

**T.C.
BAHÇEŞEHİR ÜNİVERSİTESİ**

**EEG ALT BANDLARININ TEKİL SPEKTRUMU
İLE DUYGU DURUMLARI ARASINDAKİ
İLİŞKİ**

Yüksek Lisans Tezi

ABDULLAH MARAŞ

İSTANBUL, 2016

**T.C.
BAHÇEŞEHİR ÜNİVERSİTESİ**

**FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
BİLGİ TEKNOLOJİLERİ**

**EEG ALT BANDLARININ TEKİL SPEKTRUMU
İLE DUYGU DURUMLARI ARASINDAKİ
İLİŞKİ**

Yüksek Lisans Tezi

ABDULLAH MARAŞ

Tez Danışmanı: DOÇ. DR. SERAP AYDIN

İSTANBUL, 2016

T.C.
BAHÇEŞEHİR ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
BİLGİ TEKNOLOJİLERİ

Tezin Adı: EEG Alt Bandlarının Tekil Spektrumu ile Duygu Durumları
Arasındaki İlişki
Öğrencinin Adı Soyadı: Abdullah MARAŞ
Tez Savunma Tarihi: 26.05.2016

Bu tezin Yüksek Lisans tezi olarak gerekli şartları yerine getirmiş olduğu Fen Bilimleri Enstitüsü tarafından onaylanmıştır.

Enstitü Müdürü
İmza

Doç. Dr. Nafiz ARICA

Bu tezin Yüksek Lisans tezi olarak gerekli şartları yerine getirmiş olduğunu onaylarım.

Program Koordinatörü
İmza

Doç. Dr. Mehmet Alper TUNGA

Bu Tez tarafımızca okunmuş, nitelik ve içerik açısından bir Yüksek Lisans tezi olarak yeterli görülmüş ve kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

İmzalar

Tez Danışmanı
Doç. Dr. Serap AYDIN

Üye
Doç. Dr. M. Alper TUNGA

Üye
Doç. Dr. Ersin ÖZUĞURLU

Çalışmam sırasında ve her zaman bana destek olan sevgili anneme...



TEŐEKKÜR

Tüm bilgi ve veri desteęi için Doç. Dr. M. Alper TUNGA'ya, fikir aşamasından bitimine kadar bu tez çalışmasına desteęini esirgemeyen akademik danışmanım Doç. Dr. Serap AYDIN'a, çalışma boyunca beni destekleyen annem, ablam ve arkadaşım Tuęba OKTAR'a gösterdikleri sabır ve anlayış için teşekkürlerimi sunarım.

İstanbul,2016

Abdullah MARAŐ



ÖZET

EEG ALT BANDLARININ TEKİL SPEKTRUMU İLE DUYGU DURUMLARI ARASINDAKİ İLİŞKİ

ABDULLAH MARAŞ

Bilgi Teknolojileri

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Serap AYDIN

Mayıs 2016, 42 sayfa

Gündelik hayatta bilgisayar ve makine kullanımı giderek artmaktadır. Bilgisayar ve makine kullanımındaki bu artış insan ve bilgisayar etkileşimi, beyin bilgisayar arayüzü gibi konulardaki araştırmaları da beraberinde getirmektedir. Birçok alanda önemi artan insan bilgisayar etkileşimi ve beyin bilgisayar arayüzlerinde, bireylerden alınan elektroensafalogram (EEG) verilerinin sınıflandırılması önemli bir rol oynamaktadır.

Bu çalışmada hasta ve sağlıklı bireyler arasında duygu durumlarına göre, EEG işaretlerinin beyin hangi bölgelerinde farklılık gösterdiğinin bulunması ve duyguların sınıflandırılması amaçlanmıştır. 10 sağlıklı ve 10 hasta bireyden mutlu, mutsuz ve nötr duygu durumlarında beyin 16 ayrı bölgesinden EEG verileri alınmıştır. Elde edilen EEG verileri bir veri madenciliği aracı olan Weka ile sınıflandırılmıştır. Sınıflandırma için YSA, basit lojistik ve rotasyon orman yöntemleri uygulanmıştır. Alpha, Beta, Theta, Delta ve Gamma frekans banları için ayrı ayrı sınıflandırma sonuçları elde edilerek frekans bandları ile sınıflandırma arasındaki ilişki incelenilmiştir.

Uygulanan sınıflandırma algoritmalarına göre katılımcıların hasta ve sağlıklı şekilde sınıflandırılmasında en yüksek başarı Gamma frekans bandında elde edilmiştir. Gamma frekans bandından sonra en başarılı ikinci frekans bandı Beta olarak gözlemlenilmiştir. Aynı sınıflandırma algoritmaları ile duygu sınıflandırması gerçekleştirildiğinde en yüksek sınıflandırma başarıları Beta ve Gamma frekans bandlarında gözlemlenilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Duygu Sınıflandırma, Elektroensafalogram, Veri Madenciliği

ABSTRACT

INTERCORRELATION BETWEEN SINGULAR SPECTRUM OF EEG SUB-BANDS AND EMOTIONAL STATES

ABDULLAH MARAŞ

Information Technologies

Thesis Supervisor: Assoc.Prof.Dr. Serap AYDIN

May 2016, 42 pages

Usage of computers and machines in daily life is increasing day by day. The rise in using computers and machines leads to improvement in researchs topics such as human-computer interaction and brain computer interfaces which have a growing importance in recent years. Classification of electroencephalogram signals which are obtained from individuals has a significant role in human-computer interaction and brain computer interfaces.

In this thesis, we aimed to find which parts of brain can vary electroencephalogram signals according to the emotion of patients and healthy individuals. We also made emotion classification. Electroencephalogram signals were gathered from 10 patients and 10 healthy person in 16 different part of brain when participants have pleasant, unpleasant and neutral emotions. Afterwards electroencephalogram signals were classified by WEKA which is a tool for data mining. Artificial Neural Networks, Simple Logistic and Rotation Forest algorithms were used in order to classify data. We obtained classification result in five different frequency band activities which are called Alpha, Beta, Gamma, Delta and Theta to examine relationship between frequency bands and classification accuracy.

The highest accuracy in the classification of healthy and patient participants was obtained in the Gamma frequency band. The second highest accuracy in classification observed in the Beta frequency band. In emotion classification the highest accuraciest observed in Beta and Gamma frequencies bands when same classification algorithms were applied.

Keywords: Emotion classification, Electroencephalogram, Data Mining

İÇİNDEKİLER

TABLolar.....	viii
ŞEKİLLER.....	x
1. GİRİŞ.....	1
1.1 VERİ MADENCİLİĞİ.....	2
1.2 ELEKTROENSAFALOGRAM.....	3
1.3 TEZİN KAPSAMI.....	4
2. LİTERATÜR TARAMASI.....	6
3.YÖNTEM.....	10
3.1 DENEYSEL VERİ.....	10
3.1.1 Öznitelik Çıkarımı.....	11
3.2 VERİ SINIFLANDIRMA YÖNTEMLERİ.....	12
3.3 WEKA PROGRAMI.....	13
3.3.1 Kullanıcı Arayüzü ve Paneller.....	14
3.4 SINIFLANDIRMA ALGORİTMALARI.....	16
3.4.1 Rotasyon Orman.....	16
3.4.2 Basit Lojistik.....	17
3.4.3 Yapay Sinir Ağları.....	17
3.5 DEĞERLENDİRME KRİTERLERİ.....	18
3.5.1 Doğruluk.....	18
3.5.2 Hassaslık.....	19
3.5.3 Duyarlılık.....	19
3.5.4 Ortalama Hata Kareleri Kökü.....	19
3.5.5 Özel Etken Oranı.....	19
4. BULGULAR.....	20
5. TARTIŞMA ve SONUÇ.....	35
KAYNAKÇA.....	36

TABLÖLAR

Tablo 3.1: Karışıklık matrisi (confusion matrix).....	18
Tablo 4.1: 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi ile yapay sinir ağları sınıflandırma sonuçları (katılımcı sınıflandırması)	22
Tablo 4.2: Yüzdesel ayırım yöntemi ile yapay sinir ağları sınıflandırma doğrulukları (katılımcı sınıflandırması).....	22
Tablo 4.3: 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi ile basit lojistik sınıflandırma sonuçları (katılımcı sınıflandırması).....	23
Tablo 4.4: Yüzdesel ayırım yöntemi ile basit lojistik sınıflandırma doğrulukları (katılımcı sınıflandırması).....	23
Tablo 4.5: 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi ile rotasyon orman sınıflandırma sonuçları (katılımcı sınıflandırması).....	24
Tablo 4.6: Yüzdesel ayırım yöntemi ile rotasyon orman sınıflandırma doğrulukları (katılımcı sınıflandırması).....	24
Tablo 4.7: Katılımcı sınıflandırmasında her frekans bandı için en iyi sınıflandırma değerleri.....	25
Tablo 4.8: 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi ile yapay sinir ağları sınıflandırma sonuçları (duygu sınıflandırması).....	26
Tablo 4.9: 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi ile basit lojistik sınıflandırma sonuçları (duygu sınıflandırması).....	26
Tablo 4.10: 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi ile rotasyon orman sınıflandırma sonuçları (duygu sınıflandırması).....	27
Tablo 4.11: Duygu sınıflandırmasında her frekans bandı için en iyi sınıflandırma değerleri.....	28
Tablo 4.12: Mutlu duygu durumu için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarısı (YSA).....	28
Tablo 4.13: Mutsuz duygu durumu için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarısı (YSA).....	29
Tablo 4.14: Nötr duygu durumu için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarısı (YSA).....	29

