişmeler sonucu, EEG

işaretlerinin varlığı bilimsel şekilde ortaya çıkarılabilmektedir. 1934’de Adrian ve Matthews, elektrotlarla alınan EEG işaretlerini kuvvetlendirip kaydedilmesini sağlamışlardır. 1939 yılında P.A. Davis, uyanık bir insanın EEG’inde, sese karşı uyarılan yanıtların (Evoked Potentials, EP) olduğunu bulmuştur. H.A. Davis ve arkadaşları, uyuyan insanda da aynı olayın meydana geldiğini aynı yıl içinde göstermişlerdir (Toprak 2007).

EEG işaretleri beynin sinirsel aktivitesi sonucu elde edilen biyoelektrik tabanlı işaretlerdir. Bu işaretler beynin fonksiyonları ve çalışması ile ilgili çok miktarda bilgi içerir (Dursun 2009).

EEG’nin çok karmaşık değişim şekli vardır ve yorumlanması zordur. Kafa üzerinden algılanan EEG’lerin genliği tepeden tepeye 1–100 μ V ve frekans bandı 0.5–100Hz’dir. EEG işaretleri periyodik değildir, genlik, faz ve frekansları sürekli değişmektedir. Bu nedenle, anlamlı bir veri elde edebilmek için, ölçümlerin oldukça uzun sürede yapılması gerekir. Deneyler, EEG frekansının kişinin zihinsel faaliyeti ile değiştiğini göstermiştir. EEG şekil bakımından değil, kapsadığı frekanslara göre değerlendirilmektedir (Acar 2010).

EEG işaretlerinin frekans bileşenleri oldukça önemli olduğu gibi, farklı bölgelerden alınan benzer EEG işaretleri arasındaki faz ilişkileri oldukça ilgi çekicidir. Bu tip bilgiler, EEG’nin kaynağının incelenmesinde çok faydalı olup beyin çalışması ile ilgili ilave bilgiler elde edilmesini sağlar (Batar 2005).

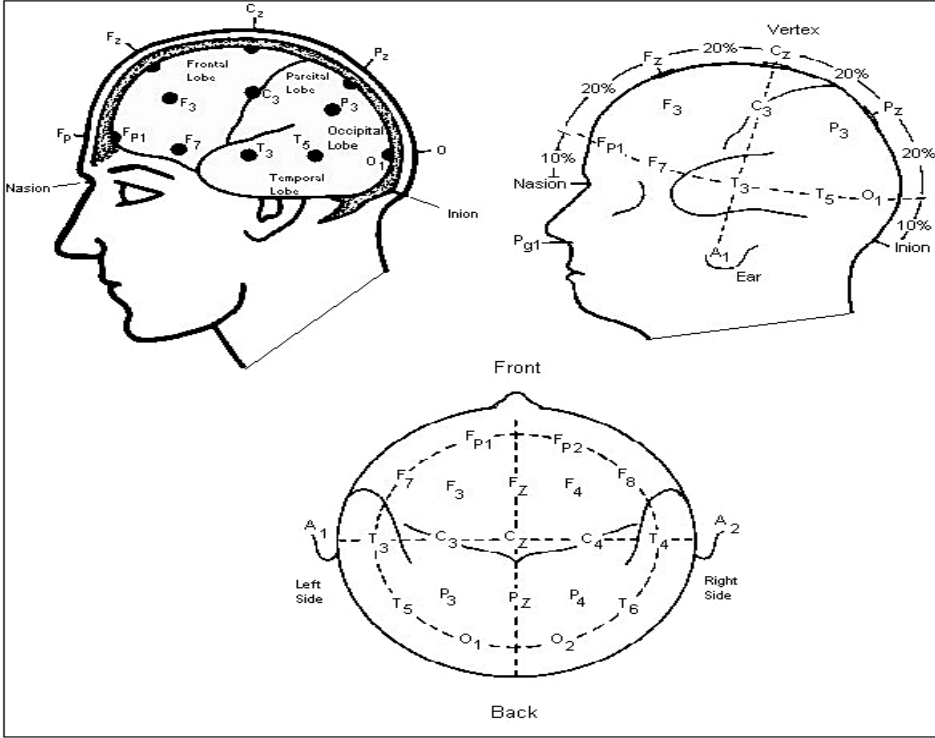
EEG dalgalarının iki önemli parametresinden biri olan frekansın basitçe belirleyebilmek için belirli bir zaman aralığında eğrilerdeki tepeler sayılır ve zamana oranlanarak ortalama bir frekans belirlenebilir. Çizelge 1.1’de beyinde EEG işaretlerinin frekans bant aralıklarına göre kullanılan uluslararası etiketlendirmeler gösterilmiştir.

Çizelge 1.1. EEG işaretlerinin kapsadıkları frekans bantları (Acar 2010)

Bant	Frekans Aralığı
Delta (δ)	0.5- 3.5 Hz
Teta (θ)	4 - 7 Hz
Alfa (α)	8 - 12 Hz
Beta (β)	12 - 30 Hz

EEG işaretlerinin ölçülmesinde günümüzde yaygın olarak beyin-bilgisayar arabirimi kullanılmaktadır. Bu arabirimin ilk kısmı beynin elektriksel aktivitesini kafa yüzeyinden ölçmeye yarayan metal elektrotlardır. Ölçüm elektrotlarının sayısı yapılan çalışmanın içeriğine veya amacına göre değişse de genellikle ölçümler uluslararası 10–20 sistemi denilen bir elektrot yerleştirme düzenine göre yapılır. Bu sisteme göre baş dört standart nokta ile işaretlenmiştir. Bunlar burun (nasion), başın arka kısmı (inion), sol ve sağ kulak arkalarıdır (preauriculars). Elektrotlar burun ve başın arka kısmı arasına %10–20–20–20–10 olacak şekilde bölünerek yerleştirilir.

Sistemin 10–20 sistemi olarak adlandırılmasının sebebi de buradan gelmektedir. Şekil 1,1’de uluslararası 10–20 elektrot yerleşim sistemi görülmektedir. Uluslararası 10–20 sisteminde yaygın olarak kulağa bağlanılan elektrot referans elektrot olarak kullanılır. Bu hem oluşacak ölçüm hatalarının minimize edilmesinde hem de EEG işaretlerinin dalga şekillerinin çizdirilmesinde büyük önem taşımaktadır (Acar 2010).

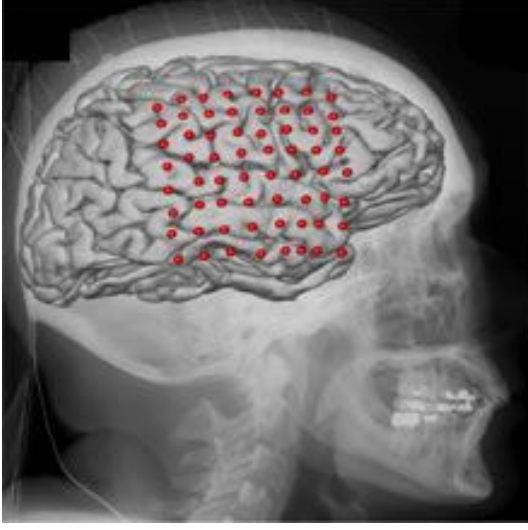


Şekil 1.1. Uluslararası 10–20 EEG elektrot yerleştirme sistemi (Acar 2010)

b) Elektrokortikografi (ECoG)

Kafatası üzerinden alınan işaretlere EEG tanımlaması yapılmıştır. Kafatasını aşır doğrudan beyin yüzeyinden işaretin alınması, işaretin kalitesini artıracak ve ölçülen işaretin içerdiği bilginin büyük çapta artacağı düşünülmüştür.

ECoG doğrudan beyin yüzeyi üzerine yerleştirilen elektrotlar aracılığıyla beyindeki elektriksel aktivitelerin ve bu aktiviteler de meydana gelen değişikliklerin ölçülmesi anlamına gelmektedir. ECoG verisinin elde edilmesine ilişkin örnek bir elektrot konumlandırma formu şekil 1.2’de gösterilmiştir.



Şekil 1.2. ECoG elektrotlarının konumlandırılması

ECoG da kullanılan özel elektrotların kafatası altına yerleştirilmesi önemli bir operasyon gerektirmektedir. Konuya ilişkin gelişmeler aşağıda listelenmiştir.

- i) Odaklanma bölgesi (çözünürlük) 5 santimden 1 milimetreye inmiştir.
- ii) Frekans bant genişliğinin 40Hz'den 500Hz'e çıkarılmıştır.
- iii) Sinyal gürültü oranı iyileştirilmiştir.

ECoG yöntemi ile yapılan önemli temel çalışmalardan birkaç tanesi aşağıda verilmiştir.

Washington Üniversitesi araştırmacıları yeni teknikle beynin daha önce bakılmayan bölgelerine bakabildiler. Beyinde kas kontrolü yapan bölgeden başka, örneğin konuşma merkezinden işaret alınarak benzer sonuçlar elde edilebilirliği irdelenmiştir. Sonuç olarak, basit seslerle çabuk ve hassas biçimde ekranda imge kontrolü yapılabildiği gösterilmiştir. Genelde epilepsinin merkez noktasını bulmak amacıyla kullanılan ECoG yöntemi, bu çalışmada insan beyninin makinelerle iletişimi amaçlanarak kullanılmıştır (Leuthardt 2011).

Japonya'da bir grup araştırmacı tarafından yapılan bir çalışmada, ilk defa ECoG kullanılarak, kolun hareketi ile ilgili düşünceleri fiilen harekete dönüştürebilen bir protez robot kolu programlanmıştır (Leuthardt 2011).

Washington Üniversitesinde Dr. Leuthardt önderliğinde bir grup araştırmacı tarafından, ECoG kullanılarak beyindeki düşüncelerle bilgisayar ekranının kolayca kontrol edilebildiği gösterilmiştir (Leuthardt 2011).

1.2. Tezin Hedefi

Bu tez çalışmasında, ECoG kayıtları kullanılarak parmak hareketlerinin belirlenmesi amaçlanmıştır. Bu çalışmada BCI Competition IV yarışmasında sunulan Data set IV isimli veri kümesi kullanılmıştır. Kullanılan kayıtlar, Washington Harborview hastanesinden üç epilepsi hastasından elde edilmiştir. Kayıt işlemi beyin iç yüzeyine 4 mm yarıçapında her üç hastaya sırasıyla 62, 48 ve 64 elektrot dizisi yerleştirilerek gerçekleştirilmiştir. Ham işaretler, alt ve üst limitleri 0.15-200Hz'lik olan bir bant geçiren filtre ile fitlerden geçirilmiş olup, potansiyeller 1000Hz'de örnekleme yapılarak bilgisayara aktarılmıştır. Parmak hareketlerinin kaydı için elektronik veri eldiveni kullanılmıştır.

Kayıt esnasında denek için uygun bir ortam hazırlanmıştır. Denekten ekranda gördüğü komutlar (Thumb-başparmak, Index-ışaret parmağı, Middle-orta parmak, Ring-yüzük parmağı ve Little-serçe parmak) doğrultusunda parmaklarını hareket ettirmesi istenmiştir. Denek komutun ardından ilgili parmağı hareket ettirerek, işlemi tamamlamaktadır. Bu süreç içerisinde ECoG verileri ve parmak hareketlerinin verisi kayda alınmıştır. Bu işlem adımlar sürekli tekrarlanarak, eğitim ve test örüntü kümeleri oluşturulmuştur.

Farklı paradigmlar ile elde edilen EEG/ECoG işaretleri değerlendirilerek, beyin dinamiği anlaşılmasına çalışılmaktadır. Bu çalışmada kullanılan ECoG işaretleri aynı amaç için kullanılmıştır. ECoG kaydı, BCI Competition IV yarışmasında sunulan Data set IV isimli veri kayıdır. Yarışmada ECoG verisi ile parmak hareketi arasındaki korelasyon saptanmaya çalışılsa da elde edilen sonuçlar oldukça düşük seviyelerde yer aldığı görülmüştür.

Bu çalışmanın diğer çalışmalara göre farkı

- i) Elektronik eldiven kayıtları dikkate alınarak, aynı zaman aralığına denk gelen ECoG verileri farklı kayda alınarak örüntüler oluşturulmuştur.
- ii) Parmakların sınıflandırma işlemi yapılarak, en yüksek performansa sahip kanallar saptanmıştır. İkinci sınıflandırma işleminde bir önceki aşamada saptanan kanallar çerçevesinde yeni başarı oranları elde edilmiştir.

ECoG verilerinin değerlendirilme sürecinde, öznitelik olarak AR katsayıları kullanılmıştır. Ancak başarı oranlarının düşük olması nedeniyle, dalgacık dönüşüm katsayıları öznitelik olarak kullanılmıştır. Dalgacık katsayılarının daha iyi ayrıştırılabildiği görülmüştür. Sınıflandırma işleminde ise k-NN ve DVM kullanılmış olup, DVM sınıflandırıcının daha iyi performans sergilediği görülmüştür.

1.3. Tezin İçeriği

ECoG verilerinden elde edilen öznitelik vektörleri ile parmak hareketlerinin sınıflandırılması, bu tezin amacını oluşturmaktadır. Tezin içeriği aşağıda anlatıldığı şekilde organize edilmiştir.

Bu tez ikinci bölümünde, günümüze yapılmış temel çalışmaların bazılar ve bununla ilgili literatür taramalarından bahsedilmiştir

Bu tez üçüncü bölümünde, öznitelik olarak kullanılan AR katsayıları ve dalgacık dönüşümü yöntemleri anlatılmıştır. Ayrıca, elde edilen öznitelik vektörlerinin sınıflandırılmasında kullanılan k-NN ve DVM yöntemleri anlatılmıştır.

Bu tez dördüncü bölümünde, parmak hareketlerinin sınıflandırılması amacıyla gerçekleştirilen uygulamanın detayları anlatılmıştır. Elde edilen sonuçlar çizelgeler şeklinde açıklanmıştır.

Tezin son bölümünde ise elde edilen sınıflandırma başarı oranları irdelenerek, katkıları vurgulanmıştır.

2. KAYNAK ÖZETLERİ

Bu bölümde konuya ilişkin kaynaklar araştırılmıştır. Yapılan çalışmalara bakıldığında, paradigma destekli EEG/ECoG kayıtları ile beyin dinamiğinin anlaşılmasına çalışıldığı görülmektedir. Genel olarak yapılan çalışmaları iki gruba ayırmak mümkündür. Birinci grupta, beyin dinamiğini etkileyen hastalıklara sahip kişiler ile sağlıklı kişilerden alınan EEG/ECoG kayıtların karşılaştırılmasını içeren çalışmaları yer almaktadır. İkinci grupta ise beyin dinamiğinin anlaşılmasını sağlamak amacıyla, çeşitli paradigmlar ile kayıtlar alınmış ve sınıflandırma işlemleri yapılmıştır. Bu gruplar kapsamında yapılan bazı örnek çalışmalar aşağıda verilmiştir.

1. Grup (Hasta-Sağlıklı EEG/ECoG Kayıtlarındaki Farklılıklar)

Üstün ve ark. (2003) tarafından yapılan çalışmada, Glial tümörlü üç bayan ve sekiz erkek hastadan oluşan deneklerin, operasyon öncesi alınan EEG kayıtları ve operasyon sırasında alınan ECoG kayıtlarından, epileptik nöbet aktivesi olanlar ile epileptik nöbet aktivesi olmayanların kayıtları karşılaştırılmıştır. Grupların karakteristik farklılıkları gösterilmiştir.

Kıymık (2003) tarafından yapılan çalışmada, Dicle üniversitesi hastanesinden farklı yaşlardaki sağlıklı ve epilepsi hastası kişilerden elde edilen EEG işaretleri kullanılarak, hastalık teşhisi üzerine çalışılmıştır.

Alkan (2006) tarafından yapılan çalışmada, değişik yaşlarda sağlıklı ve epilepsi hastası olan kişilerden alınmış olan EEG kayıtları kullanılmıştır. Baskın frekans bileşenlerinin belirlenmesi için MUSIC, Eigenvektör ve Welch yöntemleri kullanılmıştır.

Gürsoy ve Subaşı (2008) tarafından yapılan çalışmada, beş sağlıklı ve beş epilepsi hastası olan kişilerden alınan tek kanallı EEG işaretlerine ilişkin özbaglanım (AR) katsayıları kullanılmıştır. Öznitelik vektörleri DVM ile sınıflandırılmış ve sara hastalıklarının teşhisine karar verilmiştir.

Avşar ve ark. (2009) tarafından yapılan çalışmada; sağlıklı-gözleri açık, sağlıklı-gözleri kapalı, epilepsi hastası-kriz geçirmediği an ve epilepsi hastası-kriz anı olmak üzere dört farklı durumda alınan EEG işaretleri kullanılmıştır. Kayıtlara Temel Bileşenler Analizi yöntemi uygulanarak, örüntülerin öznitelikleri elde edilmiştir. DVM ile öznitelik vektörler sınıflandırılmış ve hastalık teşhisine karar verilmiştir.

Orhan ve ark. (2010) tarafından yapılan çalışmada; sağlıklı-gözleri açık, sağlıklı-gözleri kapalı, epilepsi hastası-beynin epileptik bölgesinden, epilepsi hastası-beynin diğer bölgesinden ve atak anında kayda alınan EEG işaretleri MLPNN modeli ile sınıflandırılmıştır. Eşit Genişlikli Ayırıklaştırma (EGY) yöntemi ile yeniden düzenlenen EEG işaretlerinin Ayırık Dalgacık Dönüşüm katsayıları hesaplanmıştır. Dalgacık katsayılarının ortalaması, standart sapması ve entropisi, modelin özellik vektörleri olarak kullanılmıştır. Sonuç olarak EEG işaretlerinin sınıflandırılmasında, EGY tabanlı sınıflandırma başarısının daha yüksek olduğu saptanmıştır.