Tablo 4.15: Mutlu duygu durumu için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarısı (basit lojistik).....	30
Tablo 4.16: Mutsuz duygu durumu için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarısı (basit lojistik).....	30
Tablo 4.17: Nötr duygu durumu için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarısı (basit lojistik).....	30
Tablo 4.18: Mutlu duygu durumu için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarısı (rotasyon orman).....	31
Tablo 4.19: Mutsuz duygu durumu için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarısı (rotasyon orman).....	31
Tablo 4.20: Nötr duygu durumu için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarısı (rotasyon orman).....	31
Tablo 4.21: Sağlıklı katılımcılar için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarısı (YSA).....	32
Tablo 4.22: Hasta katılımcılar için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarısı (YSA).....	32
Tablo 4.23: Sağlıklı katılımcılar için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarısı (basit lojistik).....	33
Tablo 4.24: Hasta katılımcılar için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarısı (basit lojistik).....	33
Tablo 4.25: Sağlıklı katılımcılar için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarısı (rotasyon orman).....	33
Tablo 4.26: Hasta katılımcılar için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarısı (rotasyon orman).....	34

ŞEKİLLER

Şekil 3.1: Uluslararası 10-20 elektrot yerleştirme sistemi.....	11
Şekil 3.2: WEKA programı giriş arayüzü.....	13
Şekil 3.3: WEKA explorer arayüzü.....	14



KISALTMALAR

ARFF	:	Attribute Relation File Format
BBA	:	Beyin Bilgisayar Arayüzü
BCO	:	Bulanık C- Ortalama
DVM	:	Destek Vektör Makineleri
EEG	:	Elektroensafalogram
FN	:	False Negative
FP	:	False Positive
GATA	:	Gülhane Askeri Tıp Akademisi
HZ	:	Hertz
IADS	:	International Affective Digitized Sounds
IAPS	:	International Affective Picture System
KNN	:	K-nearest Neighbour
LDA	:	Lineer Diskriminant Analizi
MRWD	:	Multi Resolution Wavelet Decomposition
RBF	:	Radyal Temelli Fonksiyon Ağları
RMSE	:	Root Mean Squared Error
SSA	:	Singular Spectrum Analysis
TN	:	True Negative
TP	:	True Positive
WEKA	:	Waikato Environment for Knowledge Analysis
YSA	:	Yapay Sinir Ağları

1. GİRİŞ

İletişim, insanlar arasında gerçekleşen duygu, düşünce ve bilgi alışverişidir. Son yıllarda teknolojinin hızlı bir şekilde ilerlemesiyle birlikte iletişimde insan bilgisayar etkileşimi ve beyin bilgisayar arayüzü konuları ortaya çıkmış ve hızlıca araştırmacıların ilgi odağı haline gelmiştir. Makinalar ile insanlar arasındaki iletişimde duyguların analizi (sınıflandırması), iletişimdeki başarı için önemli bir rol oynamaktadır. Duyguların doğru şekilde sınıflandırılması insan makine etkileşiminin iyileştirilmesinin yanı sıra, çeşitli sağlık problemlerinin giderilmesinden işletmelerin müşteri hizmetlerini iyileştirme çalışmalarına kadar bir çok farklı alanda kullanılır.

Duygu sınıflandırılması konuşmacının yüz ifadelerinden, ses tonlarından veya vücut hareketlerinden elde edilen verilerle gerçekleştirilebilir. Ancak bu veriler konuşmacı tarafından kolaylıkla manipüle edilebilir (Goyal vd. 2015). Bu tip verilerin aldatıcı olabileceğinden dolayı duygu sınıflandırılmasında fizyolojik ve elektriksel işaretlerin kullanılması oldukça yaygın bir araştırma konusudur. Elektrokardiyogram, elektromiyogram, elektroensafalogram (EEG), elektronörogram gibi işaretler fizyolojik işaretlerdir. Bu işaretler elektrotlar veya dönüştürücüler yardımıyla algılanırlar. Kalp sesleri, sıcaklık, solunum hacmi ve kan basıncı gibi işaretler ise elektrik kökenlidir. Elektrik kökenli işaretler hücrelerde meydana gelen kimyasal değişmeler sonucunda oluşur (Uzun 2012).

Bu çalışmada uluslar-arası standartlarda, saçlı kafa derisi üzerinden ölçülen kortikal duygulanım kayıtlarının öz-değerleri; elektro fizyolojik frekans alt bantlarına, duygu durumuna, elektrot yerleşim yerine ve sağlık durumuna göre, WEKA paket programı yardımıyla veri madenciliği yöntemleri kullanılarak sınıflandırılmıştır. Sınıflandırmada sağlıklı bireylerden (10 kişi) oluşan kontrol grubu ve ilk atak psikoz tanısı alan (10 kişi) hastalardan oluşan hasta grubu mevcuttur. Elde edilen sonuçlar beyin aktivasyonları cinsinden yorumlanmıştır.

1.1 VERİ MADENCİLİĞİ

Tüm dünyada gelişen teknoloji ve bilgisayarların yaygın kullanımı sonucu dijital ortamlarda saklanan veri miktarlarında hızlı bir artış meydana gelmiştir. “Veri, tanım itibariyle, herhangi bir işlemeye tabi tutulmadan, gözlem veya ölçüm yöntemleri ile ortamdan elde edilen her türlü değerdir” (Şeker 2013, s. 22). Veri miktarının artmasıyla birlikte firmalar bu veriden nasıl faydalanacakları üzerinde çalışmaya başlamış ve veri madenciliği kavramı ortaya çıkmıştır. Birçok kaynakta veri madenciliği ile ilgili farklı tanımlar bulunmaktadır. “Veri madenciliği, çeşitli şekillerde ve çeşitli kaynaklardan toplanan verilerin üzerinde işlem yapılarak anlamlı bilgilerin çıkarılmasıdır” (Şeker 2013 s. 25). Pektaş (2013, s.100) kitabında veri madenciliğinin, “büyük ölçekli veriler arasından bilgiye ulaşma, bilgiyi bir madenden değerli bir cevheri çıkarıyormuşçasına gün yüzüne çıkarma işidir” şeklinde açıklamıştır. Günümüzde veri madenciliği sağlık, finans, eğitim gibi birçok farklı alanda kullanılabilir.

Bir veri yığını üzerine amaca yönelik farklı veri madenciliği teknikleri kullanılabilir. Bu tekniklerden en çok kullanılanları sınıflandırma (classification), kümeleme (clustering) ve birliktelik kuralları (association rules)’dır.

Sınıflandırma kavramı, basitçe bir veri kümesi (data set) üzerinde tanımlı olan çeşitli sınıflar arasında veriyi dağıtmaktır. Sınıflandırma algoritmaları, verilen eğitim kümesinden bu dağılım şeklini öğrenirler ve daha sonra sınıfının belirli olmadığı test verileri geldiğinde bu verileri doğru şekilde sınıflandırmaya çalışırlar (Şeker 2013). Literatürde Naif Bayes (Naive Bayes), Karar Ağacı Öğrenmesi (Decision Tree Learning), Destek Vektör Makineleri (DVM) gibi birçok farklı sınıflandırma algoritmaları bulunmaktadır. Ele alınan probleme göre uygulanan sınıflandırma algoritmalarının, sınıflandırma başarıları değişmektedir. Bu nedenle veri madenciliği projelerinde doğru sınıflandırıcı algoritmalarının seçilmesi kritik rol oynamaktadır.

Kümeleme analizinin amacı ise; nesnelere birbirlerine olan benzerliklerine göre gruplara ayırmaktır. Eldeki veriler incelenerek benzer olanlar bir kümeye, benzer olmayanlar ise başka bir kümeye toplanırlar (Alan vd. 2012).

Birliktelik kuralları ise farklı olayların birlikte gerçekleşme ihtimallerini analiz etmektedir (Alan vd. 2012).

Piyasada veri madenciliği arařtırmaları için kullanılan SAS, SPSS gibi ticari yazılımlar olmakla birlikte WEKA, R gibi ticari olmayan yazılımlar da bulunmaktadır. Bu çalışmada sınıflandırma çalışmaları için WEKA programından faydalanılmıştır. WEKA programı ve kullanılan sınıflandırma algoritmaları hakkında tezin 3. bölümünde detaylı bilgi verilmiştir.

1.2 ELEKTROENSAFALOGRAM

EEG, saç derisi üzerinden elektrotlarla algılanan düşük genlikli biyoelektrik işaretlerdir. EEG'nin deęişim şekli çok karmaşıktır ve yorumlanması oldukça zordur. Genlikleri tepeden tepeye 1-400 μV 'dur (Aydemir 2013). Frekans bandı ise 0.5-60 Hz'dir. Bu çalışmada EEG verilerinin sınıflandırılması üzerine çalışılmıştır. Çünkü EEG işaretleri zihnimize oluşan gerçek duyguları tespit etmemize yardım eder.

EEG işaretleri belirli frekans bandlarına ayrılmıştır. Bu bandlar Delta, Theta, Alpha, Beta ve Gamma olmak üzere 5 gruba ayrılırlar.

Alpha Dalgaları: 8-12 Hz arasındaki EEG işaretleridir. Uyanık normal ve sakin kimselerde görülür. Yoğun şekilde oksipital bölgede ortaya çıkar ve genlikleri 5 μV kadardır. Uyku durumunda yok olurlar. Uyanırken dikkat özel bir şeye yönelirse α işaretleri yerine, daha yüksek frekanslı, fakat düşük genlikli EEG işaretleri (β işaretleri) meydana gelir (Yazgan ve Korürek 1996).

Beta Dalgaları: Frekansları 12 Hz' in üzerindeki EEG işaretleridir. 25 Hz' e ve nadir hallerde 50 Hz' e kadar uzanırlar. Saçlı derinin parietal ve frontal bölgelerinde belirgin olarak kaydedilebilir. Beta-I (BI) ve Beta-II (BII) diye ikiye ayrılırlar. BII işaretlerinin frekansı, BI' in kinin iki mislidir ve α işaretlerinde olduğu gibi zihinsel aktivitenin artması ile ortadan kalkarlar ve yerlerine düşük genlikli asenkron işaretlerden oluşur. BII işaretleri, merkezi sinir sisteminin kuvvetli aktivasyonunda veya gerginlik hallerinde ortaya çıkar (Yazgan ve Korürek 1996).

Theta Dalgaları: 4-7 Hz arasındaki işaretlerdir. Özellikle, çocuklarda parietal ve temporal bölgelerde ortaya çıkarlar. Yetişkinlerde de duygusal gerginlik, düş kırıklığı

durumlarında ortaya çıkarlar. Genlikleri 100 μV (p-p)' den küçüktür (Yazgan ve Korürek 1996).

Delta Dalgaları: 3.5 Hz' in altındaki EEG işaretleridir. Bazı durumlarda 1 Hz' in altına da düşer. Bebeklerde ve ağır organik beyin hastalıklarında görülür. Genlikleri 100 μV (p-p)' den küçüktür (Yazgan ve Korürek 1996).

Gamma Dalgaları: Genlikleri, 2 μV (p-p)'den daha küçüktür. Kafanın merkezinde, genlikleri daha büyüktür. Uykunun karakteristik belirtisini taşırlar (Yazgan ve Korürek 1996).

Bu çalışmada her frekans bandı için EEG işaretlerinin sınıflandırılması ayrı ayrı yapılarak hangi bandda hasta ve sağlıklı bireylerin EEG işaretleri arasında farklılık olduğu bulunmaya çalışılmıştır.

1.3 TEZİN KAPSAMI

Son yıllarda hastalıkların tespitinde, iyileştirilmesinde ve insan bilgisayar etkileşimi alanında EEG verilerine dayanan araştırmalar hız kazanmıştır. EEG verilerini kullanarak duygu sınıflandırması yapan birçok araştırma bulunmaktadır. Bunun yanında EEG verilerinden çeşitli hastalıkların keşfedilmesine yönelik sınıflandırma araştırmaları da literatürde yer almaktadır. Bu çalışmada önceki çalışmalardan farklı olarak EEG işaretlerinden duygusal sınıflandırma yapılmasının yanı sıra EEG işaretlerinin sağlıklı ve hasta insanlarda beynin hangi bölgelerinde farklılık gösterdiği bulunmaya çalışılmıştır. Bu çalışma yapılırken EEG işaretlerine 5 frekans bandında (Alpha, Beta, Theta, Delta ve Gamma) ve 3 duygu durumunda (mutlu, mutsuz ve nötr) ayrı ayrı sınıflandırma algoritmaları uygulanmıştır.

Tezin giriş bölümünde EEG ve veri medenciliği hakkında verilen kısa girişin ardından ikinci bölümde daha önce yapılan duygu sınıflandırma çalışmalarına yer verilmiştir. İlgili literatür çalışması anlatıldıktan sonra üçüncü bölümde kullanılan EEG işaretlerinin nasıl ve hangi şartlarda toplandığı anlatılmıştır. Yine yöntem olarak adlandırılan bu bölümde hangi sınıflandırma algoritmalarının kullanıldığı ve bu algoritmaların mantığına kısaca değinilmiştir. Sınıflandırma ile elde edilen sonuçlar dördüncü

bölümde bulgular kısmında gösterilmiştir. Tartışma ve sonuç olarak adlandırılan beşinci bölümde ise dördüncü bölümde elde edilen bulgular yorumlanmıştır.



2. LİTERATÜR TARAMASI

Son yıllarda fizyolojik işaretlerden duygu tanıma (sınıflandırma) çalışmalarında hızlı bir artış olmuştur. Bu artışta insanlar ve teknolojinin günden güne artan etkileşimi büyük rol oynamaktadır. Duygu sınıflandırma araştırmalarında duygu uyarımı için görsel, duyuşsal ya da görsel ve duyuşsal uyarılar kullanılabilir.

Müller vd. (1999) yaptıkları araştırmada duygusal bir uyarı ile uyarılan bireylerin Gamma bandında beynin farklı yarım kürelerdeki aktivasyonlarını test etmeyi hedeflemiştir. 11 katılımcıdan ve istatistiksel analizlerden yararlanılan çalışmada, 30-50 Hz bandında beynin sol yarım küresinde negatif değeriiliğin yüksek olduğu gözlenirken sağ yarım küresinde pozitif değeriiliğin yüksek olduğu gözlemlenmiştir.

Lee vd. (2009) yayınladıkları makalede fonksiyonel manyetik rezonans görüntüleme teknikleri ve EEG kullanarak doğal bir sahne ile uyarılarak oluşturulan duyguları, pozitif ve negatif olarak sınıflandırmışlardır. Bireylerde duyguları oluşturmak için kullanılan resimler IAPS (International Affective Picture System)'tan temin edilmiştir. Sınıflandırma için lineer ve radyal temelli fonksiyon ağırları (RBF) algoritmalarından faydalanılmıştır. Yapılan çalışma sonucunda F3 ve F4 elektrodlarından alınan EEG işaretlerinin birlikte kullanılmasıyla elde edilen sınıflandırma başarısının, sadece F3 ya da sadece F4 elektrodundan alınan EEG işaretleriyle yapılan sınıflandırmadan daha başarılı olduğu sonucunu elde etmişlerdir.

Özer (2010) yüksek lisans tez araştırmasında EEG işaretlerinden elde edilen özellik vektörleri ile EEG işaretlerini sağlıklı ve epileptik olarak iki sınıfa ayırmışlardır. Sınıflandırma için DVM, K-Ortalama, Bulanık C- Ortalama (BCO) ve Lineer Diskriminant Analizi (LDA) yöntemlerini kullanarak elde edilen sonuçlar arasında karşılaştırma yapmışlardır. Yapılan çalışma sonucunda en yüksek sınıflandırma başarısını LDA yöntemiyle elde etmişlerdir. LDA'nin sınıflandırma başarısı yüzde 99,5 olarak tespit edilmiştir.

Aydemir (2013) doktora tezinde bilgisayar imlecinin yukarı, aşağı, sağa ve sola hareket ettirilmesinin hayal edilmesi sırasında kaydedilmiş EEG işaretlerinin sınıflandırılması için yöntemler önermiştir. Bu çalışmayla hızlı ve doğru beyin bilgisayar arayüzü (BBA)

gerçekleştirme arařtırmalarına katkı sađlanmak amalanmıřtır. znelik vekt6rlerini dalgacık d6n6řümü katsayıları, 6zbađlanım parametreleri, yamukluk ve ortalama t6rev deđerlerine bađlı olarak ıkarılmıřtır. Sonrasında bu 6znelik vekt6rlerine k-en yakın komřuluk, destek vekt6r makineleri ve dođrusal ayırma ayıracı sınıflandırma algoritmalarını uygulamıřtır. Sınıflandırma sonucunda sırasıyla y6zde 60.53, y6zde 62.50 ve y6zde 84.21 sınıflandırma bařarısı elde edilmiřtir.