Tekin ve ark. (2011) tarafından yapılan çalışmada; toplam beş veri kümesi ele alınmıştır. Her küme beş kişiden oluşmuş. Bu kümelerden ikisi sağlıklı insanların gözleri açık ve kapalı EEG işaretlerini içermektedir. Diğer iki küme nöbet öncesi beynin farklı bölgelerinden alınan EEG işaretlerini ve en son veri kümesi ise kriz anında elde edilen EEG işaretlerini içermektedir. Özellik çıkarımında dalgacık dönüşümü, sınıflandırmada ise kNN ve Yapay Sinir Ağları yöntemleri kullanılarak performansları karşılaştırılmıştır.

2. Grup (Paradigma Temelli EEG/ECoG Kayıtlarının Sınıflandırılması)

Qin ve ark. (2005) tarafından yapılan çalışmada, deneklerden ekrandaki çubuğun verilen sağ/sol komutlarına göre zihinlerinde sağ/sol el hareket yönleri oluşturulması istenmiş ve imlecini istenen yöne hareket etmesi sağlanmıştır. Bu paradigma ile elde edilen EEG kayıtları kNN ve DVM ile sınıflandırılmıştır.

Dolezal ve ark. (2005) tarafından yapılan çalışmada, EEG kayıtları ile deneklerin sağ işaret parmaklarına ilişkin hareket yönü sınıflandırılmıştır. Sınıflandırma Hidden Markov Modeli kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

Liu ve ark. (2005) tarafından yapılan çalışmada, deneklerin sağ el ve sol el işaret parmaklarını tuşa dokunmalarıyla ortaya çıkan harekete ilişkin EEG kayıtları sınıflandırılmıştır.

Pistohl ve ark. (2008) tarafından yapılan çalışmada, deneklerden kollarını yatay ve düşey şekilde hareket ettirmeleri istenmiş ve harekete ilişkin ECoG kayıtları sınıflandırılmıştır.

Halıcı (2009) tarafından yapılan çalışmada, deneklerden ekrandaki çubuğun verilen sağ/sol komutlarına göre zihinlerinde sağ/sol el hareket yönleri oluşturulması istenmiş ve imlecin istenen yöne hareket etmesi sağlanmıştır. Bu paradigma ile elde edilen EEG kayıtları kNN ve DVM ile sınıflandırılmıştır.

Aydemir ve Kayıkçoğlu (2009) tarafından yapılan çalışmada, imleç hareketinin hayaline dayalı EEG işaretlerinin sınıflandırılması için kNN ve DVM yöntemlerini kullanmışlar.

Acharya ve ark. (2010) tarafından yapılan çalışmada, deneklerin parmak hareketleriyle avuçlarını açıp kapamalarına ilişkin ECoG verileri değerlendirilmiştir.

Benimeli ve Sharman (2007) tarafından yapılan çalışmada, Bilgisayar ekranının karşısında oturan deneğin ekran da gördüğü şekil (gri kare), ses, tanıtım ve tanıtımın geri dönüşlerinin kayıtları EEG yöntemi ile alınıp öznelik çıkarımı olarak Dalgacık Dönüşümü katsayıları, sınıflandırıcı olarak da DVM kullanarak çalışmışlar.

Kubenek ve ark. (2009) tarafından yapılan çalışmada, üç bayan ve iki erkek epilepsi hastasından bilgisayar ekranında gördükleri komutlar doğrultusunda parmaklarını hareket ettirmeleri istenmiş ve elektronik eldiven kaydı ile beraber ECoG verileri kayda alınmıştır. Korelasyon katsayılarındaki başarı oranı ortalama % 52 olarak kayda alınmıştır.

Bougrain ve liang (2009) tarafından yapılan çalışmada, deneklerden bilgisayar ekranında gördükleri komutlar doğrultusunda parmaklarını hareket ettirmeleri istenmiş ve elektronik eldiven kaydı ile beraber ECoG verileri kayda alınmıştır. Parmak4 ün etkilediği parmak3 ve parmak5'ten dolayı korelasyon katsayılarındaki başarı oranı düşmüş ve ortalama % 46 gibi bir sonuç elde edilmiştir.

Flamary ve ark. (2011) tarafından yapılan alıőmada, bir nceki literatrde yer alan paradigma ile elde edilen ECoG kaydı kullanılarak, parmak hareketleri iin beő ıkıő ve hareketin olmadığı yer iin bir ıkıő olmak zere altı ıkıő alınmıő. znelik ıkarımı iin AR katsayılarını kullanılmıőtır. Her parmak iin ortak katsayı vektr kullanılmıő ve kanal seimi yapılmıőtır. Korelasyon katsayılarındaki baőarı oranı ortalama % 46.5 olarak saptanmıőtır.

Son iki literatrde kullanılan kayıtlar aynı veri bankasından alınmıő olup, bu tez kapsamında da aynı kayıtlar kullanılmıőtır. Sz konusu parmak hareketlerinin, veriler ile korelasyonunun saptanması, olduka zor bir problem olduėu makalelerdeki yaklaőımlardan ve elde edilen baőarılarından gzlenebilmektedir. alıőmalarda oėunlukla, ECoG verilerine bakılarak, parmak hareketinin varlıėı belirlenmeye alıőılmıő ve akabinde hareketin hangi parmak olduėu saptanmaya alıőılmıőtır. Bu tez alıőmasının diėer alıőmalar gre farklılıėı, parmak hareketlerine iliőkin ECoG verileri elektronik eldiven kayıtları kullanılarak doėrudan ayrıőtırılmıő ve ayrılan rntler sınıflandırılmıőtır. alıőmanın detayları sonraki blmlerde anlatılmıőtır.

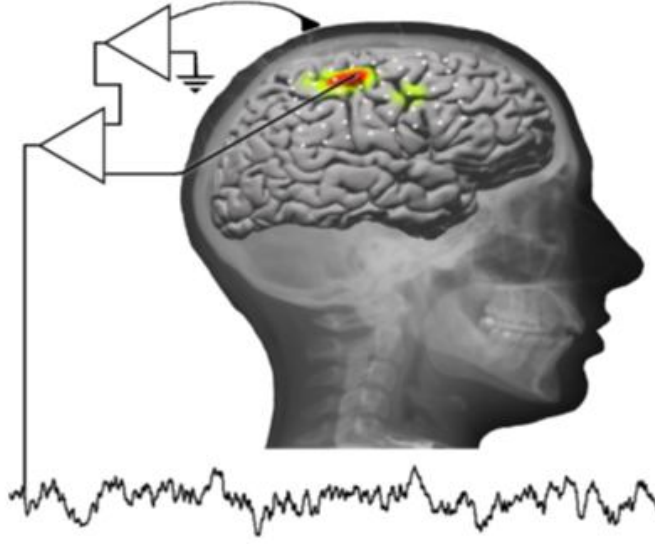
3. MATERYAL VE METOT

Bu tez çalışmasında, ECoG tabanlı kayıtlardan parmak hareketlerinin saptanması amaçlanmıştır. Tezin bu bölümü, Materyal ve Yöntem olmak üzere iki ana alt başlıktan oluşmaktadır. Materyal alt başlığında, çalışmada kullanılan ECoG verilerinin nasıl elde edildiğine ilişkin detaylı açıklaması yer almaktadır. Yöntem alt başlığında ise ECoG verilerinden hangi yöntemle öznitelik elde edildiği ve elde edilen özniteliklerin hangi yöntemler ile sınıflandırıldığı konuları yer almaktadır.

3.1. Materyal

Bu çalışmada BCI Competition IV yarışmasında sunulan Data set IV isimli veri kümesi kullanılmıştır. Kayıt alınma sürecinde izlenen senaryonun detayları aşağıda belirtilmiştir.

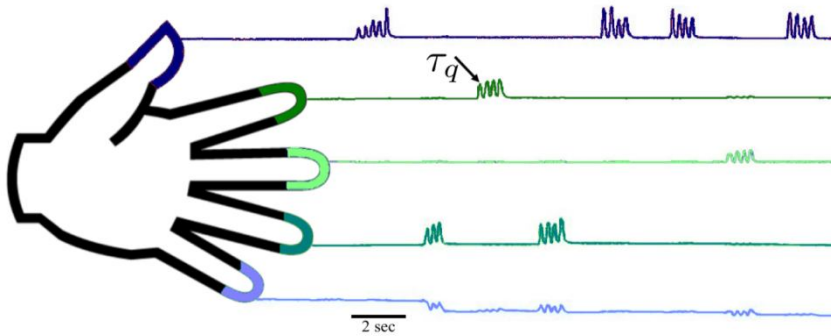
Kullanılan kayıtlar, Washington Harborview hastanesinden üç epilepsi hastasından elde edilmiştir. Kayıt işlemi beynin iç yüzeyine 4 mm yarıçapında her üç hastaya sırasıyla 62, 48 ve 64 elektrot dizisi (Ad-Tech, Racine, WI) yerleştirilerek gerçekleştirilmiştir. Elektrot dizileri 8x8 veya 8x6 yapısında olabilmektedir. Elektriksel beyin aktiviteleri, sağ motor kortekse yerleştirilen 8x8 veya 8x6'lık ECoG platin elektrot ızgarası ile kayıtlar alınmıştır. Izgaranın boyutu 8x8cm veya 8x6cm olduğundan dolayı, sağ motor korteksi tamamen kapladığı varsayılmıştır. Elektrot ızgarasından elde edilen işaretlerin yükseltilmesi ve sayısallaştırılması işlemleri Synamps2 (Neuroscan, El Paso, TX) sistemi üzerinden yapılmıştır. Şekil 3.1. de görüldüğü şekilde, toprak ve kafatası referansına göre kayıt alınmıştır. Ham işaretler, alt ve üst limitleri 0.15-200Hz'lik olan bir bant geçiren filtre ile fitlerden geçirilmiş olup, potansiyeller 1000Hz'de örnekleme yapılarak bilgisayara aktarılmıştır. Parmak hareketlerinin kaydı için elektronik veri eldiveni (Fifth Dimension Technologies, Irvine, CA) kullanılmıştır (Miller 2008).



Şekil 3.1. Toprak ve kafatası referansı ile ECoG kaydı (Miller 2008)

Kayıt alınma sürecinde izlenen senaryo aşağıda tanıtılmıştır.

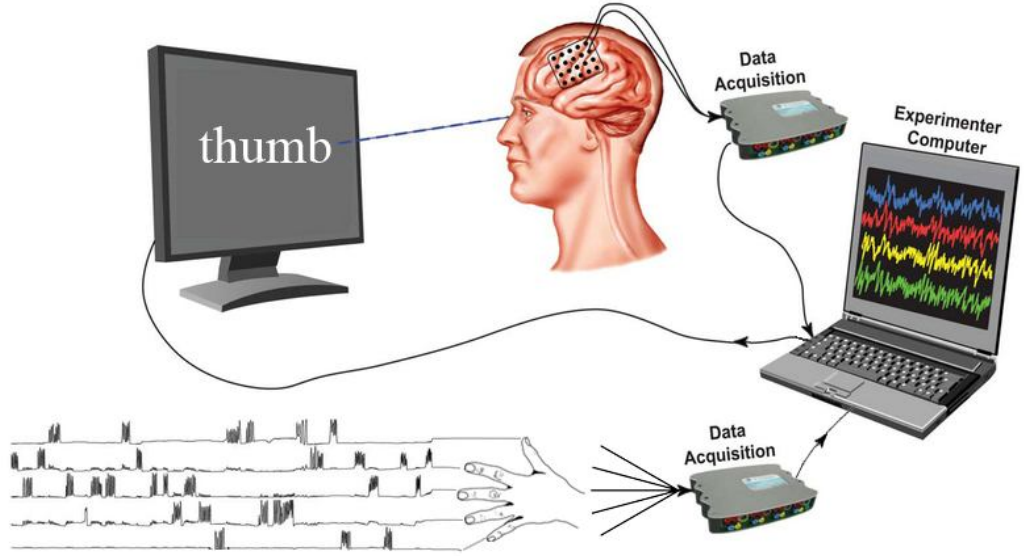
Kayıt esnasında denek konforlu bir koltuğa oturtulmuş ve yapması gerekenler söylenerek, deney için uygun bir ortam hazırlanmıştır. Denekten ekranda gördüğü komutlar (Thumb-başparmak, Index-işaret parmağı, Middle-orta parmak, Ring-yüzük parmağı ve Little-serçe parmak) doğrultusunda parmaklarını hareket ettirmesi istenmiştir. Denek komutun ardından ilgili parmağı hareket ettirerek, işlemi tamamlamaktadır. Bu süreç içerisinde ECoG verileri ve parmak hareketlerinin (Şekil 3.2.) verisi kayda alınmıştır. Bu işlem adımlar sürekli tekrarlanarak, eğitim ve test örüntü kümeleri oluşturulmuştur.



Şekil 3.2. Elektronik eldivenden elde edilen işaret örnekleri (Miller 2008)

Zamansal açıdan söz konusu senaryonun detayları aşağıda belirtilmiştir.

Deneğe uyarı olarak gösterilen parmak (ismi) komutu, 2 saniye boyunca ekranda görüntülenmeye devam etmektedir. Denekten bu süre içinde belirtilen parmağı 3-5 kez hareket ettirmesi istenir. Ardından ekranda yer alan komut silinir ve 2ms süre boş geçtikten sonra yeni bir parmak komutu ekranda görüntülenir. Bu işlem 10 dakika tekrarlanır. İzlenen senaryonun şeması Şekil 3.3. de gösterilmiştir.



Şekil 3.3. İzlenen kayıt senaryosunun adımlarının gösterilmesi

3.2. Yöntem

Bu çalışmada, parmak hareketlerine ilişkili electrocorticographic (ECoG) verilerinin sınıflandırılması amaçlanmıştır. Sınıflandırılması için veriye ilişkin özelliklerin çıkarılması ve özellik vektörlerinin sınıflandırılma işlemine tabii tutulması gerekmektedir. Verinin karmaşıklığı ve boyutun yüksek olması nedeniyle, veri analizi için bilgisayarların kullanımı gerekmektedir.

Tez kapsamında kullanılan veri boyutunun büyük olması nedeniyle, örüntülere ilişkin öznitelik vektörleri elde edilerek, verilerin analizi için boyut indirgenmesi sağlanmıştır. Ardından boyutu indirgenen verinin doğru sınıflandırılması için farklı yöntemler uygulanarak elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır.

Öznitelik olarak literatürde ve EEG/ECOG analizleri alanında başarısı onaylanan Özbağlanım katsayıları kullanılmıştır. Katsayıların ayrıştırılmasında ise K en yakın komşuluk yöntemi ve Destek Vektör Makineleri - DVM (Support Vector Machine - SVM) kullanılmıştır. Bu yöntemlerin detayları aşağıda belirtilmiştir.

3.2.1. Özbağlanım Modeli (Autoregressive Model, AR)

Özbağlanım modeli, $x(n)$ veri dizisinin bir rasyonel sistem tarafından nitelendirilen doğrusal bir sistemin çıkışı olarak modellenmesi ile temsil edilebilir. Güç spektral yoğunluğunun (GSY) parametrik yöntemlerle kestiriminde, veri dizisi ve kestirimi Özbağlanım metodunda işarete ait belli bir andaki genliği elde etmek için, o ana kadar örneklenmiş bölümlerin genlikleri farklı oranlarda toplanır ve bu toplama bir tahmin hatası eklenir. AR model parametrelerinin çözümünde doğrusal denklemler kullanılır. Bu yüzden AR yöntemi daha yaygın kullanılır (Bozkurt 2007).

AR spektrum kestirimi, işlem için tüm-kutuplu model kurulmasını gerektirdiğinden, tüm kutup parametrelerinin kestirimi için teknikler vardır. Genlik oranlarını belirleyen AR katsayılarını farklı yöntemlerle hesaplamak mümkündür (Bozkurt 2007).

a) Burg Yöntemi

Burg yöntemi 1975 yılında J.P.Burg tarafından geliştirilmiştir. Burg algoritması, AR model parametreleri kümesini, ileri – geri yöndeki kestirim hatalarının kareleri toplamının minimizasyonu ile bulur. Burg yöntemi diğer AR spektrum kestirim metodları gibi özilişki fonksiyonu hesaplamaz. Bunun yerine direkt yansıma katsayısı tahmini yapılır (Bozkurt 2007).

b) Otokorelasyon (Yule Walker) Yöntemi

Otokorelasyon yöntemi bazı kaynaklarda Yule-Walker yöntemi olarak da geçmektedir. AR işlemleri için kullanılan Yule-Walker denklemlerinin, otokorelasyon denklemleri ile eşdeğer olması sebebiyle her iki ismin de kullanılması uygundur (Bozkurt 2007).

c) Kovaryans Yöntemi

AR parametrelerinin kestirimi için bir başka yaklaşım ise Kovaryans yöntemidir. Kovaryans yöntemi AR spektrum kestiriminde ileri kestirim hatalarının kareleri toplamının minimize edilmesi temeli üzerine kuruludur. Kovaryans yönteminin, otokorelasyon yöntemine göre avantajı, otokorelasyon kestiriminde gerekli olan verilerin pencerelemesi işlemini gerektirmemesidir. Bu yüzden, kısa veri kayıtlarında kovaryans yöntemi, otokorelasyon yöntemine göre daha yüksek çözünürlükte spektrum kestirimi üretir (Bozkurt 2007).