Uzun (2012) y6ksek lisans tezinde deneklere IADS (International Affective Digitized Sounds)'tan alınan iřitseller dinletilerek duygusal anlamda uyarım sađlanılmıřtır. Duygusal olarak uyruilan deneklerden EEG kayıtları alınarak duygu kestirimi alıřması yapılmıřtır. Duygu tanıma iin destek vekt6r regresyonu kullanılarak duygu temel boyutlarının (deđerlik, aktivasyon, baskınlık) kestirimi yapılmıřtır.

Schuster vd. (2010) arařtırmalarında 10 kadın ve 10 erkekten oluřan 6rneklerden EEG iřaretleri toplamıřlardır. EEG iřaretlerinin elde edilmesi iin IAPS'tan seilen resimler kullanılmıřtır. Mutlu, mutsuz ve n6tr duygu sınıflandırması yapmak iin k-en yakın komřu (k-nearest Neighbour) sınıflandırıcısını kullanılmıřtır. 1-en yakın komřu iin y6zde 72.2, 3-en yakın komřu iin y6zde 62.9 sınıflandırma dođruluđu elde edilmiřtir.

Mehmood vd. (2015) yayınladıkları makalede 12-14 yařları arasındaki d6rt katılımcıdan toplanan EEG iřaretlerini d6rt sınıfa (korkmuř, mutlu, 6zg6n ve sakin) ayırmayı amalamıřlardır. Katılımcılarda bu duyguların uyandırılması iin IAPS veritabanından seilen resimler kullanılmıřtır. EEG verilerinin toplanmasında 14 elektrod kullanıp sınıflandırma iin DVM ve KNN algoritmalarını kullanılmıřtır. Sınıflandırma iin WEKA programından faydalanıp 10 katlamalı apraz dođrulama y6ntemini kullanılmıřtır. DVM iin en y6ksek sınıflandırma bařarısını y6zde 38,9 bulurken, KNN iin en y6ksek sınıflandırma bařarısını y6zde 61 olarak bulunmuřtur. KNN algoritmasında k en yakın komřu sayısını 6 olarak belirlemiřlerdir. alıřma sonucunda KNN algoritmasının DVM algoritmasına g6re daha bařarılı olduđu g6zlemlenilmiřtir.

Sohaib vd. (2013) yayınladıkları makalade EEG verilerini sınıflandırırken ođunlukla kullanılan makine 6đrenimi algoritmalarını deđerlendirmeyi amalamıřlardır. 15 katılımcıdan toplanan EEG iřaretleri K-en yakın komřular (K-nearest Neighbour), Regresyon Ađaları (Regression Tree), Bayesian Network (Bayesian Ađ), DVM ve

Yapay Sinir Ağları (YSA) algoritmaları kullanarak sınıflandırılmıştır. Yaptıkları çalışmada büyük veri setlerinde sınıflandırma doğruluğunun düşük olduğunu gözlemlenilmiştir. En yüksek sınıflandırma başarısı DVM algoritmasından elde edilmiştir. İkinci en yüksek doğruluğu ise KNN algoritmasıyla elde edilmiştir.

Aydın vd. (2011) yayınladıkları makalede Tekil Spektrum Analizini(Singular Spectrum Analysis, SSA) sağlıklı ve uyku problemi olan hasta katılımcılardan elde edilen EEG işaretlerine uygulamışlardır. Daha sonra çıkartılan özelliklere yapay sinir ağları algoritması uygulayarak uykusuzluk problemi olan hasta ve sağlıklı katılımcıları üç grupta sınıflandırılması hedeflenilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre Tekil Spektrum Analizinin uyku halinde alınan EEG işaretlerinin analizinde kullanılabileceğini gözlemlenilmiştir.

Aydın vd. (2016) yayınladıkları makalede Alpha, Beta, Theta, Gamma ve Delta dalga boylarında EEG işaretlerinden duygusal özellik çıkarımı için Tekil Spektrum Analizi kullanmışlardır. Mutlu, mutsuz ve nötr duygu durumlarının oluşması için IAPS veritabanından seçilen resimler kullanılmıştır. Elde edilen özellik vektörlerini iki ayrı sınıflandırma çalışması için kullanılmıştır. Birinci sınıflandırmada 30 sağlıklı kontrol bireyden alınan veriler mutlu, mutsuz ve nötr olarak sınıflandırılırken, ikinci sınıflandırma çalışmasında aynı veriler mutlu ve mutsuz sınıflara ayrılmak için kullanılmıştır. Gamma bandında beynin 16 kayıt noktasından alınan EEG işaretlerinden elde edilen en yüksek sınıflandırma başarısı sırasıyla yüzde 87.1 ve yüzde 100 olarak bulunmuştur.

Liu vd. (2014) yayınladıkları makalede, 10 sağlıklı bireyden alınan EEG işaretlerinin değerlilik (valance) ve uyarılmalarına (arousal) göre 4 grupta sınıflandırılması hedeflenilmiştir. Bireylerde duygu uyarımı için IAPS veritabanı kullanılmıştır. EEG işaretlerinde özellik çıkarımı için yeni yöntem önerilmiştir. Önerdikleri KFEP özellik seçiminin EEG spektral güçlerden daha başarılı sınıflandırma sonuçları verdiği gözlemlenilmiştir.

Conneau vd. (2014) yayınladıkları makalede duygu analizinde EEG işaretlerinden çıkarılan özelliklere yenilerini önermişlerdir. Yeni önerdikleri özellikler ile duyguları pozitif ve negatif olmak üzere sınıflandırılması amaçlanılmıştır. Sınıflandırma için

lineer karar destek makineleri algoritması kullanılmıştır. Değerlilik (valance) sınıflandırma başarısını yüzde 78 kadar yüksek olabileceği bulunmuştur.

Goyal vd. (2015) yaptıkları çalışmada beynin frontal bölgesinden elde edilen EEG işaretleri ile duyguları iki grupta sınıflandırmışlardır. Duygu sınıflandırması için beş denekten ve denekleri duygu uyandırmak için IAPS'tan faydalanılmıştır. F3, F4 ve Fz elektrodlarından alınan EEG işaretlerine DVM ve RBF algoritmaları uygulanmıştır. Yaptıkları analiz sonucu F3 elektrodundan yüzde 76.19, F4 elektrodundan yüzde 79.16 ve Fz elektrodundan yüzde 73.07 sınıflandırma başarısı elde edilmiştir.

Bhardwaj vd. (2015) yayınladıkları makalede 35 örnekten alınan EEG işaretleri ile duyguları yedi kategoride (mutlu, üzgün, nötr, sinirli, korkmuş, şaşkın ve iğrenme) sınıflandırmışlardır. Duygu uyarımı için IAPS'tan resimler seçilmiştir. Elde edilen verinin sınıflandırılmasında 4 katlamalı çapraz doğrulama (4-fold cross-validation) uygulanmıştır. DVM ve LDA uygulanan çalışmada ortalama sınıflama başarısı sırasıyla yüzde 74.13 ve yüzde 66.5 olarak elde edilmiştir. Ayrıca eğitim için kullanılan veri setinin büyüdükçe sınıflandırma başarısının arttığını gözlemlenilmiştir.

3. YÖNTEM

Bu çalışmadaki EEG kayıtlarının toplanması Gülhane Askeri Tıp Akademisi (GATA) Ruh Sağlığı ve Hastalıkları bölümü tarafından gerçekleştirilmiştir. Araştırmaya katılan bireylerin sağlıklı veya hasta olmasına, duyu durumlarına ve frekans bandlarına göre ayrılmış farklı veri kümeleri oluşturmuşlardır.

3.1 DENEYSEL VERİ

Bu çalışmada yaşları 19 ile 23 arasında değişen 10 sağlıklı (ortalama yaş 2.31 standart sapma ile 20.77) ve yaşları 19 ile 47 arasında değişen 10 hasta (ortalama yaş 9.8 standart sapma ile 28.90) bireyden EEG işaretleri alınmıştır. Katılımcıların hepsi sağ el kullanıp, sigara tüketmemektedirler. Hasta olarak nitelenen katılımcılar ve ilk atak psikoz tanısı alan bireylerden seçilmiştir. Katılımcılarda duyu uyarımının gerçekleştirilmesi için her bir katılımcıya IAPS veritabanından seçilen 56 resim gösterilmiştir. Resimlerden 18 tanesi mutlu, 18 tanesi mutsuz ve 18 tanesi nötr duyu durumlarını ifade etmektedir.