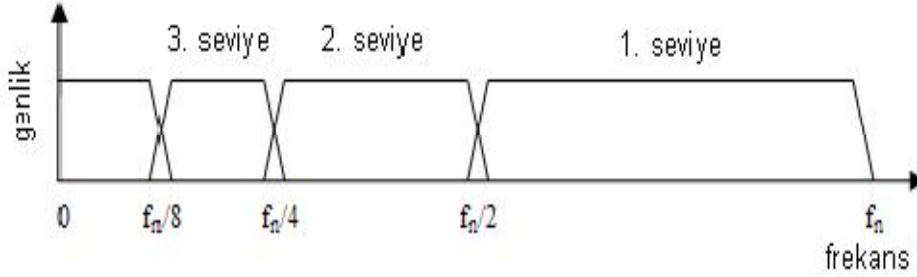
d) İyileştirilmiş Kovaryans Yöntemi

Bu yöntem verilerin pencerelemesini gerektirmemesi açısından kovaryans yöntemine benzer. Kovaryans yönteminden farklı olarak, ileri kestirim hatalarının kareleri toplamının minimize edilmesi yerine, iyileştirilmiş kovaryans yöntemi ileri ve geri kestirim hatalarının kareleri toplamını minimize eder (Bozkurt 2007).

3.2.2. Dalgacık Dönüşümü (Wavelet Transformer)

Çözünürlük problemini ortadan kaldırmak için Fourier dönüşümüne alternatif olarak tasarlanmıştır. Dalgacık dönüşümünde işaretler fonksiyon ile çarpılır ve sonuçlar toplanır. 1976'da Croiser, Esteban ve Galand ayrık zaman işaretlerini bileşenlerine ayırmaya yönelik bir teknik geliştirdi. Aynı yıl Crochiere, Weber ve Flanagan ses işaretlerini analiz etti ve bu analize alt bant kodlama adı verildi. 1983'te Burt piramitsel kodlama adı altında alt bant kodlamasına çok benzeyen yeni bir teknik geliştirdi. 1989'da Vetterli ve Le Gall alt bant kodlama yöntemini, piramitsel kodlamadaki bazı fazlalıkları atarak geliştirdi. İlk Wavelet dönüşümü Macar matematikçi Alfred Haar tarafından keşfedilmiştir. Haar Wavelet dönüşümü en basit Wavelet dönüşümüdür. Bu dönüşüm temel olarak girdi değerlerinin ikişer ikişer ortalamasını alır. Bunun yanında ortalamadan oluşan farkı da ek bilgi olarak tutar. Bu işlem özyinelemeli olarak devam eder. İşlem sonunda $2n - 1$ tane fark ve bir tane toplam ortalama değer oluşur (Avcı 2006).

Dalgacık dönüşümü frekans bilgileri ile birlikte konumsal bilgileri de verir. Başlangıç işaretini Wavelet dönüşümünü aldıktan sonra hiç bozulmadan tekrar elde edebiliriz. Bir $x[n]$ işaretinin ayrık Wavelet dönüşümü bu işaret üzerinden alçak geçirenlikli $g[n]$ ve yüksek geçirenlikli $h[n]$ filtresinin geçirilmesiyle hesaplanır (Avcı 2006).



Şekil 3.4. Wavelet dönüşümü seviyelerinde elde edilen frekans aralıkları (Avcı 2006).

Filtreleme işleminde alçak geçirenlikli filtreden elde edilen verilere yaklaşım verileri, yüksek geçirenlikliden elde edilen verilere ayrıntı verileri denir (Avcı 2006).

Dalgacık dönüşümünün iki türü vardır; Sürekli Dalgacık Dönüşümü ve Ayrık Dalgacık Dönüşümü. Bunların yanında bazı çeşitleri de türetilmiştir. Bu çeşitlerden bazılarını aşağıda kısaca açıklanmıştır.

a) Haar Dalgacık Dönüşümü

1909 yılında Alfred Haar tarafından bulunan bu dönüşüm ilk bilinen Wavelet çeşididir.

Başka bir ifade ile Daubechies D-2 dönüşümü olarak da bilinir. Diğer Wavelet türlerine göre en basitidir. Basit olması avantajının yanında sürekli olmaması en büyük dezavantajıdır (Avcı 2006).

b) Daubechies Dalgacık Dönüşümü

Dalgacık dönüşümünün bu çeşidi en yüksek sayıda sönümlenme momenti içerecek şekilde tasarlanmıştır. Sadece çift sayılardan oluşan D-2 ile D-20 arasında farklı türleri vardır.

Çift sayılar bu dalgacık dönüşümündeki katsayıları belirtir. Örnek olarak D-6 Waveleti üçüncü dereceden bir polinoma sahiptir veya D-4 Waveleti ikinci dereceden bir polinoma sahiptir denebilir (Avcı 2006).

c) Coiflet Dalgacık Dönüşümü

Ingrid Daubechies tarafından keşfedilen bu dönüşümün diğer dönüşümlerden farkı simetrik yapıda oluşudur (Avcı 2006).

d) Mexika şapkası Dalgacık Dönüşümü

Sayısal analiz ve Matematikte Gauss fonksiyonunun ikinci türevinin normalize edilmiş biçimidir (Avcı 2006).

3.2.3. Destek Vektör Makineleri (DVM)

DVM temelleri istatistiksel Öğrenme Kuramına göre V. Vapnik tarafından atılmıştır. DVM uygulamaları diğer yöntemlerden daha iyi sonuçlar vermesi, basit fikirler üzerine kurulmuş olması ve yüksek performans isteyen uygulamalarda kullanabilmesinden dolayı avantajlıdır (Eren 2008).

DVM'ler sınıflandırma ve uyulmama da sağlam ve etkin bir yöntem olarak kullanılır. Eğitim ve Test aşamaları işlemini gerçekleştirir. DVM'ler Ses, yüz, el yazısı ve kanser hücrelerinin tanınması, uzaysal veri analizi gibi birçok alanda da kullanılır (Eren 2008).

Başlangıçta sınıflandırma için geliştirilen DVM'ler, sonraları sınıflandırmaya benzer olarak uyulmama için genişletilmiştir. Yapısal risk minimizasyonu prensibine dayanarak, beklenen riskin üst sınırı küçük tutulmaya çalışılıp, DVM'ler riskleri en az olacak şekilde eğitilirler ve tasarımda genelleme hatası için verilen bir üst sınır minimuma indirgenir. DVM ile bulunan fonksiyon, veriye yakınlık ve çözümün karmaşıklığı arasındaki bir geçiştir. Sadece iki sınıfın bulunduğu bir sınıflandırma probleminde DVM iki sınıf arasındaki sınırı maksimize eden optimal ayırt etme yüzeyini belirler, yani eğitim kümesi ile ayırt etme yüzeyine en yakın noktaların arasındaki mesafeyi maksimize eder (Eren 2008).

DVM'lerde dönüşüm düşük boyutlu bir giriş uzayından alınan vektörler yüksek boyutlu bir diğer uzaya doğrusal olmayan bir biçimde taşınarak yapılır. Bu dönüşümü belirleyen bir çekirdek ile dönüşümü uygulayan sistem tanımlanır. Sınıflama yapılırken yüksek boyutlu uzaya taşınan vektörler doğrusal olarak ayrılabilir duruma gelir.

Ayrıştırılan düzlemler içerisinde sınıflara uzaklığı en çok olan en uygun doğrusal ayrıştırıcı olarak belirlenir. Yüzeye en yakın vektörler belirlenerek en yakın uzaklık tespit edilir. Destek vektörler olarak adlandırılan bu vektörler ayrıştırıcı düzlemi belirlerler (Eren 2008).

DVM'ler birçok alanda kullanılıp Sürekli geliştirilmelerine rağmen bazı eksik yanları bulunmaktadır. DVM'ler öncelikle veriyi iki sınıfa ayırtmak için tasarlanmıştır. Bu yüzden de çok sınıflı ayırtmalarda etkili olmamaktadır ve bu konuda çok sayıda çalışma yapılmaktadır. Çok sınıflı problemlere doğrudan çözüm öneren formülasyonların başarıları genelde iyi değildir. DVM'lerin gürültü ve aykırı verilere olan hassasiyeti bir başka eksik taraftır. Ayrıca, hesaplama ve bellek gereksinimi çok fazla olduğu için çözüm çok yavaştır. Veri kümeleri büyüdükçe DVM'lerin uygulanması da sınırlı olmaktadır. Bunlardan başka çekirdek ve parametre seçiminde bazı problemler ortaya çıkmaktadır. Uygun çekirdek ve parametresi seçilmezse, boyutu yüksek olan uzaydaki uzaklık sırası korunmaz veya uzaklıklar arası farklar küçülür ve sınıflama hatalı olur. Literatürde görülen DVM çeşitleri aşağıda belirtilmiştir (Eren 2008).

a) Doğrusal Destek Vektör Makineleri

Doğrusal DVM'ler de kendi içinde verilerin doğrusal olarak ayrılabilme ya da ayrılamama durumlarına göre ayrılırlar (Eren 2008).

Doğrusal Ayrılabilme Durumu: Doğrusal ayrılabilir durumlarda sınıfları birbirinden ayıran pek çok karar düzlemi bulunabilir. DVM bu düzlemlerden iki sınıf arasındaki mesafeyi en büyük yapanını tespit eder. Bu düzleme en yakın vektörlere de destek vektörleri denir.

Doğrusal ayrılamama durumu: Örneklerin doğrusal olarak ayrılabilir durumda olmadığı durumlarda problemin çözümü için eğitim hatasının saptanması kullanılır.

b) Doğrusal olmayan destek vektör makineleri

Doğrusal olmayan problemlerde çekirdek fonksiyonları kullanılarak örnekler daha yüksek boyutlu ve doğrusal olarak ayrılacakları bir uzaya taşınır ve çözüm bu yeni uzayda yapılır. (Eren 2008).

c) Çok sınıflı destek vektör makineleri

Örnekler her zaman yukarıda anlatılan DVM'lerde olduğu gibi iki sınıflı değildir. İki'den fazla sınıf olduğu durumlarda DVM tekniğinde temel olarak kullanılan iki yaklaşım vardır;

Lagrange fonksiyonunun kullanımınıdır. Bu fonksiyon çok sınıflı işlem yapacak hale getirilerek problem çözülür. Ancak sınıf sayısı arttıkça hatalar da buna paralel olarak çok arttığı için bu yöntem fazla tercih edilmemektedir (Eren 2008).

İkinci yaklaşımda da DVM, sınıf sayısına göre ikili sınıflandırmalar yapacak şekilde çalıştırılır. Bu amaçla kullanılan yöntemlerden ikisi, bire karşı bir ve bire karşı hepsidir. Bire karşı bir yönteminde her örnek kümesi diğer örnek kümeleriyle ayrı ayrı eğitilir. Yani n sınıf varsa $n(n-1)/2$ tane eğitim işlemi yapılır. Daha sonra eğitim işlemlerinin sonucunda bulunan destek vektörlerle test aşamasında gelen örnek kıyaslanır ve sınıfı bulunur. Bire karşı hepsi yönteminde ise her örnek kümesinin eğitimi, diğer bütün örneklerin aynı kümeyle ait olduğu varsayımı ile yapılır. Yani n farklı sınıf var ise n tane eğitim işlemi yapılır. Test aşamasında da örneğin ait olduğu sınıf bu eğitim verilerinde elde edilen destek vektörler ile kıyaslanmasıyla tespit edilir (Eren 2008).

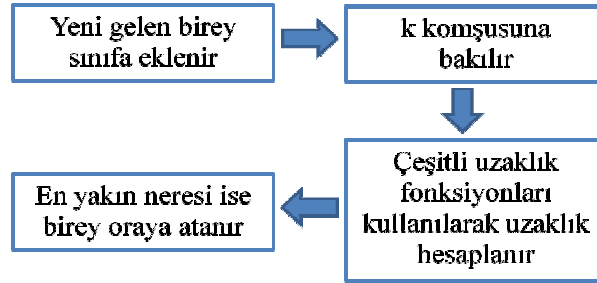
3.2.4. K En Yakın Komşuluk Yöntemi (kNN)

K-en yakın komşu algoritması (kNN) eğiticili ve örnek tabanlı bir sınıflandırma algoritmasıdır. Diğer yöntemlere göre daha kolay uygulanır. Bu tip algoritmalarda eğitime ihtiyaç yoktur. kNN, veri madenciliği, bilgi güvenliğinin sağlanmasında saldırı tespit sistemlerinde, genetik ve biyoenformatiğin birçok alanında, örüntü tanıma sistemleri gibi birçok benzeri sistemde kullanılmaktadır (Pilavcılar 2007).

kNN'de 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 aittir denilir. Örnekler arası uzaklıklar öklit uzaklığı ile bulunur. Öklit uzaklığı kullanılarak hesaplanan tüm uzaklık değerleri sıralanır. Sıralı değerler arasından K sayısına bağlı olarak en küçük K tanesi

belirlenir. Test edilecek örneğe en yakın K tane komşu örnek belirlenmiş olur. Test edilecek örneğin sınıflandırılması için bulunan K tane komşunun sınıf etiketleri kullanılır (Pilavcılar 2007).

Sınıf etiketlerinin “1” ve “0” olarak belirlendiği varsayılırsa; test edilecek örnek ile eğitim örneklerinin arasındaki uzaklık değerleri hesaplandıktan sonra, K tane en yakın örneğin sınıf etiketlerine bakılır. Sınıf etiketi “1” olanlar “0” olanlardan fazla ise test örneğinin sınıfı “1” dir, “0” olanlar “1” olanlardan fazla ise “0” olarak sınıflandırılır. Testin sınıfına karar verilmesi esnasında K değerini seçilmek için iki durum yaşanabilir. Birinci durumda K değeri tek sayı seçilerek “+1” ve “0” örneklerin sayısının eşit değerde çıkması önlenir. K değeri çift sayı seçilirse de K tane örnek için her bir sınıfa ait örnekler kendi aralarında toplanır ve ortalamaları bulunur. En küçük ortalamaya sahip olan sınıf, test edilecek örneğe daha yakın olacağı için test örneğinin sınıfı en küçük ortalamaya sahip olan sınıf olacaktır. Bu algoritma için sınıf sayısında bir kısıtlama yoktur. İstenilen sayıda sınıf belirlenerek sınıflandırma işlemi yapılabilir. kNN algoritmasında izlenen akış şeması Şekil 3.5’de belirtilmiştir.



Şekil 3.5. kNN algoritmasının akış şeması

kNN yönteminde kullanılan uzaklık fonksiyonları; Manhattan Uzaklık Fonksiyonu, Minkowski Uzaklık Fonksiyonu, Öklid Uzaklık Fonksiyonudur. kNN yönteminde kullanılan komşuluk yaklaşımının avantajları ve dezavantajları bulunmaktadır. Bunlar;

Avantajları: Uygulanabilirliği basit bir algoritma olması, gürültülü eğitim dokümanlarına karşı dirençli olması ve eğitim örüntü sayısının fazla olması durumunda etkili olmasıdır (Pilavcılar 2007).

Dezavantajları: Uzaklık bazlı öğrenme algoritması, en iyi sonuçları elde etmek için, hangi uzaklık tipinin ve hangi niteliğin kullanılacağı konusunda açık değildir. Hesaplama maliyeti gerçekten çok yüksektir çünkü her bir sorgu örneğinin tüm eğitim örneklerine olan uzaklığını hesaplamak gerekmektedir. En yakın komşuluk prensibine dayanmaktadır. K parametreye ihtiyaç duymaktadır (Pılavcılar 2007).

kNN algoritmasında terim ağırlıklandırma yöntemleri açısından üç farklı yöntem kullanılabilir (Pılavcılar 2007).

Bunlar;

- Bit Ağırlıklandırma Yöntemi
- Frekans Ağırlıklandırma Yöntemi
- Tf-IDF Ağırlıklandırma Yöntemi

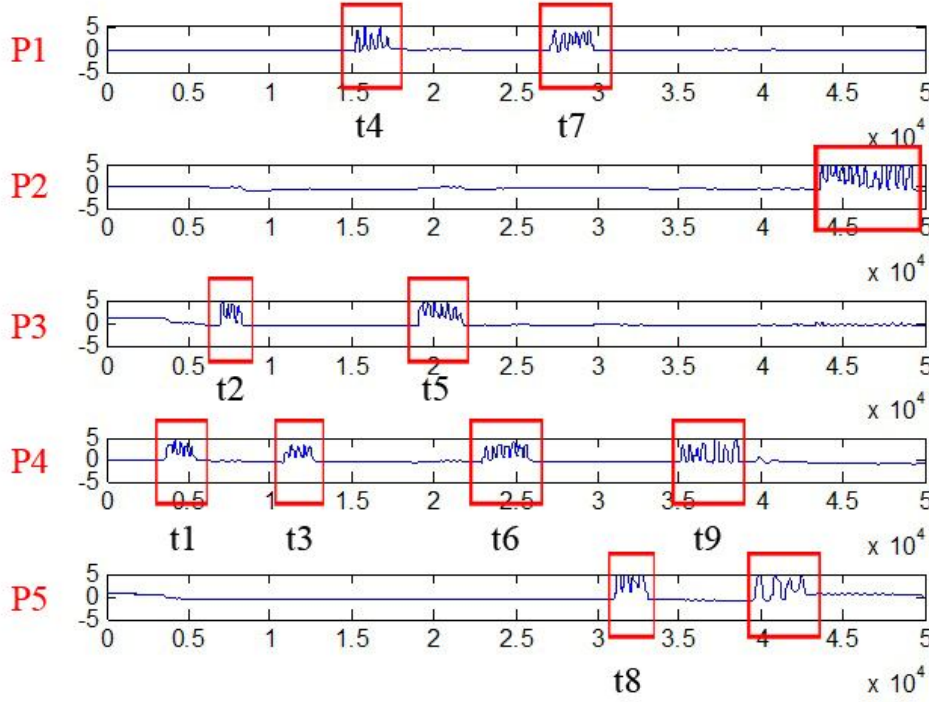
4. BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu tez çalışmasında, eldeki parmakların hareketleri ile ilişkili Elektrokortikografi (ECoG) verilerinin sınıflandırılması amaçlanmıştır. Bu çalışmada BCI Competition IV yarışmasında sunulan Data set IV isimli veri kümesi kullanılmıştır. Kayıt alınma sürecinde izlenen senaryonun detayları “3.1. Materyal ve Yöntem” bölümünde belirtilmiştir.