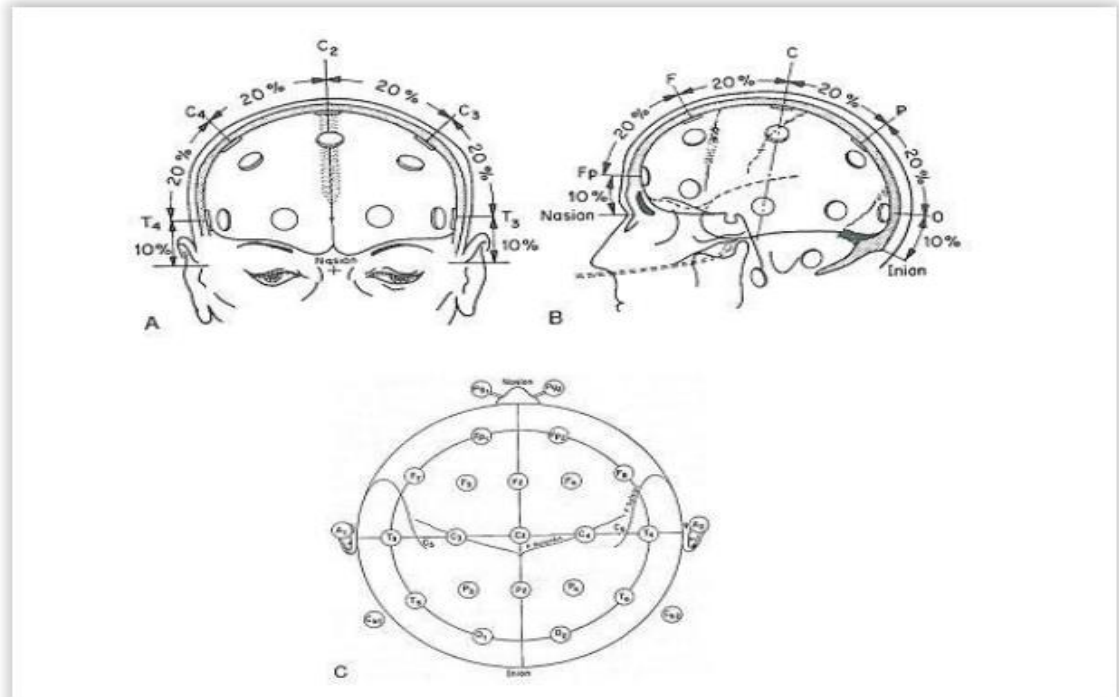
EEG işaretlerinin elde edilmesinde sadece görsel duygusal uyarılar kullanılmıştır. İşaretlerin elde edilmesi için katılımcılara yenileme oranı 60Hz olan bir bilgisayara bağlı 17-inç ekranda seçilen resimler renkli olarak gösterilmiştir. Katılımcı rahat bir koltukta oturmakta olup, katılımcı ile ekran arasındaki mesafe 1,5 metre olacak şekilde ayarlanılmıştır.

Her deneysel bölümün başında katılımcılara ortama adaptasyon için 2 adet nötr resim gösterilmiş olup, ortama adaptasyon süresince katılımcılardan herhangi bir EEG işareti kaydı alınmamıştır. Adaptasyondan sonra seçilen 54 resim katılımcılara 3 blok halinde gösterilmiştir. Birinci blokta sırasıyla 6 mutlu duyu uyandıran resim, 6 nötr duyu uyandıran resim ve 6 mutsuz duyu uyandıran resim gösterilmiştir. İkinci blokta önce 6 nötr duyu uyandıran resim, 6 mutsuz duyu uyandıran resim ve 6 mutlu duyu uyandıran resim gösterilmiştir. Üçüncü blokta ise 6 mutsuz duyu uyandıran resim, 6 nötr duyu uyandıran resim ve 6 mutlu duyu uyandıran resim gösterilmiştir. Her resim ekranda ortalanarak 6 saniye gösterilmiştir. Gösterilen her resimden sonra bir sonraki resmin etkisini sağlamlaştırmak için katılımcılara siyah bir ekran gösterilmiştir. Siyah

ekranın süresi 6 ve 12 saniye olmak üzere rastgele seçilmiştir. Her resim katılımcıya sadece bir defa gösterilmiştir.

Kortikal EEG işaretleri, katılımcıların kafa derisi yüzeylerinden 16 kanal Glonner Neurosys System-2000 (Glonner, Münih, Almanya) kayıt sistemiyle alınmıştır. Ag/AgCl yüzeyli elektrodlar katılımcıların kafa derisi yüzeylerine uluslararası 10-20 elektrod sistemine uyumlu olacak şekilde yerleştirilmiştir. 10-20 elektrod yerleştirme sistemi prefrontal (Fp1, Fp2), frontal (F3, F4, F7, F8), central (C3, C4), parietal (P3, P4), temporal (T3, T4, T5, T6) ve occipital (O1, O2) kayıt dilimlerinden oluşmaktadır. 10-20 elektrod düzeneği Şekil 3.1’de yer almaktadır. Kayıt sisteminde 16-bit analog-dijital dönüştürücü yer almaktadır. Kayıt odasında sıcaklık yaklaşık 22°C olup oda aydınlatması da kontrol altında tutulmuştur. Örnekleme frekansı 500Hz olarak belirlenmiştir. Yüzey elektrodlarının elektriksel empedansı 5 kΩ ‘dan küçük olacak şekilde seçilmiştir.

Şekil 3.1: Uluslararası 10-20 elektrot yerleştirme sistemi



Kaynak: Jasper, H. H., 1958. The ten/twenty electrode system of the International Federation, Electroenceph. Clin. Neurophysiol, 10, 371–375.

3.1.1 Öznitelik Çıkarımı

Hasta ve sağlıklı katılımcılardan elde edilen EEG kayıtlarını sınıflandırmada kullanabilmek için öncelik öznitelik vektörleri çıkartılmıştır. Öznitelik vektörlerinin çıkartılması için MRWD (Multi Resolution Wavelet Decomposition) ve SSA yöntemlerinden faydalanılmıştır.

MRWD yöntemi EEG verilerinin frekans band aktivitelerini elde etmekte sıklıkla kullanılmaktadır. Beyindeki nöron aktivitelerinin beş frekans band aralığında gerçekleştiği düşünülmektedir. Bu beş band aralığı bölüm 1.2’de anlatılmıştır. MRWD yönteminde bir yüksek geçiren filtre ve bir alçak geçiren filtre kullanılarak giriş işareti belli sayıda ölçeklere ayrılmaktadır. Bu çalışmada giriş işareti 5 ölçeğe ayrılmıştır.

Band aktivitelerine ait eigen-spektrumunu elde etmek için SSA’den faydalanılmıştır. SSA yöntemi ile 1 boyutlu ve 2 boyutlu zaman serilerinin analizi gerçekleştirilebilmektedir. SSA yöntemiyle 1 boyutlu zaman serilerinin analizinde hiçbir öncül istatistiksel varsayım kullanılmadığından dolayı, EEG verilerinin eigen spektrumlarının çıkartılmasında bu yöntem kullanılmıştır.

3.2 VERİ SINIFLANDIRMA YÖNTEMLERİ

Sınıflandırma bölüm 1.1’de anlatıldığı üzere bir veri kümesi için tanımlı olan sınıflara veri kümesindeki elemanların dağıtılmasıdır. Veri madenciliğinde her bir durum aslında bir gözlemdir. Bu gözlemlerin her biri örnek (instance) olarak adlandırılır. Her bir gözlem bir takım özelliklerle tanımlanır ve bu özelliklere nitelik (feature) denilir.

Araştırmamızda her bir katılımcı, 5 farklı frekans band aralığı (Alpha, Beta, Theta, Delta ve Gamma) ve 3 farklı duygu durumunun (mutlu, mutsuz ve nötr) her bir kesişimi için 18x16 (her bir duygu durumuna ait resimlerin sayısı x yüzey elektrodu sayısı) duygusal özelliklerle belirtilmiştir. Bu araştırmada iki soruya cevap bulunmaya çalışıldı.

Her bir duygu durumunda, her bir frekans bandında sağlıklı katılımcılar ile hasta katılımcılar arasında beynin hangi bölgesinde farklılık vardır? Bir başka deyişle her bir duygu durumunda, her bir frekans bandında beynin hangi bölgesinden alınan EEG işaretleri katılımcıları hasta ve sağlıklı olarak sınıflandırmamıza olanak sağlar?

Hasta ve sağlıklı bireyler için her bir frekans bandında beynin hangi bölgesinden alınan EEG işaretleri duygu sınıflandırması için kullanılabilir?