ECoG verilerinin analizinde, öncelikle veriler çeşitli ön işlemlerden geçirilmiş ve ardından boyut indirgeme olarak öznitelik vektörleri elde edilmeye çalışılmıştır. Öznitelik vektörleri çeşitli sınıflandırma yöntemleri ile ayrıştırılmış ve son olarak sınıflandırıcıların performansları karşılaştırılmıştır. Konunun detayları aşağıda açıklanmıştır.

4.1. Önışlem Aşaması

Üç epilepsi hastası için kullanılan elektrot sayıları sırasıyla; denek 1 için 62 elektrot (8x8 ızgara elektrot dizisi), denek 2 için 48 elektrot (8x6 ızgara elektrot dizisi) ve denek 3 için 64 elektrot (8x8 ızgara elektrot dizisi) kullanılmıştır. ECoG verilerinin boyutlarına bakılacak olunur ise eğitim için (400,000 x kanal_sayısı) ve test için (200,000 x kanal_sayısı) olduğu görülmektedir. Bu çalışmada sadece eğitim verileri kullanılmıştır. Bu boyutlarda verilerin işlenmesi, işlem yükünü artırmakta ve hesapsal süreci karmaşıklaştırmaktadır. Bunun önüne geçmek amacıyla, sadece parmak hareketlerinin yer aldığı zaman süreleri belirlenmiş ve hareketlerin olduğu bölütler çıkarılmış ve ayrı olarak kayda alınmıştır. Elektronik eldiven kayıtlarında belirli bir eşik seviyesi (Eşik gerilimi=2.5mV) dikkate alınarak, parmak hareketinin varlığı saptanmıştır. Örnek olarak, eşik seviyesini aşan zaman aralıları Şekil 4.1’de gösterildiği gibi pencerelenmiştir. Şekilde gösterilen örnekte, denek 1’e ilişkin parmak hareketlerinin ilk 5000 veri noktası gösterilmiştir. Şekilden görüleceği üzere, yukarıdan aşağı doğru sırasıyla parmak 1 (P1-Thumb), parmak 2 (P2-Index), parmak 3 (P3-Middle), parmak 4 (P4-Ring) ve parmak 5 (P5-Little) kayıtları görülmektedir. İlk hareket eden parmağın P4 olduğu ve t1 süresince devam ettiği pencere içinde gösterilmiştir. Sırasıyla diğer parmakların hareket süreleri; P3-t2, P4-t3, P1-t4, P3-t5, P4-t6, P1-t7, P5-t8, P4-t9, P5-t10 ve P2-t11 olarak gösterilmiştir.



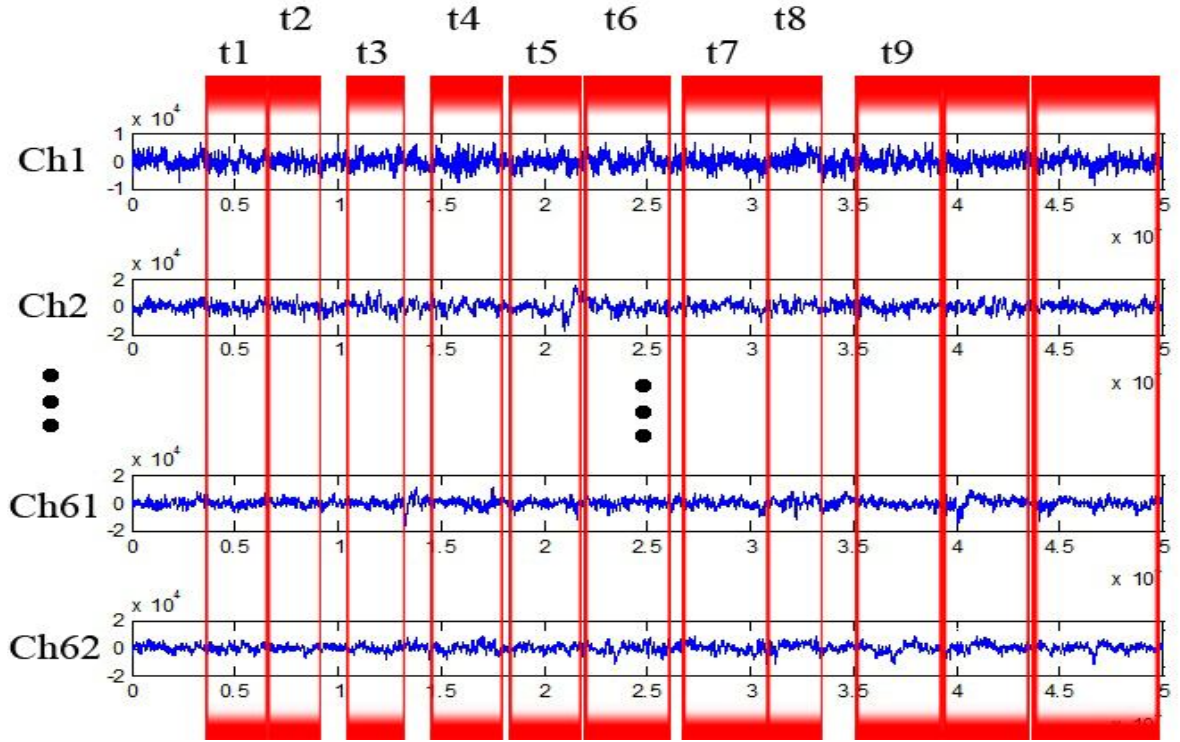
Şekil 4.1. Parmak hareketlerinin ilk 5000 veri noktası gösterilmiştir.

Söz konusu eşik seviye kontrol işlemi her üç denek için yapılmış ve Çizelge 4.1. de görülen parmak hareket sayıları elde edilmiştir.

Çizelge 4.1. Deneklere göre parmak hareket sayıları

Denek	Parmak 1 Thumb	Parmak 2 index	Parmak 3 middle	Parmak 4 ring	Parmak 5 little
Denek 1 (62 Kanal)	18	20	24	16	21
Denek 2 (48 Kanal)	29	25	28	36	18
Denek 3 (64 Kanal)	23	59	48	48	38

Hareket süreleri belirlendikten sonra aynı zaman aralığında yer alan bölütler ECoG kayıtlarından çıkarılmıştır. Örnek olarak Şekil 4.1’de gösterilen zaman sürelerinin kanallar üzerine yansımaları Şekil 4.2’de gösterilmiştir. Alınan bölütlerin beklendiği gibi farklı uzunlukta oldukları görülmektedir.



Şekil 4.2. ECoG kayıtlarında parmak hareketlerine ilişkin bölütlerin belirlenmesi

Her hareketin süresi farklı olduğu için oluşan işaretin içerdiği data point sayısı da farklı olacaktır. Çizelge 4.2 de deneklere ilişkin her parmak hareketinin içerdiği ECoG data point sayıları gösterilmiştir. Örneğin Parmak 1 in ilk hareketi Çizelge 4.2’de görüleceği üzere 2120 data point içermektedir. Buna göre söz konusu parmak hareketi için 62 kanal olması nedeniyle 62×2120 boyutlarında yeni bir örüntü oluşturulmuştur. Bu uygulama tüm parmak hareketleri için gerçekleştirilmiştir.

4.2. AR Katsayı Tabanlı Öznitelik Vektörlerinin Sınıflandırılması

Oluşturulan yeni örüntü kümeleri sadece hareketlerin yer aldığı ECoG kayıtlarını içermektedir. Elde edilen örüntülerin boyutları farklı uzunlukta olup, kanal sayıları ile birlikte düşünüldüğünde, oluşturulan örüntülerin hala analiz etmek için yeterince büyük oldukları gözlenmiştir. İşaretlerin karakteristiklerini yakalamak üzere, her örüntünün AR katsayıları elde edilmiştir. Örneğin parmak 4 ‘ün ilk hareket ettiği ve t1 zaman aralığı boyunca hareketin devam ettiği kayıtlardan görülmektedir (Şekil 4.1). Buna göre, t1 aralığında tüm kanalların m tane AR katsayıları hesaplanmış ve toplamda $(62 \times m)$ tane katsayı elde edilmiştir. Bu katsayılar bir vektör $(1, 62 \times m)$ haline getirilerek, parmak 4’ün öznitelik vektörü olarak kullanılmıştır.

4. TARTIŞMA VE BULGULAR

Bu işlem tüm hareketler için gerçekleştirilmiştir. En yüksek performansın kaç AR katsayısı ile elde edildiğini görebilmek için m değeri [3 10] sayı aralığında alınmıştır.

Çizelge 4.2. Tüm denekler için parmak hareketlerinin içerdiği data point sayısı

	Parmak1	Parmak2	Parmak3	Parmak4	Parmak5
Denek 1	2120,2600,2640, 3360,2560,2360, 2400,2640,2160, 1680,3240,1880, 560,3360,3160, 2560,2000,3520	5720,2520,3360, 2600,520,2120, 2160,3320,2600, 2640,3160,1520, 3400,3400,1280, 1640,3800,3040, 3120,3840	1240,2520,3040, 1120,1600,2440, 2920,1640,2400, 2360,1960,3440, 2080,1400,2120, 1720,2640,2600, 3840,1600,1640, 3080,2320,2040	1560,1280,2640, 3520,1320,1920, 2560,2320,1120, 2400,3240,1960, 3520,2360,2680, 3280	1920,3000,2080, 3920,2160,3160, 1640,2520,1360, 3080,2800,3200, 1760,2400,3720, 1560,3000,1640, 7680,2520,3080
Denek 2	1840,2240,5880, 1720,1720,520, 600,1800,1640, 600,720,600, 800,1760,1600, 640,760,2280, 1640,800,760, 1640,1960,2320, 3200,3400,2360, 3000,1880	960,1320,1520, 1440,1200,800, 1200,2360,920, 1560,1280,1400, 3240,1440,1720, 1280,1360,1680, 1280,1440,880, 2440,3840,1440, 440	1320,1200,2520, 1240,1160,2480, 1440,640,1920, 1320,1840,1600, 1920,1920,1400, 1160,1200,2320, 1880,3920,880, 1720,1840,1760, 1160,1240,1200, 1160	440,560,400, 400,1400,1200, 1280,1120,1360, 1360,1280,1200, 1280,1640,1520, 1160,1080,400, 400,1320,440, 1280,920,2080, 2000,1160,4960, 1160,2680,1160, 1280,1680,1520, 2240,480,1320	1400,520,680, 1560,400,640, 1360,1240,520, 8400,1640,1360, 480,520,1360, 1600,1440,5240
Denek 3	520,480, 3160, 1880,1920,1400, 520,3120,2280, 2280,2560,1800, 2560,2400,2800, 2280,2320,2160, 2720,2880,4000, 680,2560	1120,3840,3360, 8720,1440,920, 1400,1680,1440, 1680,1720,1880, 1600,760,560, 2720,2560,2840, 3160,600,1360, 640,2080,1880, 2120,2160,2080, 2000,2000,1800, 2000,2440,2440, 1880,680,1560, 1920,1960,2600, 2160,2160,2520, 2000,1560,680, 1960,2000,1000, 1240,1960,1920, 2720,2400,960, 2760,2080,1280, 1560, 1040	1200,5120,6160, 2080,680,1920, 720,1960,720, 640,2240,3320, 1880,7240,1120, 4200,1840,2960, 1840,2120,1840, 720,2080,760, 1080,2560,2320, 2240,3120,2440, 1880,2560,1720, 1720,2280,1760, 1120,2160,2320, 2880,3520,2640, 520,2360,1880, 1600,800,960	1720,440,680, 5000,1680,960, 1760,920,3240, 3320,2720,2720, 3560,2000,2080, 1920,1920,2040, 2160,2160,1200, 2360,2120,2160, 2160,2200,2200, 2040,2000,2480, 2360,6440,2560, 2080,2640,2120, 2240,2120,2720, 2920,3480,2960, 2120,3080,2800, 2760,3720,5040	3720,4160,2160, 2080,1960,2760, 2840,2120,2240, 1680,1600,2080, 2280,2440,2360, 1120,560,2320, 1840,2920,2560, 2240,1560,1600, 1600,2080,2200, 2120,1680,520, 1560,2880,2760, 1920,2800,2800, 3440,5120

Elde edilen öznitelik vektörlerinden, rastgele eğitim ve test kümeleri oluşturulmuştur. Sınıflandırıcının girişine uygulanarak, sistemin başarısı gözlemlenmiştir. Örüntülerin sınıflandırılması aşamasında, literatürde her alanda sıklıkla kullanıldığı görülen ve başarıyla uygulanan yöntemlerden kNN ve DVM sınıflandırıcıları kullanılmıştır. Bu yöntemlerin detaylı açıklaması 3.2 Yöntem bölümünde anlatılmıştır.

Analizler yapılırken, özellikle hangi parmağın ayrıştırılmasının zor olduğunu görebilmek amacıyla Çizelge 4.3. de yapılan uygulamalar ve kullanılan parmaklar listelenmiştir.

Çizelge 4.3. Uygulamalarda kullanılan parmaklar ve elde edilmesi istenen sınıf sayıları

Uygulama	Kullanılan Parmaklar	Sınıf Sayısı
1	Parmak 1 – parmak 5	2
2	Parmak 1 - Parmak 2 - Parmak 5	3
3	Parmak 1 - Parmak 2 - Parmak 3 - Parmak 5	4
4	Tüm parmaklar	5

Son olarak, yapılan uygulamalarda sınıflandırıcı modellerinin performansları;

$$\text{Performans} = (\text{Doğru tahmin edilen örüntü sayısı} / \text{Toplam test örüntü sayısı}) \times 100 \quad (4.1)$$

bağıntısı ile hesaplanmıştır. Öğrenme ve test aşamalarında oluşan hatalar, ortalama karesel hata karakökü (RMS, root mean square)

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{p} \sum_j |t_j - y_j|^2} \quad (4.2)$$

bağıntısı ile hesaplanır. Bu bağıntıda yer alan p , t ve y sırasıyla toplam örüntü sayısını, hedef çıkışı ve model tarafından üretilen çıkışı ifade etmektedir. Her modelin performans ve RMS değerleri hesaplanarak, modellerin performansları karşılaştırılmıştır.

A) kNN Sınıflandırıcısı ile Analiz Sonuçları

i) Uygulama 1 de, her üç denek için Parmak 1 ve Parmak 5 kümeleri sınıflandırılmıştır. Eğitim ve test örüntüleri rastgele oluşturulmuştur. Toplam örüntünün yaklaşık yarısı eğitim, diğer yarısı test için kullanılmıştır.

Denek 1, denek 2 ve denek 3 için AR katsayıları $m=3:10$ aralığının da ve kNN sınıflandırıcısının farklı komşu sayıları $k=1:10$ aralığının da dikkate alınarak sınıflandırma işlemi yapılmıştır. Her analiz 10 kez tekrarlanmış olup, elde edilen sonuçların ortalaması hesaplanmıştır. Denek 1, denek 2 ve denek 3 için elde edilen ortalama sonuçlar sırasıyla Ekler A bölümünde Çizelge A1, Çizelge A2 ve Çizelge A3’de gösterilmiştir. Tüm deneklerde elde edilen maksimum başarımların sonuçları Çizelge 4,4’de gösterilmiştir.

Çizelge 4.4. P1 ve P5 kümelerinin sınıflandırılmasında, tüm deneklerde elde edilen max. başarımların sonuçları

	Komşu sayısı (k)	Toplam AR katsayısı (m)	Performans (%)	RMS
Denek 1	1	3	82,60	0,37
	2	3	82,60	0,37
Denek 2	7	9	69,13	0,55
	8	9	69,13	0,55
Denek 3	1	3	74,33	0,50
	2	3	74,33	0,50

ii) Uygulama 2 de, her üç denek için Parmak 1, Parmak 2 ve Parmak 5 kümeleri sınıflandırılmıştır. Eğitim ve test örüntüleri rastgele oluşturulmuştur. Toplam örüntünün yaklaşık yarısı eğitim, diğer yarısı test için kullanılmıştır.

Denek 1, denek 2 ve denek 3 için AR katsayıları $m=3:10$ aralığında ve kNN sınıflandırıcısının farklı komşu sayıları $k=1:10$ aralığında dikkate alınarak sınıflandırma işlemi yapılmıştır. Her analiz 10 kez tekrarlanmış olup, elde edilen sonuçların ortalaması hesaplanmıştır. Denek 1, denek 2 ve denek 3 için elde edilen ortalama sonuçlar sırasıyla Ekler A bölümünde Çizelge A4, Çizelge A5 ve Çizelge A6’da gösterilmiştir. Tüm deneklerde elde edilen maksimum başarımların sonuçları Çizelge 4,5’de gösterilmiştir.