Bu soruların cevaplarını bulmak için WEKA programında Rotasyon Orman (Rotation Forest), Basit Lojistik (Simple Logistic) ve YSA sınıflandırma algoritmaları ile çalışılmıştır. Bölüm 3.3’de WEKA programı hakkında bilgi verilmiş olup, bölüm 3.4’te kullanılan sınıflandırma algoritmaları hakkında bilgi verilmiştir.

3.3 WEKA PROGRAMI

Weka programı Yeni Zelanda’da bulunan Waikato üniversitesindeki araştırmacılar tarafından makine öğrenmesi aracı olarak geliştirilmiştir. Weka programının adı Waikato Environment for Knowledge Analysis (Bilgi Analizi için Waikato Ortamı)’in baş harflerinden oluşur. Ücretsiz olması ve kolay arayüzü ile özellikle bilim dünyasında veri madenciliği çalışmalarında oldukça yaygın olarak kullanılmaktadır. Şekil 3.2’de Weka’nın giriş arayüzünün resmi görülmektedir.

Şekil 3.2: WEKA programı giriş arayüzü



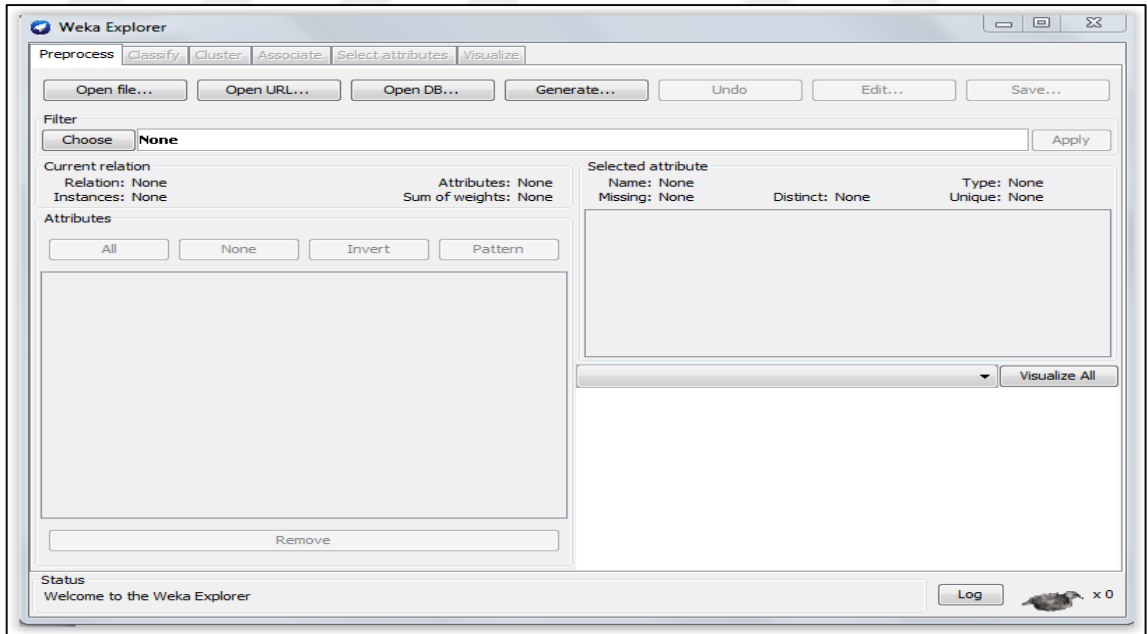
WEKA programı regresyon, sınıflandırma, kümeleme, birliktelik kuralları ve nitelik seçimlerini gerçekleştirmeye yarayan algoritmaları içerir. WEKA ile aynı zamanda elimizdeki verilerin temel istatistiksel bilgilerine ulaşabilir ve bu verileri görselleştirebilir.

WEKA Java dilinde yazıldığı için diğer yazılım projelerine kolaylıkla dahil edilebilmektedir. Bu da WEKA kullananlar için önemli bir avantaj sağlamaktadır.

3.3.1 Kullanıcı Arayüzü ve Paneller

WEKA programında kullanıcılara ihtiyaçları olan fonksiyonlara ulaşması için çeşitli arayüzler sağlanılmıştır. Temel kullanıcı arayüzü Explorer olarak adlandırılır. WEKA arayüzü paneller biçiminde ayrılmış ve her bir panel farklı bir veri madenciliği görevini yerine getirmek için özelleştirilmiştir. WEKA programında Explorer arayüzüne girdiğimizde karşımıza çıkan ilk panel ön işleme (preprocess) panelidir. Ön işleme panelinde veri yükleme ve veriyi düzenleme işlemleri yapılabilmektedir. Şekil 3.3'te ön işleme paneli görülmektedir. WEKA programı birçok farklı dosya formatını desteklemektedir. Bunlardan bazıları CSV, LibSVM ve C4.5 formatlarıyken, son sürümlerde excel formatındaki dosyaları da desteklemektedir. Weka programının kendine özgü dosya formatı ise ARFF (Attribute Relation File Format) olarak adlandırılmaktadır.

Şekil 3.3: WEKA explorer arayüzü



Explorer arayüzündeki ikinci panelde sınıflandırma ve regresyon işlemlerini yapmak için kullanılan algoritmalar yer alır. Regresyon teknikleri sürekli sınıfların tahminleyici olduğu için bu panel sınıflandırma (classify) paneli olarak adlandırılmıştır. Sınıflandırma panelinde verimizi test ve eğitim olarak gruplara ayırabiliriz. Böylece algoritmamızın sınıflandırma başarısını ölçümleyebiliriz. Kullandığımız sınıflandırma algoritmaları ayrı bir karar ağacı (decision tree) oluşturursa, bu karar ağacını ayrı bir ekranda görüntülemek mümkündür.

Weka programı sınıflandırma panelinde denetimli/eğitici algoritmalarının kullanılmasını desteklerken, aynı zamanda denetimsiz/eğitici algoritmaların uygulanmasını sağlayan panellere sahiptir. Bu paneller kümeleme (clustering) ve birliktelik kuralları (association rule) panelleridir. Kümeleme paneli, ön işleme panelinden yüklenen verilere kümeleme algoritmalarının uygulanmasını sağlar. Bazı kümeleme modelleri için elde edilen sonuçları görselleştirmek de mümkündür. WEKA programı her ne kadar kümeleme algoritmalarının uygulanmasında da kullanılabilir da sınıflandırma algoritmaları kadar çeşitliliğe hakim değildir.

Veri madenciliğinde en önemli sorulardan biri, problemin çözümünde hangi niteliklerin kullanılmasının kararlaştırılmasıdır. WEKA programında bu soru için ayrı bir panel yer almaktadır. Bu panelin adı nitelik seçimi (attribute selection)'dir. Bu panel içerisindeki çeşitli algoritma ve değerlendirme kriterleri ile veri kümesindeki hangi niteliklerin daha önemli olduğunu göstermektedir.

Explorer arayüzündeki son panel görselleştirme (visualize)'dir. Bu panelde veri kümesi üzerinde bir çizim gösterilebilmektedir. Hücrelerin ve noktaların boyutları ekranın alt tarafındaki panelden ayarlanabilir. Seçim özellikleri ekranından, matris üzerindeki hücre sayısı değiştirilebilir. Ayrıca çok büyük veri kümeleri ile çalışılırken, işlem kolaylığı olması açısından sadece alt örneklem uzayının kullanılması da mümkündür (Şeker 2013).

3.4 SINIFLANDIRMA ALGORİTMALARI

Veri madenciliğinde problemlerin çözümünde kullanılan bir çok sınıflandırıcı algoritması bulunmaktadır. Bu bölümde bu araştırmada başarılı olan sınıflandırma algoritmalarına yer verilmiştir.

3.4.1 Rotasyon Orman

Rotasyon orman bir topluluk sınıflandırıcısıdır (classifier ensemble). Topluluk sınıflandırıcıları ile tek bir sınıflandırıcı algoritmasına göre sınıflandırma yapmak yerine, birden çok sınıflandırma algoritmasının sonucu birleştirilerek daha başarılı bir sınıflandırma sonucu elde etmek amaçlanmıştır.

Topluluk içinde yer alan her bir öğrenciye temel öğrenci (base learner) denmektedir. Topluluklardaki temel öğrenci bir sınıflandırıcı, kümeleyici ya da bir regresör olabilir ve öğrenci toplulukları temel öğrencilerinin türlerine göre isimlendirilirler. (Amasyalı vd. 2011).