Çizelge 4.5. Parmak 1, Parmak 2 ve Parmak 5 kümelerinin sınıflandırılmasında, tüm deneklerde elde edilen maksimum başarımların sonuçları

	Komşu sayısı (k)	Toplam AR katsayısı (m)	Performans (%)	RMS
Denek 1	6	3	68,6	0,73
	7	3	68,2	0,74
Denek 2	7	3	46,39	1,02
	8	3	45,83	1,02
Denek 3	5	3	51,50	0,81
	6	3	50,83	0,79

iii) Uygulama 3 de, her üç denek için Parmak 1, Parmak 2, Parmak 3 ve Parmak 5 kümeleri sınıflandırılmıştır. Eğitim ve test örüntüleri rastgele oluşturulmuştur. Toplam örüntünün yaklaşık yarısı eğitim, diğer yarısı test için kullanılmıştır.

Denek 1, denek 2 ve denek 3 için AR katsayıları $m=3:10$ aralığında ve kNN sınıflandırıcısının farklı komşu sayıları $k=1:10$ aralığında dikkate alınarak sınıflandırma işlemi yapılmıştır. Her analiz 10 kez tekrarlanmış olup, elde edilen sonuçların ortalaması hesaplanmıştır. Denek 1, denek 2 ve denek 3 için elde edilen ortalama sonuçlar sırasıyla Ekler A bölümünde Çizelge A7, Çizelge A8 ve Çizelge A9'da gösterilmiştir. Tüm deneklerde elde edilen maksimum başarımların sonuçları Çizelge 4.6'da gösterilmiştir.

Çizelge 4.6. Parmak 1, Parmak 2, Parmak 3 ve Parmak 5 kümelerinin sınıflandırılmasında, tüm deneklerde elde edilen maksimum başarımların sonuçları

	Komşu sayısı (k)	Toplam AR katsayısı (m)	Performans (%)	RMS
Denek 1	3	3	46,70	1,09
	4	3	46,00	1,12
Denek 2	7	9	38,20	1,37
	8	9	37,80	1,32
Denek 3	4	4	32,02	1,21
	5	3	30,95	1,21

iv) Uygulama 4 de, tüm parmakların yer aldığı örüntüler sınıflandırılmıştır. Eğitim ve test örüntüleri rastgele oluşturulmuştur. Toplam örüntünün yaklaşık yarısı eğitim, diğer yarısı test için kullanılmıştır.

Denek 1, denek 2 ve denek 3 için AR katsayıları $m=3:10$ aralığında ve kNN sınıflandırıcısının farklı komşu sayıları $k=1:10$ aralığında dikkate alınarak sınıflandırma işlemi yapılmıştır. Her analiz 10 kez tekrarlanmış olup, elde edilen sonuçların ortalaması hesaplanmıştır. Denek 1, denek 2 ve denek 3 için elde edilen ortalama sonuçlar sırasıyla Ekler A bölümünde Çizelge A.10, Çizelge A.11 ve Çizelge A.12’de gösterilmiştir. Tüm deneklerde elde edilen maksimum başarımların sonuçları Çizelge 4.7’de gösterilmiştir.

Çizelge 4.7. Tüm parmakların sınıflandırılmasında, deneklerde elde edilen max başarımların sonuçları

	Komşu sayısı (k)	Toplam AR katsayısı (m)	Performans (%)	RMS
Denek 1	3	3	41,40	1,42
	1	5	40,40	1,51
Denek 2	9	7	29,26	1,64
	10	7	30,15	1,62
Denek 3	6	4	23,70	1,53
	7	4	24,07	1,57

B) DVM Sınıflandırıcısı ile Analiz Sonuçları

i) Uygulama 1 de, her üç denek için Parmak 1 ve Parmak 5 kümeleri sınıflandırılmıştır. kNN sınıflandırma işleminde yapılan işlemler bu bölümde de yapılmış olup, sınıflandırma yöntemi olarak DVM kullanılmıştır. Eğitim ve test örüntüleri rastgele oluşturulmuştur. Toplam örüntünün yaklaşık yarısı eğitim, diğer yarısı test için kullanılmıştır.

AR katsayıları olan $m=3:10$ aralığındaki değerler alınarak analizler yapılmıştır. DVM için Kernel tipi Radial Base Function (RBF) seçilmiştir. Eğitim sürecinde kernel genişlik parametresi $\sigma (=260)$ ve regülarizasyon parametresi $\gamma (=2246)$ olarak seçilmiştir. Sistemin performansının doğru saptanması için Cross validation oranı 10 olarak alınmış ve 10 kez rastgele eğitim ve test küme örüntüleri değiştirilmiştir. Denek 1, denek 2 ve denek 3 için elde edilen ortalama sonuçlar sırasıyla Ekler B bölümünde Çizelge B.1, Çizelge B.2 ve Çizelge B.3’de gösterilmiştir. Tüm deneklerde elde edilen maksimum başarımların sonuçları Çizelge 4,8’de gösterilmiştir.

Çizelge 4.8. Parmak 1 ve Parmak 5 kümelerinin DVM ile sınıflandırılmasında, tüm deneklerde elde edilen maksimum başarımların sonuçları

	Toplam AR katsayısı (m)	Performans (%)	RMS
Denek 1	3	93,30	0,17
Denek 2	3	77,67	0,45
Denek 3	3	91,07	0,27

ii) Uygulama 1 de, her üç denek için Parmak 1, Parmak 2 ve Parmak 5 kümeleri sınıflandırılmıştır. kNN sınıflandırma işleminde yapılan işlemler bu bölümde de yapılmış olup, sınıflandırma yöntemi olarak DVM kullanılmıştır. Eğitim ve test örüntüleri rastgele oluşturulmuştur. Toplam örüntünün yaklaşık yarısı eğitim, diğer yarısı test için kullanılmıştır.

AR katsayıları olan $m=3:10$ aralığındaki değerler alınarak analizler yapılmıştır. DVM için Kernel tipi Radial Base Function (RBF) seçilmiştir. Eğitim sürecinde kernel genişlik parametresi sigma ($\sigma =260$) ve regülarizasyon parametresi ($\gamma =2246$) olarak seçilmiştir. Sistemin performansının doğru saptanması için Cross validation oranı 10 olarak alınmış ve 10 kez rastgele eğitim ve test küme örüntüleri değiştirilmiştir. Denek 1, denek 2 ve denek 3 için elde edilen ortalama sonuçlar sırasıyla Ekler B bölümünde Çizelge B.4, Çizelge B.5 ve Çizelge B.6'da gösterilmiştir. Tüm deneklerde elde edilen maksimum başarımların sonuçları Çizelge 4.9'da gösterilmiştir.

Çizelge 4.9. Parmak 1, Parmak 2 ve Parmak 5 kümelerinin DVM ile sınıflandırılmasında tüm deneklerde elde edilen maksimum başarımların sonuçları

	Toplam AR katsayısı (m)	Performans (%)	RMS
Denek 1	3	88,8	0,37
Denek 2	3	52,67	0,91
Denek 3	3	59,43	0,72

iii) Uygulama 3 de, her üç denek için Parmak 1, Parmak 2, Parmak 3 ve Parmak 5 kümeleri sınıflandırılmıştır. kNN sınıflandırma işleminde yapılan işlemler bu bölümde de yapılmış olup, sınıflandırma yöntemi olarak DVM kullanılmıştır. Eğitim ve test örüntüleri rastgele oluşturulmuştur. Toplam örüntünün yaklaşık yarısı eğitim, diğer yarısı test için kullanılmıştır.

AR katsayıları olan $m=3:10$ aralığındaki değerler alınarak analizler yapılmıştır. DVM için Kernel tipi Radial Base Function (RBF) seçilmiştir. Eğitim sürecinde kernel genişlik parametresi sigma ($\sigma =260$) ve regülarizasyon parametresi ($\gamma =2246$) olarak seçilmiştir. Sistemin performansının doğru saptanması için Cross validation oranı 10 olarak alınmış ve 10 kez rastgele eğitim ve test küme örüntüleri değiştirilmiştir. Denek 1, denek 2 ve denek 3 için elde edilen ortalama sonuçlar sırasıyla Ekler B bölümünde Çizelge B.7, Çizelge B.8 ve Çizelge B.9’da gösterilmiştir. Tüm deneklerde elde edilen maksimum başarımlar Çizelge 4.10’da gösterilmiştir.

Çizelge 4.10. Parmak 1, Parmak 2, Parmak 3 ve Parmak 5 kümelerinin DVM ile sınıflandırılmasında, tüm deneklerde elde edilen maksimum başarımlar

	Toplam AR katsayısı (m)	Performans (%)	RMS
Denek 1	3	67,00	0,81
Denek 2	4	50,00	1,15
Denek 3	3	33,19	1,16

iv) Uygulama 4 de, her üç denek için tüm parmak hareketleri sınıflandırılmıştır. Sınıflandırma yöntemi olarak DVM kullanılmış olup, eğitim ve test örüntüleri rastgele oluşturulmuştur. Toplam örüntünün yaklaşık yarısı eğitim, diğer yarısı test için kullanılmıştır.

AR katsayıları olan $m=3:10$ aralığındaki değerler alınarak analizler yapılmıştır. DVM için Kernel tipi Radial Base Function (RBF) seçilmiştir. Eğitim sürecinde kernel genişlik parametresi sigma ($\sigma =260$) ve regülarizasyon parametresi ($\gamma =2246$) olarak seçilmiştir. Sistemin performansının doğru saptanması için Cross validation oranı 10 olarak alınmış ve 10 kez rastgele eğitim ve test küme örüntüleri değiştirilmiştir.

Denek 1, denek 2 ve denek 3 için elde edilen ortalama sonuçlar sırasıyla Ekler B bölümünde Çizelge B.10, Çizelge B.11 ve Çizelge B.12’de gösterilmiştir. Tüm deneklerde elde edilen maksimum başarımlar Çizelge 4.11’de gösterilmiştir.

Çizelge 4.11. Tüm parmaklara ilişkin kümelerin DVM ile sınıflandırılmasında, deneklerde elde edilen maksimum başarımlar

	Toplam AR katsayısı (m)	Performans (%)	RMS
Denek 1	3	52,80	1,17
Denek 2	3	30,35	1,43
Denek 3	3	20,07	1,58

C) kNN - DVM Sınıflandırıcı Sonuçlarının Karşılaştırılması

Elde edilen sonuçların karşılaştırılabilmesi açısından, deneklere ilişkin sınıflandırma sonuçları bir çizelgede birleştirilmiştir (Çizelge 4.12). Sınıflandırıcı açısından bakıldığında, DVM’in k-NN sınıflandırıcısına göre daha iyi bir performans sergilediği görülmektedir.

AR katsayıları açısından bakıldığında, genel olarak az sayıda katsayı ile maksimum başarımlar elde edildiği görülmüştür.

Denekler açısından bakıldığında, tüm sınıflandırma işlemlerinde denek 1’in en yüksek sınıflandırma performansına sahip olduğu görülmektedir. Denek 2 ve denek 3’ün sınıflandırılacak parmak sayısına göre farklı performanslar sergiledikleri görülmektedir.

Sınıflandırılan parmak sayısı açısından bakıldığında, ayrıştırılacak parmak sayısının artması ile başarı oranı dramatik olarak düştüğü görülmektedir. Sınıf sayısının artması ile hem DVM hem de kNN sınıflandırıcı performanslarının oldukça düşük seviyelerde yer aldığı görülmektedir. Bu seviyenin kabul edilebilirliği olmadığından, yeni özniteliklerin vektörleri ile sınıflandırma işleminin tekrarı gerektiği görülmektedir.

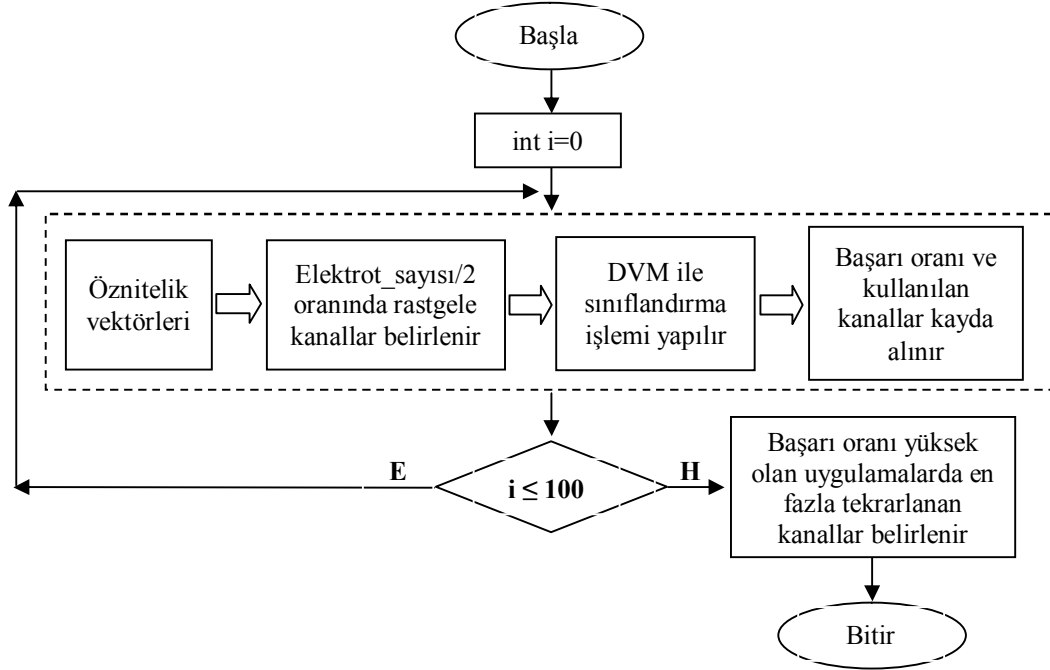
Çizelge 4.12. Öznitelik olarak AR katsayılarının kullanılmasıyla, k-NN ve DVM sınıflandırıcılarının en yüksek başarı performansları

Sınıflandırılan Parmak		k-NN			DVM		
		M	Performans (%)	RMS	M	Performans (%)	RMS
P1-P5	Denek 1	3	82,60	0,37	3	93,30	0,17
	Denek 2	9	69,13	0,55	3	77,67	0,45
	Denek 3	3	74,33	0,50	3	91,07	0,27
P1-P2-P5	Denek 1	3	68,60	0,73	3	88,80	0,37
	Denek 2	3	46,39	1,02	3	52,67	0,91
	Denek 3	3	51,50	0,81	3	59,43	0,72
P1-P2-P3-P5	Denek 1	3	46,70	1,09	3	67,00	0,81
	Denek 2	9	38,20	1,37	4	50,00	1,15
	Denek 3	4	32,02	1,21	3	33,19	1,16
P1-P2-P3-P4 P5	Denek 1	3	41,40	1,42	3	52,80	1,17
	Denek 2	7	30,15	1,62	3	30,35	1,43
	Denek 3	4	24,07	1,57	3	20,07	1,58

4.3. Dalgacık Katsayı Tabanlı Öznitelik Vektörlerinin Sınıflandırılması

AR katsayılarının sınıflandırmadaki performansının düşük olması nedeniyle, sınıflandırma başarı oranını artıracak özniteliklerin elde edilmesi gerektiği açıktır. Literatürde, EEG/ECOG verilerinde öznitelik olarak dalgacık katsayılarının kullanılabilirliği görülebilmektedir (Avcı 2006). Dalgacık dönüşümüne ilişkin detaylar, 3.2.2 Dalgacık Dönüşümü bölümünde verilmiştir.

Uygulama aşamasında, tüm kanalların kullanılması ile sınıflandırma işlemlerinin yapılması başarı oranını etkilediği gözlenmiştir. Etkin kanalların seçilmesi performansı artıracak düşüncesiyle, kanal seçim işlemi uygulanmıştır. Yarışma kuralları gereği, kanal etiketleri belirtilmemiştir. Kanal seçimi için izlenen akış şeması Şekil 4.3'de gösterilmiştir. Akıştan da görüleceği üzere, denekteki elektrot sayısının yarısı oranında rastgele kanal seçimi yapılmış ve seçilen kanal örüntüleri ile sınıflandırma işlemi yapılmıştır. 100 tekrar ile elde edilen kayıtlarda, en yüksek performansın hangi kanallar ile elde edildiği belirlenmeye çalışılmıştır. En yüksek performansta, sürekli tekrar eden kanallar etkin kanal olarak nitelendirilmiştir.



Şekil 4.3. Kanal seçimi için izlenen akış şeması

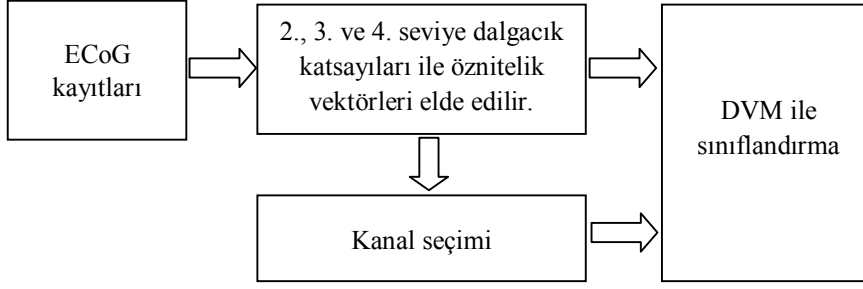
En yüksek performansa sahip kanallar aşağıda listelenmiştir.

Denek 1 : 23, 39, 1

Denek 2 : 38, 24, 40, 7, 8, 30, 43, 19, 11, 18, 1, 13

Denek 3 : 64, 63, 9, 38, 33, 25, 13, 27, 34, 55, 60, 61

Genel olarak dalgacık tabanlı sınıflandırmada izlenen işlem akışı Şekil 4.4’de gösterilmiştir. Akışta görüleceği üzere, öznelik olarak dalgacık katsayıları kullanılmıştır. Öznelik vektörlerinin oluşturulmasında izlenen yöntem; bir kanal için parmak hareketinin 2., 3. ve 4. seviye detay dalgacık katsayıları db5 dalgacığı kullanılarak hesaplanır. Katsayıların güçleri hesaplandıktan sonra toplanır. Böylelikle kanala ilişkin 3 elemandan oluşan bir öznelik vektörü oluşturulur. Bu işlem tüm kanallara uygulanır ve tüm öznelik vektörleri birleştirilerek, harekete ilişkin temel bir vektör elde edilmiş olunur. Bir önceki analizde DVM sınıflandırıcısının kNN sınıflandırıcısına göre daha iyi sonuçlar üretmesi nedeniyle, bu aşamada sadece DVM sınıflandırıcısı kullanılmıştır.