Rotasyon orman algoritması, bir özellik çıkarma tekniği (ana bileşenler analizi) kullanarak sınıflandırıcı topluluğunun oluşturmasını esasına dayanmaktadır (Rodriquez vd.2006)

Rotasyon Orman algoritmasının temel çalışma prensibi rastgele orman algoritmasına benzer şekilde olup birden fazla ağaç kullanılmaktadır. Ancak ormandaki her bir karar ağacının eğitiminde kullanılacak veri seti ana bileşen analizi yardımıyla belirlenmektedir. Rotasyon Orman algoritması ile ormandaki karar ağaçlarının eğitimi aşamasında eğitim veri seti rastgele alt kümelere bölünür ve her bir alt küme ana bileşenler analizi uygulanarak özellik çıkarımı gerçekleştirilir. Özellik çıkarımı neticesinde ayırt ediciliği en yüksek olan özellikler (bandlar) belirlenmektedir. Veri setindeki değişkenlik bilgisini korumak için tüm bileşenler dikkate alınır. Özellik çıkarımı ile sınıflandırıcı kümesindeki her bir sınıflandırıcı için çeşitlilik korunmuş olur. (Rodriguez vd. 2006, Çölkesen vd. 2014).

3.4.2 Basit Lojistik

Lojistik regresyon analizi en az deęişken ile en iyi uyuma sahip olacak baęımlı ve baęımsız deęişkenler arasındaki ilişkiyi tanımlamayı hedefleyen bir yöntemdir. WEKA'daki basit lojistik algoritması lojistik regresyon analiz çeşitlerinden biridir. Basit lojistik algoritması lojistik regresyondan farklı olarak logitboost algoritmasını kullanmaktadır. Logitboost algoritması makine öğrenmesi için gerçekleştirilen boosting algoritmalarından biridir. Boosting algoritmaları zayıf öğrenicilerden güçlü bir öğrenici elde edilip edilemeyeceęi sorusuna cevap bulmak için ortaya atılmıştır. Basit lojistik regresyon analizinin avantajlarından biri dahili özellik seçimine sahip olmasıdır. Basit lojistik algoritmasında sınıflandırma hatası daha aşağı inmeye başladığı zaman, algoritma yeni basit lineer regresyon modelleri eklemeyi durdurur.

3.4.3 Yapay Sinir Ağları

“Yapay sinir ağları (YSA), biyolojik sinir sisteminin temelini oluşturan nöronların işleyişinden esinlenerek geliştirilmiştir. YSA, yapay sinir hücrelerinin birbirileri ile çeşitli şekillerde bağlanmasından meydana gelir ve katmanlar şeklinde düzenlenir”(Seyman ve Taşpınar 2009). YSA'da nöronların birbiriyle bağlanarak oluşturduğu ağlar öğrenme, veri kaydetme ve veriler arasındaki ilişkileri ortaya çıkarma kapasitesine sahiptirler. YSA'da öğrenmeyi gerçekleştirmek için ağları eğitmek gerekir. Eğitim örnek kümeleri (training set) sayesinde gerçekleştirilir.

YSA'da en çok kullanılan algoritmalarından biri çok katmanlı perseptron'dur. Çok katmanlı perseptron modelinde her katmanda girdi için en az bir adet nöron, bir veya daha fazla gizli katman ve çıkış katmanı bulunur. Giriş katmanındaki nöronlar aracılığıyla giriş sinyalleri ara katmandaki işlemci elemanlara dağıtılır. Her ara katmanda kendinden önceki işlemci elemanın çıkışı girdi olarak kullanılır. Her girdinin kendine ait bir bağlantı ağırlığı olup bir sonuca yakınsama sağlanana kadar tekrar tekrar hesaplanır.

“Çok katmanlı perseptron modelinde bilgi akışı sürekli ileri yönde olduğu için ileri beslemeli YSA olarak da bilinir” (Seyman ve Taşpınar 2009).

3.5 DEĞERLENDİRME KRİTERLERİ

Veri madenciliği yaklaşımları uygulanarak çözümlenen problemlerin başarısını ölçmek için literatürde birçok kriter bulunur. Doğruluk (accuracy), hassaslık (sensitivity), duyarlılık (precision), ortalama hata kareleri kökü (Root mean squared error, RMSE), ve özel etken oranı (specificity) en çok kullanılan kriterlerdir. Bir modelin başarısı doğru ve yanlış sınıflara atanan örneklerin sayılarıyla belirlenir. Bir model sonucunda ulaşılan başarımlar bilgileri bir tablo aracılığıyla ifade edilir. Bu tablo karışıklık matrisi (confusion matrix) olarak adlandırılır.

Tablo 3.1’de karışıklık matrisi gösterilmektedir. Doğru pozitif (true positive, TP) ile doğru şekilde sınıflandırılmış pozitif kayıtların sayısı, doğru negatif (true negative, TN) ile sınıflandırıcı tarafından doğru sınıflandırılmış negatif kayıt sayısı ifade edilir. Yanlış pozitif (False Positive, FP) ile yanlış sınıflandırılan pozitif etiket sayısı, yanlış negatif (false negative, FN) ile yanlış sınıflandırılan negatif kayıt sayısı ifade edilir.

Tablo 3.1: Karışıklık matrisi (confusion matrix)

		Öngörülen Sınıf	
		Pozitif	Negatif
Gerçek Sınıf	Pozitif	Doğru Pozitif TP	Yanlış Negatif FN
	Negatif	Yanlış Pozitif FP	Doğru Negatif TN

3.5.1 Doğruluk

Sınıflandırma başarısının ölçülmesinde kullanılan en popüler yöntem doğruluktur. Doğruluk; doğru şekilde ayrıştırılmış kayıtların sayısının toplam kayıtların sayısına bölünerek bulunur. Yani karışıklık matrisinde doğru pozitif veya doğru negatif olarak sınıflandırılan örnek sayılarının toplamının toplam örnek sayısına (TP+FP +FN +TN) bölünerek bulunur. Doğruluk formülü denklem 3.1’de ifade edilmiştir.

$$\text{Doğruluk} = (TP + TN)/(TP + FP + FN + TN) \quad (3.1)$$

3.5.2 Hassaslık

Hassaslık ile doğru şekilde sınıflandırılmış olan kayıtların oranı ifade edilir. Hassaslık denklem 3.2'deki formül yardımıyla hesaplanır.

$$Hassaslık = TP/(TP + FN) \quad (3.2)$$

3.5.3 Duyarlılık

Duyarlılık çeşitli tahminler üzerinden modelin tutarlılığını ölçmede kullanılır. Duyarlılık doğru şekilde sınıflandırılmış pozitif kayıt sayısının toplam pozitif kayıt sayısına oranlanmasıyla hesaplanır. Duyarlılık formülü denklem 3.3'te gösterilen şekilde ifade edilir.

$$Duyarlılık = TP/(TP + FP) \quad (3.3)$$

3.5.4 Ortalama Hata Kareleri Kökü

RMSE gözlemlenen değerler ile hesaplanan değer arasındaki farkı ölçmek için kullanılır. Ortalama hata kareleri kökü denklem 3.4 yer alan formül yardımıyla hesaplanır. Denklem 3.4'te n ile toplam kayıt sayısı, x_i ile gözlemlenen sınıflar, y_i ile ise tahmin edilen sınıflar gösterilir.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (3.4)$$

3.5.5 Özel etken oranı

Doğru şekilde sınıflandırılmış negatif kayıt sayısının oranını ifade eder. Özel etken oranı denklem 3.5'te yer alan formül ile ifade edilir. Özel etken oranı, doğruluk, duyarlılık ve hassaslık değerleri yüzde yüze ne kadar yakın ise sınıflandırma o kadar başarılıdır. RMSE değeri ise yüzde yüzden ne kadar uzak ise okadar başarılıdır.

$$\text{Özel etken oranı} = TN/(TN + FP) \quad (3.5)$$

4. BULGULAR

Bu çalışmada , EEG işaretlerinden elde edilen veriler WEKA programında kullanılmak üzere excel formatında düzenlenmiştir. Veri kümeleri iki grupta toplanmıştır. Birinci grup veri kümesi her bir duygu durumunda, her bir frekans bandında sağlıklı katılımcılar ile hasta katılımcılar arasında beynin hangi bölgesinde farklılık olup olmadığını bulmak amacıyla oluşturulmuştur. İkinci grup veri kümesi ise hasta ve sağlıklı bireyler için her bir frekans bandında beynin hangi bölgesinden alınan EEG işaretleri duygu sınıflandırması için kullanılabilir olduğunu bulmak amacıyla oluşturulmuştur. Birinci grup veri kümesinde beynin 16 kayıt bölgesinden gelen Fp1, Fp2, F3, F4, F7, F8, C3, C4, P3, P4, T3, T4, T5, T6, O1, O2 nitelikleri ile birlikte katılımcının sağlıklı veya hasta olduğu bilgisinin tutulduğu sınıf niteliği yer almaktadır. İkinci grup veri kümesinde ise yine beynin 16 kayıt bölgesinden gelen Fp1, Fp2, F3, F4, F7, F8, C3, C4, P3, P4, T3, T4, T5, T6, O1, O2 nitelikleri ile birlikte katılımcıların hangi duyguda durumunda olduğunu gösteren sınıf niteliği yer almaktadır.