Şekil 4.4. Dalgacık tabanlı sınıflandırmada izlenen birinci işlem akışı

DVM için Kernel tipi Radial Base Function (RBF) seçilmiştir. Eğitim sürecinde kernel genişlik parametresi sigma ($\sigma = 260$) ve regülarizasyon parametresi ($\gamma = 2246$) olarak seçilmiştir. Sistemin performansının doğru saptanması için Cross validation oranı 10 olarak alınmış ve 100 kez rastgele eğitim ve test küme örüntüleri değiştirilmiştir.

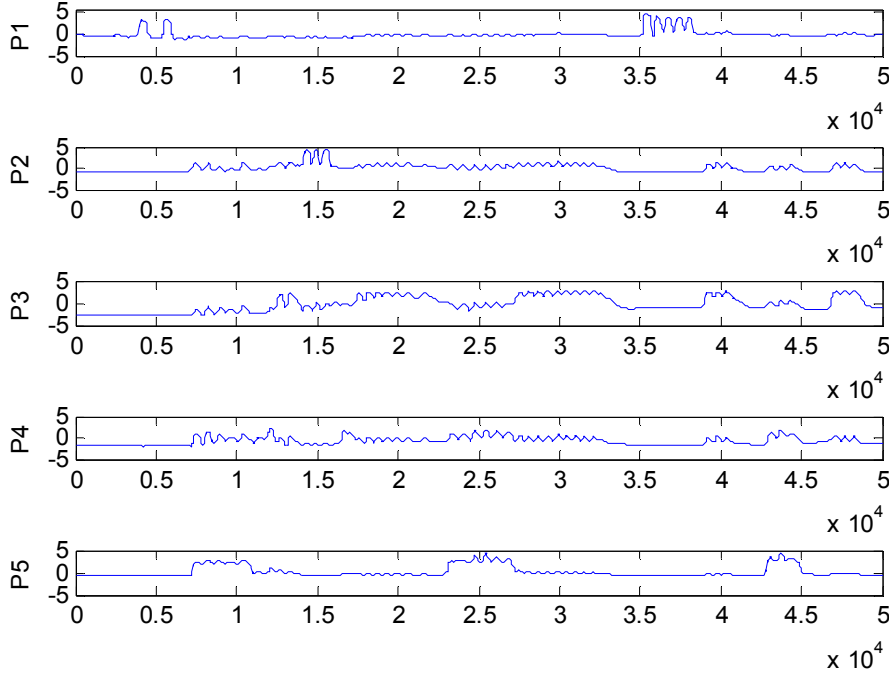
Cross validation uygulanması nedeniyle tüm örüntülerin hem eğitim hem de test sürecinde kullanılmıştır. Bu sürecin 100 kez tekrarlanarak, olası tüm kümeler oluşturulmuş ve başarı oranları test edilmiştir. Bu çerçevede elde edilen en düşük, en yüksek ve ortalama başarı oranları değerlendirmeye alınmıştır.

Denek 1, denek 2 ve denek 3 için elde edilen ortalama sonuçlar Çizelge 4.13’de gösterilmiştir. Çizelge 4.13’de görüldüğü üzere, dalgacık tabanlı sınıflandırma işleminde elde edilen performans oranları bir önceki aşamada elde edilen sonuçlara kıyasla iyileştirilmiştir. Denek 1’in iki (P1-P5) ve üç (P1-P2-P5) parmağın sınıflandırılmasında en yüksek başarı oranına ulaşmıştır. Diğer bir taraftan, denek 2’nin 4 (P1-P2-P3-P5) ve 5 parmağın sınıflandırılmasında daha başarılı olduğu görülmüştür. Denek 3 için elde edilen oranların özellikle 4 ve 5 parmağın sınıflandırılmasında oldukça düşük olması, farklı bir yöntemin uygulanmasına itmiştir.

Çizelge 4.13. Tüm denekler için dalgacık katsayı tabanlı öznelik vektörlerinin sınıflandırma sonuçları.

	P1 - P5	P1 - P2 - P3	P1 - P2 - P3 - P5	Tüm parmaklar
Denek 1	min: 95.00 max: 100 ortalama: 98.60	min: 88.57 max: 100 ortalama: 93.57	min: 48 max: 85 ortalama: 67.32	min: 39.17 max: 70.42 ortalama: 53.50
Denek 2	min: 74.16 max: 100 ortalama: 94.40	min: 65.00 max: 89.44 ortalama: 79.50	min: 63.60 max: 84 ortalama: 75	min: 50.30 max: 63.82 ortalama: 56.63
Denek 3	min: 70.60 max: 92 ortalama: 82.27	min: 48.30 max: 60.80 ortalama: 55.40	min: 35.90 max: 45.60 ortalama: 41.70	min: 28.10 max: 40.20 ortalama: 35.40

Denek 3'ün ham parmak hareketlerine bakıldığında, hareket ettirilmesi gereken parmağın haricinde farklı parmaklarında aynı anda hareket ettiği görülmüştür (Şekil 4.5.). Buna benzer parmak hareketlerinin eğitim/test örüntülerinden çıkarılması ile elde edilen parmak hareket sayıları p1:18, p2:10, p3:0, p4:2 ve p5:1 dir. Denek 3'ün 3., 4. ve 5. parmağını tek başına hareket ettirmede zorlandığı kayıtlardan görülmüştür.



Şekil 4.5. Denek 3 için aynı zaman sürecinde hareket eden birden fazla parmak hareketlerinin örtüştüğü grafik örneklerinde görülmektedir.

Yukarıda sözü edilen işlemler denek 3'ün yeni eğitim/test örüntüleri için uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlar çizelge 4.14'de gösterilmiştir. Çizelgeden görüldüğü üzere, sınıflandırmadaki başarı oranlarının arttığı görülmüştür.

Çizelge 4.14. Denek 3 için aynı zaman sürecinde hareket eden birden fazla parmak hareket(ler)i örüntü kümesinden çıkarılmasıyla, kalan örüntülerin sınıflandırma sonuçları.

	Parmak 1 Parmak 2	Parmak 1 Parmak 2 Parmak 5	Parmak 1 Parmak 2 Parmak 4 Parmak 5	Tüm parmaklar
Denek 3	min: 71.4 max: 100 ortalama: 91.11	min: 72.86 max: 100 ortalama: 89.6	min: 62.5 max: 97.5 ortalama: 83.87	Analizi yapılmadı

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında, ECoG kayıtları kullanılarak parmak hareketlerinin sınıflandırılması amaçlanmıştır. Bu çalışmada BCI Competition IV yarışmasında sunulan Data set IV isimli veri kümesi kullanılmıştır. Kullanılan kayıtlar, Washington Harborview hastanesinden üç epilepsi deneğinden elde edilmiştir. Uygulanılan paradigma; denekten ekranda gördüğü komutlar doğrultusunda parmaklarını hareket ettirmesi istenir. Denek komutun ardından ilgili parmağı hareket ettirerek, işlemi tamamlar. Bu süreç içerisinde eş zamanlı olarak ECoG ve parmak hareketleri kayda alınır.

Yarışmada ECoG verisi ile parmak hareketi arasındaki korelasyon saptanmaya çalışılsa da elde edilen sonuçlar oldukça düşük seviyelerde yer aldığı görülmüştür. Bu çalışmanın diğer çalışmalara göre farkı aşağıda belirtilmiştir.

i) Elektronik eldiven kayıtları temel alınarak, aynı zaman aralığına denk gelen ECoG verileri farklı kayda alınmış ve örüntü kümeleri oluşturulmuştur. Oluşturulan bu kümeler parmak hareketlerine ilişkin ECoG verileri olup, tez kapsamında bu hareketlerin sınıflandırılması hedeflenmiştir. Literatürde görülen örüntülerin kayıt içinde aranması işlemi, bir sonraki aşamada gerçekleştirilmesi planlanmaktadır.

ii) Yarışma gereği, kanal etiketleri belirtilmemiştir. Bundan dolayı, tüm kanalların değerlendirmeye katılmaması amacıyla, sınıflandırmayı olumlu yönde etkileyen etkin kanallar belirlenmiştir. Kanal seçimi literatürde görülebilecek bir yaklaşımdır. Ancak yapılan kanal seçimi uygulaması farklılık içermektedir. Uygulamada; rastgele kanalların DVM ile sınıflandırma işlemleri 100 kez tekrarlanmıştır. Sınıflandırma başarı oranı yüksek olan uygulamaların kanalları kayda alınarak, tekrar eden kanallar belirlenmiştir. Belirlenen bu kanallar etkin kanal olarak adlandırılmıştır.

ECoG verilerinin değerlendirilme sürecinde, iki yaklaşım izlenmiştir. Birinci yaklaşımda, öznitelik olarak AR katsayıları kullanılarak k-NN ve DVM sınıflandırıcıları ile kümelerin sınıflandırma başarı oranları belirlenmiştir. Elde edilen sonuçlara göre, genel olarak az sayıda katsayı ile maksimum başarımın elde edildiği görülmüştür. Sınıflandırıcı açısından bakıldığında, DVM'in k-NN sınıflandırıcısına göre daha iyi bir

performans sergilediği görülmüştür. Denekler açısından bakıldığında, tüm sınıflandırma işlemlerinde denek 1'in en yüksek sınıflandırma performansına sahip olduğu görülmektedir. Denek 2 ve denek 3'ün sınıflandırılacak parmak sayısına göre farklı performanslar sergiledikleri görülmüştür. Sınıflandırılan parmak sayısı açısından bakıldığında, ayrıştırılacak parmak sayısının artması ile başarı oranı dramatik olarak düştüğü görülmüştür. Sınıf sayısının artması ile hem DVM hem de kNN sınıflandırıcı performanslarının oldukça düşük seviyelerde yer aldığı görülmüştür.

ECoG verilerinin sınıflandırılmasında izlenen ikinci yaklaşımda, öznelik olarak dalgacık katsayıları kullanılmıştır. Birinci aşamada DVM sınıflandırıcısının k-NN sınıflandırıcısına göre daha iyi bir performans sergilemiş olmasından ötürü, ikinci aşamada sınıflandırıcı olarak sadece DVM kullanılmıştır. Etkin kanalların belirlenmesi ile sınıflandırma başarı oranlarının yükseldiği görülmüştür. Ancak, denek 3 için elde edilen oranların özellikle 4 ve 5 parmağın sınıflandırılmasında oldukça düşük olduğu görülmüştür. Sebebi ise, denek 3'ün hareket ettirilmesi gereken parmağın haricinde farklı parmaklarında eş zamanlı olarak hareket ettiği görülmüştür. Buna benzer parmak hareketlerinin eğitim/test örüntülerinden çıkarılması ile sınıflama işlemi tekrarlanmıştır. Yapılan analiz ile denek 3 için sınıflandırmadaki başarı oranlarının arttığı görülmüştür.

Farklı paradigmlar ile elde edilen EEG/ECoG işaretleri değerlendirilerek, beynin dinamiği anlaşılmasına çalışılmaktadır. Bu çalışmada kullanılan ECoG işaretleri aynı amaç için kullanılmıştır. Uygulanılan yöntemin başarıyla uygulanabilirliği görülmüştür.

6. KAYNAKLAR

Acar, H. 2010. Uyanıklık seviyesinin kestiriminin DSP Tabanlı olarak gerçekleştirilmesi. Yüksek Lisans Tezi, Dicle Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Diyarbakır, 4.

Acharya, S., Fifer, M.S., Benz, H.L., Crone, N.E., Thakor, N. 2010 Electrocorticographic amplitude predicts finger positions during slow grasping motions of the hand. *Journal of Neural Engineering*, 7 (2010) 046002 (13pp).

Alkan,A. 2006. EEG işaretlerinin ayrıştırılmasında, altuzay yöntemlerinin kullanılması. *Journal of Yasar University*, 1(3): 211-219.

Avşar, E., Kamaşak, M.E., Çataltepe, Z. 2009. Tek sınıf destek vektör makineleri kullanarak EEG işaretlerinin sınıflandırılması. *biyomut*, İzmir, 1-4.

Aydemir, Ö., Kayıkçioğlu, T. 2009. İkinci dereceden polinom uydurma algoritması kullanarak ham EEG işaretlerinden öznitelik çıkarma. *Sıu 2009*, Kocaeli,

Batar, H. 2005. EEG işaretlerinin Dalgacık Analiz Yöntemleri Kullanılarak Yapay Sinir Ağları ile Sınıflandırılması. Yüksek Lisans Tezi, KSÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, Kahramanmaraş, 102.

Benimeli, F., Sharman, . 2007. Electroencephalogram Signal Classification For Brain Computer Interfaces using wavelets and support vector machines. *esann07*, Valencia,

Bougrain, L., Liang,N. 2009. Band specific features improve finger flexion prediction from ECoG. *Jornades Argentinas Sobre Interfaces Cerebro Computadora*,

Dursun, M. 2009. EEG sinyallerinde uyku içciklerinin zaman ve frekans domeni özellikleri kullanılarak analizi. Yüksek Lisans Tezi, Selçuk üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya, 86.

Dolezal, J., Štastny, J., Sovka, P. 2005. Recognition of direction of finger movement from EEG signal using Markov Models. The 3rd European Medical and Biological Engineering Conference, EMBEC'05, Prague, Czech Republic

Flamary, R., Rakotomamonjy, A. 2011. Decoding finger movements from ECoG signals using switching linear models. *arxiv: 1106.3395v1*,

Gürsoy, M.İ., Subaşı, A. 2008. DVM ile EEG işaretlerinin sınıflandırılmasında TBA,BBA ve DAA'nın performansının karşılaştırılması. IEEE

Halıcı, U. 2009. Beyin bilgisayar arayüzü için motor imgeleme EEG sinyallerinin frekans uzayında sınıflandırılması. biyomut, İzmir, 1-4.

Kıymık, M.K.; 2003. EEG işaretlerinde gürültü bastırılması için uyarlamalı wiener süzgecinin gerçekleştirilmesi. Politeknik Dergisi, 6(1).

Kubaneck, J., Miller, K.J.,Ojemann, J.G., Wolpaw, J.R., Schalk, G. 2009. Decoding flexion of individual fingers using ECoG signals in humans. journal of neural engineering, United Kingdom, 066001 (14pp).

Leuthardt, E.C., Gaona, C., Sharma, M., Szrama, N., Roland, J., Freudenberg, Z., Solis, J., Breshears, J., Schalk,G. 2011. Using the electrocorticographic speech network to control a brain-computer interface in humans. Journal of Neural Engineering, 8: 3.

Liu, B., Wang, M., Li, T., Liu, Z. 2005. Identification and Classification for finger movement based on EEG. Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference Shanghai, China,

Orhan, U., Hekim, M., Özer, M. 2010. EEG İşaretlerinin Çok-katmanlı Algılayıcı Yapay Sinir Ağı Modeli ile Sınıflandırılmasında Ayırıklaştırma Yaklaşımı. BİYOMUT 2010, Antalya, 1-4.

Pilavcılar, İ. F. 2007. Metin madenciliği ile metin sınıflandırma. Yüksek Lisans, Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimler Enstitüsü, İstanbul, 14-18.

Pistohl, T., Ball, T., Bonhage, A.S., Aertsen, A., Mehring, C. 2008. Prediction of arm movement trajectories from ECoG-recordings in humans. Journal of Neuroscience Methods, 105-114.

Qin, J., Li, Y., Cichocki, A. 2005. Ica and committee machine-based algorithm for cursor control in a bci system. ISNN'05 Proceedings of the Second international conference on Advances in Neural Networks, Berlin, 973-978.

Tekin, R., Kaya, Y., Tağluk, M.E. 2011. K-means ve YSA temelli Hibrit Bir Model ile Epileptik EEG İşaretlerinin Sınıflandırılması. Elektrik Elektronik Bilgisayar Sempozyumu, Elazığ,

Toprak, G.B. 2007. EEG Sinyallerinin Dalgacık Dönüşümü ve Yapay Sinir Ağları ile Analizi. Yüksek Lisans Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Isparta, 79.

Üstün, M.E., Güney, Ö., Genç, B.O., İlhan, N., Özkal, E. 2003. Genel Tıp Dergisi, 13(2):49-52.

Wolpaw R. J., Birbaumer N., McFarland, D.J., Pfurtscheller, G., Vaughan, T.M. 2002. Brain-computer interfaces for communication and control. Clinical Neurophysiology, 113.

EKLER 1

Çizelge A.1 Denek 1 için parmak 1 (18 örüntü) ve parmak 5 (21 örüntü) örüntülerinden rastgele seçilen 20 tanesi eğitim kapsamında ve kalan 19 tanesi test kapsamında değerlendirilmiştir. AR katsayıları $m=3:10$ aralığında ve kNN sınıflandırıcısına ilişkin komşu sayısının $k=1:10$ aralığında alınması ile elde edilen ortalama sonuçlar.

Komşu sayısı (k)	m=3		m=4		m=5		m=6		m=7		m=8		m=9		m=10	
	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS
1	82,6	0,37	81,1	0,43	82,1	0,42	75,8	0,48	68,4	0,55	79,5	0,45	71,1	0,53	76,8	0,48
2	82,6	0,37	81,1	0,43	82,1	0,42	75,8	0,48	68,4	0,55	79,5	0,45	71,1	0,53	76,8	0,48
3	81,6	0,40	80,0	0,44	78,4	0,46	76,3	0,48	71,1	0,52	81,1	0,42	76,3	0,48	78,4	0,45
4	82,6	0,39	78,9	0,45	80,5	0,44	75,3	0,49	70,0	0,53	81,6	0,42	76,8	0,47	77,9	0,47
5	77,9	0,46	73,7	0,50	76,8	0,48	73,7	0,50	68,9	0,54	81,6	0,41	76,8	0,47	74,2	0,50
6	80,5	0,41	74,2	0,50	78,4	0,46	75,8	0,48	70,0	0,53	81,6	0,42	75,3	0,49	74,2	0,50
7	74,2	0,49	71,6	0,51	76,8	0,48	71,6	0,53	67,4	0,56	78,9	0,45	74,7	0,49	68,9	0,55
8	77,9	0,45	74,7	0,49	79,5	0,45	72,6	0,52	70,0	0,53	77,9	0,47	74,2	0,49	70,0	0,54
9	69,5	0,54	74,2	0,48	74,7	0,49	65,3	0,58	66,8	0,56	78,9	0,44	71,1	0,53	69,5	0,54
10	73,7	0,49	74,2	0,49	77,4	0,47	67,4	0,56	66,8	0,56	78,4	0,46	71,6	0,52	68,9	0,55

Çizelge A.2 Denek 2 için parmak 1 (29 örüntü) ve parmak 5 (18 örüntü) örüntülerinden rastgele seçilen 24 tanesi eğitim kapsamında ve kalan 23 tanesi test kapsamında değerlendirilmiştir. AR katsayıları $m=3:10$ aralığında ve kNN sınıflandırıcısına ilişkin komşu sayısının $k=1:10$ aralığında alınması ile elde edilen ortalama sonuçlar.

Komşu sayısı (k)	m=3		m=4		m=5		m=6		m=7		m=8		m=9		m=10	
	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS
1	54,35	0,67	55,65	0,66	51,74	0,69	59,13	0,63	54,78	0,67	51,74	0,69	53,91	0,68	47,39	0,72
2	54,35	0,67	55,65	0,66	51,74	0,69	59,13	0,63	54,78	0,67	51,74	0,69	53,91	0,68	47,39	0,72
3	56,52	0,65	65,22	0,59	58,70	0,64	59,57	0,63	59,13	0,63	56,52	0,66	60,43	0,63	53,91	0,68
4	56,96	0,65	60,87	0,62	57,83	0,64	60,43	0,62	58,26	0,64	55,65	0,66	60,00	0,63	50,43	0,70
5	59,57	0,63	62,17	0,61	61,74	0,62	57,83	0,64	59,57	0,63	58,70	0,64	66,09	0,58	52,61	0,69
6	59,13	0,63	58,70	0,64	56,52	0,66	60,00	0,63	60,00	0,63	55,65	0,66	68,26	0,56	52,61	0,68
7	60,43	0,63	60,00	0,63	57,39	0,65	56,09	0,66	56,96	0,65	55,22	0,66	69,13	0,55	52,17	0,69
8	60,87	0,62	59,57	0,63	54,35	0,67	58,26	0,64	54,78	0,67	56,52	0,65	69,13	0,55	48,70	0,71
9	64,78	0,59	56,09	0,66	54,78	0,67	54,35	0,67	51,30	0,69	58,26	0,64	64,35	0,59	48,70	0,71
10	59,57	0,63	59,13	0,64	53,04	0,68	56,09	0,66	55,65	0,66	56,09	0,66	64,78	0,59	47,83	0,72

Çizelge A.3 Denek 3 için parmak 1 (23 örüntü) ve parmak 5 (38 örüntü) örüntülerinden rastgele seçilen 31 tanesi eğitim kapsamında ve kalan 30 tanesi test kapsamında değerlendirilmiştir. AR katsayıları $m=3:10$ aralığında ve kNN sınıflandırıcısına ilişkin komşu sayısının $k=1:10$ aralığında alınması ile elde edilen ortalama sonuçlar.

Komşu sayısı (k)	m=3		m=4		m=5		m=6		m=7		m=8		m=9		m=10	
	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS
1	74,33	0,50	66,00	0,58	63,67	0,60	64,00	0,60	59,67	0,63	60,67	0,63	65,67	0,58	61,33	0,62
2	74,33	0,50	66,00	0,58	63,67	0,60	64,00	0,60	59,67	0,63	60,67	0,63	65,67	0,58	61,33	0,62
3	66,67	0,57	63,33	0,60	57,33	0,65	57,67	0,65	55,33	0,66	59,00	0,64	60,00	0,63	59,67	0,63
4	67,00	0,57	64,00	0,59	58,33	0,64	63,33	0,60	55,00	0,67	59,33	0,64	62,33	0,61	59,33	0,63
5	62,33	0,61	59,00	0,64	52,67	0,69	54,67	0,67	54,67	0,67	56,67	0,66	60,67	0,63	57,00	0,65
6	63,33	0,60	59,00	0,64	58,33	0,64	60,00	0,63	55,33	0,67	56,33	0,66	60,67	0,63	57,67	0,65
7	60,00	0,63	58,67	0,64	50,00	0,71	55,33	0,67	53,00	0,68	56,00	0,66	56,33	0,66	59,33	0,63
8	62,67	0,61	59,67	0,63	54,00	0,67	59,67	0,63	53,67	0,68	55,33	0,67	60,00	0,63	57,67	0,65
9	59,67	0,63	58,00	0,65	51,33	0,69	56,33	0,66	51,67	0,69	54,00	0,68	57,00	0,65	58,00	0,64
10	62,00	0,62	59,67	0,63	54,33	0,67	59,00	0,64	54,33	0,67	56,33	0,66	59,67	0,63	58,33	0,64

Çizelge A.4 Denek 1 için parmak 1 (18 örüntü), parmak 2 (20 örüntü) ve parmak 5 (21 örüntü) örüntülerinden rastgele seçilen 30 tanesi eğitim kapsamında ve kalan 29 tanesi test kapsamında değerlendirilmiştir. AR katsayıları $m=3:10$ aralığında ve kNN sınıflandırıcısına ilişkin komşu sayısının $k=1:10$ aralığında alınması ile elde edilen ortalama sonuçlar.

Komşu sayısı (k)	m=3		m=4		m=5		m=6		m=7		m=8		m=9		m=10	
	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS
1	67,1	0,69	56,1	0,83	58,6	0,80	53,2	0,85	47,5	0,85	43,6	0,93	45,4	0,91	40,7	0,99
2	67,1	0,69	56,1	0,83	58,6	0,80	53,2	0,85	47,5	0,85	43,6	0,93	45,4	0,91	40,7	0,99
3	66,8	0,73	55,7	0,85	57,5	0,82	55,4	0,86	48,2	0,87	41,1	1,00	52,9	0,85	45,0	0,97
4	66,8	0,72	57,9	0,82	57,5	0,84	57,1	0,85	50,7	0,83	42,5	0,95	51,8	0,84	46,8	0,98
5	71,4	0,67	62,1	0,76	56,4	0,85	56,8	0,85	51,1	0,85	43,2	0,98	50,3	0,85	45,7	1,02
6	68,6	0,73	61,4	0,83	55,7	0,88	55,0	0,92	51,1	0,88	43,6	0,98	54,3	0,85	45,4	1,03
7	68,2	0,74	57,9	0,84	53,9	0,90	53,2	0,91	54,3	0,84	46,4	0,99	54,6	0,87	46,4	1,03
8	67,9	0,75	57,1	0,88	58,2	0,88	56,1	0,92	52,5	0,89	47,1	0,98	56,4	0,87	45,4	1,05
9	66,8	0,74	60,0	0,88	56,1	0,90	52,9	0,92	51,8	0,89	46,8	1,00	58,6	0,90	42,9	1,08
10	63,2	0,81	55,7	0,90	54,6	0,90	50,7	0,95	49,3	0,90	44,6	1,00	60,0	0,87	41,1	1,12

Çizelge A.5 Denek 2 için parmak 1 (29 örüntü), parmak 2 (25 örüntü) ve parmak 5 (18 örüntü) örüntülerinden rastgele seçilen 36 tanesi eğitim kapsamında ve kalan 36 tanesi test kapsamında değerlendirilmiştir. AR katsayıları $m=3:10$ aralığında ve kNN sınıflandırıcısına ilişkin komşu sayısının $k=1:10$ aralığında alınması ile elde edilen ortalama sonuçlar.

Komşu sayısı (k)	m=3		m=4		m=5		m=6		m=7		m=8		m=9		m=10	
	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS
1	33,89	1,13	33,06	1,18	30,56	1,21	28,89	1,16	35,83	1,10	35,56	1,18	32,22	1,24	31,94	1,21
2	33,89	1,13	33,06	1,18	30,56	1,21	28,89	1,16	35,83	1,10	35,56	1,18	32,22	1,24	31,94	1,21
3	35,28	1,12	38,89	1,14	36,11	1,15	32,78	1,16	35,28	1,18	39,17	1,11	38,06	1,16	35,56	1,19
4	41,67	1,07	37,22	1,15	36,94	1,17	35,00	1,16	40,28	1,09	40,83	1,09	39,44	1,13	36,94	1,17
5	44,17	1,05	40,56	1,11	35,83	1,17	35,56	1,14	41,94	1,09	42,50	1,09	40,00	1,12	40,00	1,13
6	43,89	1,04	39,17	1,10	38,61	1,14	35,28	1,14	40,00	1,12	43,33	1,08	44,44	1,07	42,50	1,09
7	46,39	1,02	41,94	1,07	40,28	1,09	36,67	1,13	37,22	1,16	41,94	1,09	43,89	1,07	41,94	1,10
8	45,83	1,02	42,50	1,07	38,61	1,11	34,72	1,13	37,22	1,16	40,56	1,11	44,44	1,12	41,39	1,11
9	42,50	1,06	40,56	1,10	36,11	1,12	36,39	1,11	38,33	1,15	41,11	1,10	40,56	1,13	41,11	1,11
10	40,83	1,06	40,28	1,11	36,39	1,10	35,56	1,12	36,94	1,17	38,06	1,11	40,56	1,15	43,06	1,08

Çizelge A.6 Denek 3 için parmak 1 (23 örüntü), parmak 2 (59 örüntü) ve parmak 5 (38 örüntü) örüntülerinden rastgele seçilen 60 tanesi eğitim kapsamında ve kalan 60 tanesi test kapsamında değerlendirilmiştir. AR katsayıları $m=3:10$ aralığında ve kNN sınıflandırıcısına ilişkin komşu sayısının $k=1:10$ aralığında alınması ile elde edilen ortalama sonuçlar.

Komşu sayısı (k)	m=3		m=4		m=5		m=6		m=7		m=8		m=9		m=10	
	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS
1	47,67	0,82	44,83	0,85	41,00	0,88	40,17	0,91	38,17	0,92	38,50	0,90	39,33	0,92	40,83	0,92
2	47,67	0,82	44,83	0,85	41,00	0,88	40,17	0,91	38,17	0,92	38,50	0,90	39,33	0,92	40,83	0,92
3	51,17	0,82	48,00	0,84	43,00	0,89	45,67	0,89	46,33	0,89	46,33	0,87	43,83	0,92	45,33	0,90
4	48,67	0,82	47,83	0,85	42,33	0,90	44,67	0,93	43,67	0,90	44,67	0,89	44,33	0,92	42,67	0,91
5	51,50	0,81	47,33	0,84	43,83	0,89	46,17	0,87	46,00	0,89	46,67	0,86	45,17	0,90	44,67	0,92
6	50,83	0,79	45,67	0,85	43,33	0,90	47,67	0,88	44,50	0,92	46,00	0,87	48,17	0,88	43,83	0,89
7	50,83	0,80	47,00	0,85	44,00	0,87	44,83	0,89	44,50	0,91	47,00	0,83	45,83	0,90	41,67	0,90
8	48,67	0,79	45,33	0,86	42,83	0,88	45,17	0,87	46,33	0,87	45,33	0,85	45,83	0,86	42,50	0,90
9	46,67	0,82	45,17	0,83	42,00	0,86	43,67	0,88	44,33	0,88	44,00	0,84	45,50	0,86	42,33	0,87
10	45,00	0,80	43,67	0,85	43,33	0,84	44,67	0,86	44,67	0,87	45,00	0,82	45,00	0,85	42,17	0,88

Çizelge A.7 Denek 1 için parmak 1 (18 örüntü), parmak 2 (20 örüntü), parmak 3 (24 örüntü) ve parmak 5 (21 örüntü) örüntülerinden rastgele seçilen 42 tanesi eğitim kapsamında ve kalan 41 tanesi test kapsamında değerlendirilmiştir. AR katsayıları $m=3:10$ aralığında ve kNN sınıflandırıcısına ilişkin komşu sayısının $k=1:10$ aralığında alınması ile elde edilen ortalama sonuçlar.

Komşu sayısı (k)	m=3		m=4		m=5		m=6		m=7		m=8		m=9		m=10	
	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS
1	41,7	1,13	39,7	1,17	42,0	1,23	38,7	1,25	30,0	1,36	36,5	1,30	33,5	1,35	36,5	1,28
2	41,7	1,13	39,7	1,17	42,0	1,23	38,7	1,25	30,0	1,36	36,5	1,30	33,5	1,35	36,5	1,28
3	46,7	1,09	41,2	1,17	38,0	1,28	36,0	1,33	33,5	1,35	34,2	1,31	33,5	1,33	36,5	1,27
4	46,0	1,12	40,5	1,24	36,2	1,32	37,2	1,34	31,2	1,39	32,7	1,34	30,2	1,35	35,7	1,28
5	43,0	1,16	38,2	1,30	37,2	1,38	37,2	1,34	33,2	1,39	33,7	1,31	33,5	1,31	36,7	1,29
6	44,5	1,16	37,7	1,30	37,5	1,36	36,2	1,31	34,5	1,39	37,5	1,29	31,5	1,37	36,0	1,30
7	45,0	1,13	39,0	1,31	37,2	1,38	35,2	1,38	35,5	1,38	34,0	1,33	36,2	1,30	35,7	1,38
8	41,0	1,19	40,7	1,27	35,7	1,33	35,5	1,41	36,2	1,39	35,7	1,35	35,0	1,34	38,7	1,33
9	42,5	1,19	39,7	1,29	36,0	1,33	36,0	1,43	34,7	1,44	34,0	1,38	35,0	1,34	37,7	1,36
10	42,5	1,23	36,0	1,35	34,7	1,38	34,0	1,44	36,5	1,44	34,7	1,37	33,0	1,34	38,0	1,36

Çizelge A.8 Denek 2 için parmak 1 (29 örüntü), parmak 2 (25 örüntü), parmak 3 (28 örüntü) ve parmak 5 (18 örüntü) örüntülerinden rastgele seçilen 50 tanesi eğitim kapsamında ve kalan 50 tanesi test kapsamında değerlendirilmiştir. AR katsayıları $m=3:10$ aralığında ve kNN sınıflandırıcısına ilişkin komşu sayısının $k=1:10$ aralığında alınması ile elde edilen ortalama sonuçlar.

Komşu sayısı (k)	m=3		m=4		m=5		m=6		m=7		m=8		m=9		m=10	
	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS
1	26,20	1,48	31,40	1,53	28,00	1,64	31,00	1,54	28,80	1,57	30,60	1,58	29,80	1,56	30,60	1,54
2	26,20	1,48	31,40	1,53	28,00	1,64	31,00	1,54	28,80	1,57	30,60	1,58	29,80	1,56	30,60	1,54
3	29,80	1,41	31,40	1,49	27,40	1,61	28,80	1,50	28,80	1,56	29,40	1,57	32,60	1,48	32,20	1,50
4	33,00	1,37	34,20	1,42	28,00	1,54	30,60	1,41	32,60	1,47	29,20	1,52	35,20	1,40	29,20	1,49
5	33,00	1,36	32,40	1,42	30,00	1,50	29,20	1,42	33,00	1,45	32,20	1,49	35,40	1,41	28,60	1,50
6	34,00	1,37	32,80	1,38	30,00	1,50	30,40	1,42	32,00	1,47	33,20	1,49	35,60	1,41	31,40	1,44
7	34,20	1,37	32,60	1,40	31,80	1,47	32,00	1,37	32,00	1,46	34,00	1,47	38,20	1,37	30,60	1,45
8	36,00	1,35	33,20	1,39	33,00	1,47	30,80	1,41	34,60	1,40	30,80	1,46	37,80	1,32	31,20	1,43
9	36,20	1,32	33,60	1,35	34,60	1,49	32,00	1,37	37,00	1,40	31,40	1,44	36,80	1,35	31,00	1,41
10	35,00	1,32	33,40	1,40	34,00	1,49	31,00	1,41	34,80	1,45	30,20	1,46	39,20	1,32	30,80	1,42

Çizelge A.9 Denek 3 için parmak 1 (23 örüntü), parmak 2 (59 örüntü), parmak 3 (48 örüntü) ve parmak 5 (38 örüntü) örüntülerinden rastgele seçilen 84 tanesi eğitim kapsamında ve kalan 84 tanesi test

kapsamında değerlendirilmiştir. AR katsayıları m=3:10 aralığında ve kNN sınıflandırıcısına ilişkin komşu sayısının k=1:10 aralığında alınması ile elde edilen ortalama sonuçlar.

Komşu sayısı (k)	m=3		m=4		m=5		m=6		m=7		m=8		m=9		m=10	
	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS
1	28,93	1,24	26,19	1,23	26,67	1,26	21,90	1,32	22,74	1,33	24,17	1,31	21,07	1,30	22,38	1,31
2	28,93	1,24	26,19	1,23	26,67	1,26	21,90	1,32	22,74	1,33	24,17	1,31	21,07	1,30	22,38	1,31
3	30,83	1,21	30,00	1,21	30,83	1,23	26,19	1,29	23,45	1,36	28,10	1,28	24,88	1,30	23,45	1,32
4	30,48	1,21	32,02	1,21	30,48	1,25	28,81	1,28	27,26	1,30	28,93	1,28	26,67	1,30	24,64	1,33
5	30,95	1,21	29,88	1,22	30,00	1,28	27,14	1,31	27,14	1,28	27,74	1,29	27,50	1,29	25,36	1,32
6	29,88	1,23	29,29	1,21	29,88	1,28	27,26	1,31	27,14	1,29	28,57	1,28	27,50	1,27	26,43	1,29
7	29,40	1,21	26,67	1,24	29,52	1,28	27,38	1,29	27,74	1,31	27,62	1,30	29,17	1,26	27,62	1,32
8	28,93	1,24	26,19	1,24	28,69	1,29	26,90	1,28	28,10	1,30	28,45	1,28	27,14	1,28	25,95	1,29
9	28,57	1,24	26,43	1,26	26,31	1,29	26,67	1,29	27,50	1,30	25,48	1,29	27,38	1,26	25,36	1,30
10	28,21	1,24	26,67	1,26	27,14	1,29	25,00	1,29	25,95	1,29	25,95	1,26	26,55	1,29	25,00	1,31

Çizelge A.10 Denek 1 için parmak 1 (18 örüntü), parmak 2 (20 örüntü), parmak 3 (24 örüntü), parmak 4 (16 örüntü) ve parmak 5 (21 örüntü) örüntülerinden rastgele seçilen 50 tanesi eğitim kapsamında ve kalan 49 tanesi test kapsamında değerlendirilmiştir. AR katsayıları m=3:10 aralığında ve kNN sınıflandırıcısına ilişkin komşu sayısının k=1:10 aralığında alınması ile elde edilen ortalama sonuçlar.

Komşu sayısı (k)	m=3		m=4		m=5		m=6		m=7		m=8		m=9		m=10	
	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS
1	38,3	1,45	36,9	1,52	40,4	1,51	33,7	1,63	34,2	1,60	26,5	1,82	26,0	1,72	27,3	1,81
2	38,3	1,45	36,9	1,52	40,4	1,51	33,7	1,63	34,2	1,60	26,5	1,82	26,0	1,72	27,3	1,81
3	41,4	1,42	34,4	1,57	38,1	1,52	34,2	1,64	34,8	1,64	26,2	1,80	26,5	1,70	29,2	1,79
4	39,8	1,50	35,0	1,58	35,2	1,57	31,4	1,74	34,2	1,69	26,7	1,83	24,6	1,73	27,3	1,84
5	39,4	1,54	36,7	1,59	35,5	1,62	29,8	1,79	32,9	1,71	25,6	1,84	27,5	1,66	26,2	1,81
6	39,4	1,53	37,9	1,60	33,5	1,63	31,0	1,75	34,9	1,77	26,7	1,85	25,2	1,73	26,7	1,83
7	36,5	1,58	34,2	1,65	34,4	1,70	29,8	1,80	33,9	1,80	25,8	1,89	26,7	1,70	26,9	1,82
8	39,2	1,53	35,8	1,62	34,2	1,74	30,6	1,77	34,2	1,78	25,6	1,95	26,4	1,76	27,3	1,84
9	36,5	1,62	33,1	1,65	35,8	1,71	31,0	1,78	33,1	1,77	26,7	1,98	24,6	1,80	26,7	1,82
10	36,9	1,62	33,7	1,70	36,0	1,74	29,4	1,88	33,9	1,76	25,2	1,97	25,6	1,82	27,1	1,82

Çizelge A.11 Denek 2 için parmak 1 (29 örüntü), parmak 2 (25 örüntü), parmak 3 (28 örüntü), parmak 4 (36 örüntü) ve parmak 5 (18 örüntü) örüntülerinden rastgele seçilen 68 tanesi eğitim kapsamında ve kalan 68 tanesi test kapsamında değerlendirilmiştir. AR katsayıları $m=3:10$ aralığında ve kNN sınıflandırıcısına ilişkin komşu sayısının $k=1:10$ aralığında alınması ile elde edilen ortalama sonuçlar.

Komşu sayısı (k)	m=3		m=4		m=5		m=6		m=7		m=8		m=9		m=10	
	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS
1	20,59	1,74	20,44	1,81	20,44	1,90	22,21	1,79	22,35	1,92	23,53	1,88	19,56	1,90	22,21	1,86
2	20,59	1,74	20,44	1,81	20,44	1,90	22,21	1,79	22,35	1,92	23,53	1,88	19,56	1,90	22,21	1,86
3	22,21	1,75	22,94	1,75	22,50	1,81	23,97	1,73	23,53	1,84	24,12	1,79	21,76	1,87	22,94	1,85
4	23,53	1,72	24,56	1,74	22,21	1,85	23,09	1,73	25,29	1,80	26,18	1,76	21,03	1,82	26,03	1,74
5	24,85	1,75	23,38	1,78	23,97	1,78	23,09	1,70	26,03	1,75	26,47	1,71	22,65	1,75	26,32	1,71
6	25,29	1,73	25,00	1,75	27,50	1,70	23,53	1,73	27,35	1,72	26,76	1,70	26,03	1,73	25,74	1,69
7	25,15	1,69	26,62	1,68	27,21	1,72	23,82	1,72	26,62	1,72	25,88	1,74	25,88	1,71	26,32	1,67
8	26,47	1,65	28,82	1,61	27,35	1,75	24,41	1,69	28,97	1,66	26,47	1,73	26,47	1,68	26,32	1,63
9	25,44	1,63	28,53	1,64	29,12	1,68	24,26	1,71	29,26	1,64	26,47	1,73	27,94	1,66	25,74	1,64
10	24,71	1,66	26,62	1,65	27,79	1,67	25,44	1,70	30,15	1,62	25,29	1,73	28,82	1,66	26,62	1,60

Çizelge A.12 Denek 3 için parmak 1 (23 örüntü), parmak 2 (59 örüntü), parmak 3 (48 örüntü), parmak 4 (48 örüntü) ve parmak 5 (38 örüntü) örüntülerinden rastgele seçilen 108 tanesi eğitim kapsamında ve kalan 108 tanesi test kapsamında değerlendirilmiştir. AR katsayıları $m=3:10$ aralığında ve kNN sınıflandırıcısına ilişkin komşu sayısının $k=1:10$ aralığında alınması ile elde edilen ortalama sonuçlar.

Komşu sayısı (k)	m=3		m=4		m=5		m=6		m=7		m=8		m=9		m=10	
	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS
1	15,74	1,64	16,30	1,54	17,04	1,60	14,63	1,61	14,63	1,60	13,52	1,65	12,22	1,67	11,85	1,63
2	15,74	1,64	16,30	1,54	17,04	1,60	14,63	1,61	14,63	1,60	13,52	1,65	12,22	1,67	11,85	1,63
3	16,48	1,62	19,26	1,52	18,52	1,57	15,37	1,64	15,19	1,61	15,56	1,67	14,44	1,70	14,07	1,61
4	17,96	1,61	20,00	1,53	20,74	1,58	17,22	1,64	15,37	1,66	18,15	1,63	14,81	1,74	17,22	1,59
5	19,44	1,62	22,96	1,52	22,41	1,59	18,70	1,68	14,81	1,68	18,15	1,65	16,11	1,75	16,11	1,60
6	21,48	1,62	23,70	1,53	22,59	1,55	18,89	1,65	15,37	1,64	17,59	1,65	15,37	1,74	17,22	1,61
7	22,59	1,59	24,07	1,57	20,74	1,59	18,52	1,67	15,93	1,66	19,26	1,64	14,81	1,72	16,67	1,62
8	22,41	1,58	23,33	1,56	20,19	1,57	17,59	1,68	17,96	1,66	18,52	1,70	15,19	1,70	17,04	1,61
9	21,11	1,59	23,89	1,53	21,11	1,51	18,33	1,63	17,96	1,72	19,07	1,64	16,67	1,70	19,07	1,56
10	21,67	1,62	22,22	1,51	20,93	1,53	18,70	1,65	18,70	1,63	18,33	1,64	16,11	1,71	19,07	1,57

EKLER 2

Çizelge B.1 Denek 1 için parmak 1 (18 örüntü) ve parmak 5 (21 örüntü) örüntülerinden rastgele seçilen 20 tanesi eğitim kapsamında ve kalan 19 tanesi test kapsamında değerlendirilmiştir. AR katsayıları $m=3:10$ aralığında alınarak, DVM ile sınıflandırma işlemi sonunda elde edilen ortalama sonuçlar.

m=3		m=4		m=5		m=6		m=7		m=8		m=9		m=10	
Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS
93,30	0,17	92,0	0,22	88,0	0,29	86,8	0,31	84,8	0,36	86,4	0,33	85,5	0,34	85,6	0,33

Çizelge B.2 Denek 2 için parmak 1 (29 örüntü) ve parmak 5 (18 örüntü) örüntülerinden rastgele seçilen 24 tanesi eğitim kapsamında ve kalan 23 tanesi test kapsamında değerlendirilmiştir. AR katsayıları $m=3:10$ aralığında alınarak, DVM ile sınıflandırma işlemi sonunda elde edilen ortalama sonuçlar.

m=3		m=4		m=5		m=6		m=7		m=8		m=9		m=10	
Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS
77,67	0,45	76,75	0,47	73,42	0,50	72,33	0,51	71,83	0,52	70,33	0,53	69,42	0,54	71,67	0,52

Çizelge B.3 Denek 3 için parmak 1 (23 örüntü) ve parmak 5 (38 örüntü) örüntülerinden rastgele seçilen 31 tanesi eğitim kapsamında ve kalan 30 tanesi test kapsamında değerlendirilmiştir. AR katsayıları $m=3:10$ aralığında alınarak, DVM ile sınıflandırma işlemi sonunda elde edilen ortalama sonuçlar.

m=3		m=4		m=5		m=6		m=7		m=8		m=9		m=10	
Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS
91,07	0,27	89,07	0,30	85,87	0,36	84,13	0,38	82,80	0,40	85,20	0,37	86,53	0,36	84,40	0,37

Çizelge B.4 Denek 1 için parmak 1 (18 örüntü), parmak 2 (20 örüntü) ve parmak 5 (21 örüntü) örüntülerinden rastgele seçilen 30 tanesi eğitim kapsamında ve kalan 29 tanesi test kapsamında değerlendirilmiştir. AR katsayıları $m=3:10$ aralığında alınarak, DVM ile sınıflandırma işlemi sonunda elde edilen ortalama sonuçlar.

m=3		m=4		m=5		m=6		m=7		m=8		m=9		m=10	
Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS
88,8	0,37	78,5	0,57	74,2	0,64	74,5	0,65	69,4	0,69	70,1	0,70	70,7	0,68	71,2	0,66

Çizelge B.5 Denek 2 için parmak 1 (29 örüntü), parmak 2 (25 örüntü) ve parmak 5 (18 örüntü) örüntülerinden rastgele seçilen 36 tanesi eğitim kapsamında ve kalan 36 tanesi test kapsamında değerlendirilmiştir. AR katsayıları $m=3:10$ aralığında alınarak, DVM ile sınıflandırma işlemi sonunda elde edilen ortalama sonuçlar.

m=3		m=4		m=5		m=6		m=7		m=8		m=9		m=10	
Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS
52,67	0,91	49,50	0,93	47,17	0,94	45,72	0,95	46,17	0,97	46,56	0,96	45,56	0,98	46,78	0,96

Çizelge B.6 Denek 3 için parmak 1 (23 örüntü), parmak 2 (59 örüntü) ve parmak 5 (38 örüntü) örüntülerinden rastgele seçilen 60 tanesi eğitim kapsamında ve kalan 60 tanesi test kapsamında değerlendirilmiştir. AR katsayıları $m=3:10$ aralığında alınarak, DVM ile sınıflandırma işlemi sonunda elde edilen ortalama sonuçlar.

m=3		m=4		m=5		m=6		m=7		m=8		m=9		m=10	
Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS
59,43	0,72	57,90	0,73	58,57	0,74	56,23	0,77	55,67	0,77	55,43	0,77	54,63	0,79	55,93	0,77

Çizelge B.7 Denek 1 için parmak 1 (18 örüntü), parmak 2 (20 örüntü), parmak 3 (24 örüntü) ve parmak 5 (21 örüntü) örüntülerinden rastgele seçilen 42 tanesi eğitim kapsamında ve kalan 41 tanesi test kapsamında değerlendirilmiştir. AR katsayıları $m=3:10$ aralığında alınarak, DVM ile sınıflandırma işlemi sonunda elde edilen ortalama sonuçlar.

m=3		m=4		m=5		m=6		m=7		m=8		m=9		m=10	
Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS
67,0	0,81	61,0	0,91	58,8	0,95	55,6	1,02	56,1	0,98	55,4	1,00	55,0	1,02	54,1	1,03

Çizelge B.8 Denek 2 için parmak 1 (29 örüntü), parmak 2 (25 örüntü), parmak 3 (28 örüntü) ve parmak 5 (18 örüntü) örüntülerinden rastgele seçilen 50 tanesi eğitim kapsamında ve kalan 50 tanesi test kapsamında değerlendirilmiştir. AR katsayıları $m=3:10$ aralığında alınarak, DVM ile sınıflandırma işlemi sonunda elde edilen ortalama sonuçlar.

m=3		m=4		m=5		m=6		m=7		m=8		m=9		m=10	
Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS
48,96	1,16	50,00	1,15	44,24	1,22	42,16	1,26	46,24	1,25	45,04	1,23	42,32	1,22	45,44	1,24

Çizelge B.9 Denek 3 için parmak 1 (23 örüntü), parmak 2 (59 örüntü), parmak 3 (48 örüntü) ve parmak 5 (38 örüntü) örüntülerinden rastgele seçilen 84 tanesi eğitim kapsamında ve kalan 84 tanesi test kapsamında değerlendirilmiştir. AR katsayıları $m=3:10$ aralığında alınarak, DVM ile sınıflandırma işlemi sonunda elde edilen ortalama sonuçlar.

m=3		m=4		m=5		m=6		m=7		m=8		m=9		m=10	
Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS
33,19	1,16	31,33	1,18	32,24	1,19	31,62	1,21	32,48	1,17	29,43	1,22	31,86	1,18	32,10	1,19

Çizelge B.10 Denek 1 için parmak 1 (18 örüntü), parmak 2 (20 örüntü), parmak 3 (24 örüntü), parmak 4 (16 örüntü) ve parmak 5 (21 örüntü) örüntülerinden rastgele seçilen 50 tanesi eğitim kapsamında ve kalan 49 tanesi test kapsamında değerlendirilmiştir. AR katsayıları $m=3:10$ aralığında alınarak, DVM ile sınıflandırma işlemi sonunda elde edilen ortalama sonuçlar.

m=3		m=4		m=5		m=6		m=7		m=8		m=9		m=10	
Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS
52,8	1,17	50,0	1,26	47,0	1,34	47,0	1,34	45,1	1,42	45,4	1,38	44,9	1,40	44,0	1,42

Çizelge B.11 Denek 2 için parmak 1 (29 örüntü), parmak 2 (25 örüntü), parmak 3 (28 örüntü), parmak 4 (36 örüntü) ve parmak 5 (18 örüntü) örüntülerinden rastgele seçilen 68 tanesi eğitim kapsamında ve kalan 68 tanesi test kapsamında değerlendirilmiştir. AR katsayıları $m=3:10$ aralığında alınarak, DVM ile sınıflandırma işlemi sonunda elde edilen ortalama sonuçlar.

m=3		m=4		m=5		m=6		m=7		m=8		m=9		m=10	
Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS
30,35	1,43	27,82	1,50	25,41	1,53	25,29	1,56	25,88	1,54	24,41	1,54	26,65	1,51	25,35	1,56

Çizelge B.12 Denek 3 için parmak 1 (23 örüntü), parmak 2 (59 örüntü), parmak 3 (48 örüntü), parmak 4 (48 örüntü) ve parmak 5 (38 örüntü) örüntülerinden rastgele seçilen 108 tanesi eğitim kapsamında ve kalan 108 tanesi test kapsamında değerlendirilmiştir. AR katsayıları $m=3:10$ aralığında alınarak, DVM ile sınıflandırma işlemi sonunda elde edilen ortalama sonuçlar.

m=3		m=4		m=5		m=6		m=7		m=8		m=9		m=10	
Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS	Performans (%)	RMS
20,07	1,58	19,67	1,53	19,30	1,54	18,26	1,54	17,70	1,55	18,81	1,54	18,11	1,56	18,85	1,54

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Kerim KARADAĞ

Doğum Yeri: Çermik

Doğum Tarihi: 1981

Medeni Hali: Evli

Yabancı Dili: İngilizce

Eğitim Durumu (Kurum ve Yıl)

Lise : İ.H.L / Şanlıurfa, 1999

Önlisans : Mersin Üniversitesi Meslek Yüksek Okulu Elektrik Bölümü /Mersin, 2002

Lisans : Çukurova Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği / ADANA, 2006

Çalıştığı Kurumlar ve Yıl:

Aktaş Elk. İnş. A.Ş. Şantiye Şefi/ADANA,2006

Harran Üniversitesi Uzman/ ŞANLIURFA,2007-2010

Harran Üniversitesi Öğ. Gör/ ŞANLIURFA,2010-