Veri kümelerinde yer alan niteliklerin sınıflandırma başarısına etkileri incelenerek en uygun doğru nitelikler sınıflandırma içerisinde kullanılmıştır. Seçilen veri madenciliği yöntemleri (sınıflandırma algoritmaları) olan Basit Lojistik, YSA ve Rotasyon Orman bu veri kümelerine uygulanmıştır. Yapılan işlemler sonucunda elde edilen bulgular bu bölüm içerisinde anlatılmıştır.

Beynin 16 farklı noktasından alınan EEG kayıtları ilk önce teker teker belirlenen sınıflandırma algoritmalarıyla denenerak cevap aranan sorular için sınıflandırma başarıları incelenmiştir. Sınıflandırma sonuçları doğruluk kriteri doğrultusunda bakıldığında niteliklerin tek başlarına kullanılmasının cevap aranan sorular için yeterli sınıflandırma doğruluğunda olmadığı gözlemlenilmiştir. Başka bir deyişle bir yüzey elektrodundan elde edilen nitelik hasta ve sağlıklı bireyleri sınıflandırmada tek başına yeterli olmamıştır. Aynı şekilde bir yüzey elektrodundan elde edilen niteliğin duygu sınıflandırması için de yeterli başarıyı sağlamadığı gözlemlenilmiştir. Bu nedenle 16 nitelik 3 nitelik grubuna ayrılarak sınıflandırma algoritmaları bu gruplar üzerinde uygulanmış ve sınıflandırma başarıları gözlemlenilmiştir. SET 1 olarak adlandırılan birinci grup Fp1, Fp2, F3, F4, F7, F8 niteliklerinden, SET 2 olarak adlandırılan ikinci

grup C3, C4, T3, T4 niteliklerinden ve SET 3 olarak adlandırılan üçüncü grup P3, P4, O1, O2, T5, T6 niteliklerinden oluşturulmuştur. Oluşturulan SET 1, SET 2 ve SET 3 grupları dışında sınıflandırma başarısının en yüksek olduğu nitelik gruplarını bulabilmek için WEKA programında InfoGainAttributeEval özelliği kullanılarak optimum sayıda niteliklerle sınıflandırma gerçekleştirilmiştir.

İlk olarak sağlıklı katılımcılar ile hasta katılımcılar arasında beynin hangi bölgesinde farklılık olup olmadığını araştırmak için nitelik gruplarına WEKA programında yer alan YSA algoritmalarından çok katmanlı algılayıcı (multilayer perceptron) algoritması uygulanmıştır. Sınıflandırma başarısının belirlenmesi için test ve eğitim kümeleri 2 ayrı yöntemle belirlenmiştir. Birinci yöntemde 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi uygulanırken, ikinci yöntemde ise veri kümesi yüzdelerle dilimlere (percentage split) bölünmüştür. Yüzdelerle ayırım yönteminde veri kümesinin yüzde 66'sı eğitim için, yüzde 33'ü test için kullanılmıştır. Sınıflandırma başarısı için doğruluk kriteri kullanılmıştır. Doğruluk kriterine göre en yüksek başarıyı gösteren sınıflandırıcının hassaslık, duyarlılık, RMSE ve özel etken oranı kriterlerinin sonuçları da bu bölüm içerisinde paylaşılmıştır.

YSA algoritması uygulanarak her bir dalga boyu için sınıflandırma başarıları Tablo 4.1'de gösterilmiştir. Tablo 4.1'de mutlu, mutsuz ve nötr duygu durumlarında 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi ile elde edilen sınıflandırma sonuçları gösterilmiştir.

Tablo 4.1: 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi ile yapay sinir ağı sınıflandırma sonuçları (katılımcı sınıflandırması)

		DELTA	THETA	ALPHA	BETA	GAMMA
MUTLU	SET 1	60	56,1	63,1	77,5	53,9
	SET 2	51,9	56,7	71,1	62,2	58,6
	SET 3	55,3	61,9	75,8	72,2	68,9
MUTSUZ	SET 1	59,7	57,2	63,9	75,6	80,8
	SET 2	53,9	50	72,5	59,2	65,6
	SET 3	57,5	56,9	72,8	72,8	83,3
NÖTR	SET 1	58,1	52,5	65	78,3	81,4
	SET 2	50,8	52,2	72,2	60,8	63,6
	SET 3	57,2	68,3	78,3	78,1	82,2

Tablo 4.2’de mutlu, mutsuz ve nötr duygu durumlarında yüzdesel ayırım yöntemi ile elde edilen sınıflandırma sonuçları gösterilmiştir.

Tablo 4.2: Yüzdesel ayırım yöntemi ile yapay sinir ağı sınıflandırma doğrulukları (katılımcı sınıflandırması)

		DELTA	THETA	ALPHA	BETA	GAMMA
MUTLU	SET 1	59,8	63,1	59,8	78,7	82,7
	SET 2	53,3	59	63,1	54,1	52,5
	SET 3	59,8	64,8	77	70,4	77,9
MUTSUZ	SET 1	61,5	68	63,9	79,5	81,1
	SET 2	63,1	52,5	70,5	55,7	65,6
	SET 3	60,7	63,1	73	68	82,8
NÖTR	SET 1	59	59,8	59	81,1	83,6
	SET 2	58,2	54,1	74,6	54,9	57,4
	SET 3	59	63,9	82	72,1	79,5

İkinci olarak sağlıklı katılımcılar ile hasta katılımcılar arasında beynin hangi bölgesinde farklılık olup olmadığını araştırmak için oluşturulan nitelik gruplarına basit lojistik sınıflandırma algoritması uygulanmıştır. Yapay sinir algoritmasında olduğu gibi hem 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi hem de yüzdesel ayırım yöntemi kullanılarak sınıflandırma sonuçları verilmiştir. Tablo 4.3’de mutlu, mutsuz ve nötr duygu durumlarında 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi ile elde edilen sınıflandırma sonuçları yer almaktadır.

Tablo 4.3: 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi ile basit lojistik sınıflandırma sonuçları (katılımcı sınıflandırması)

		DELTA	THETA	ALPHA	BETA	GAMMA
MUTLU	SET 1	60,6	56,9	64,7	79,4	79,7
	SET 2	51,9	55,3	69,2	59,7	59,4
	SET 3	56,9	56,4	70,5	71,7	78,6
MUTSUZ	SET 1	59,4	57,8	66,4	77,2	83,3
	SET 2	51,4	48,5	74,2	54,4	55
	SET 3	58,1	56,7	69,2	72,2	85,6
NÖTR	SET 1	59,4	57,8	66,4	77,2	83,3
	SET 2	51,4	48,5	74,2	54,4	55
	SET 3	58,1	56,7	69,2	72,2	85,6

Tablo 4.4’de mutlu, mutsuz ve nötr duygu durumlarında yüzdesel ayırım yöntemi ile elde edilen sınıflandırma sonuçları yer almaktadır.

Tablo 4.4: Yüzdesel ayırım yöntemi ile basit lojistik sınıflandırma doğrulukları (katılımcı sınıflandırması)

		DELTA	THETA	ALPHA	BETA	GAMMA
MUTLU	SET 1	56,6	54,9	57,4	81,1	82,8
	SET 2	44,3	53,3	66,4	51,6	55,7
	SET 3	58,2	54,1	70,5	68	78,7
MUTSUZ	SET 1	54,9	63,9	63,1	81,1	83,6
	SET 2	47,5	46,7	68,9	49,2	48,4
	SET 3	61,5	54,1	70,5	70,5	79,5
NÖTR	SET 1	58,2	49,2	62,3	74,6	83,6
	SET 2	56,6	52,5	72,1	56,6	54,1
	SET 3	62,3	56,6	74,6	68,9	77,9

Son algoritma olarak katılımcıların hasta ve sağlıklı sınıflandırmasını gerçekleştirmek için Rotasyon Orman kullanılmıştır. Önceki sınıflandırma analizlerinde olduğu gibi hem 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi hem de yüzdesel ayırım yöntemi kullanılarak sınıflandırma sonuçları verilmiştir.

Tablo 4.5’de mutlu, mutsuz ve nötr duygu durumlarında 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi ile elde edilen sınıflandırma sonuçları yer almaktadır.

Tablo 4.5: 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi ile rotasyon orman sınıflandırma sonuçları (katılımcı sınıflandırması)

		DELTA	THETA	ALPHA	BETA	GAMMA
MUTLU	SET 1	63,6	58,3	70,6	80,6	86,9
	SET 2	60,6	58,3	75,6	71,4	73,3
	SET 3	69,2	57,8	81,7	80,6	86,1
MUTSUZ	SET 1	63,3	63,1	66,7	78,1	84,2
	SET 2	61,7	54,4	74,7	70,3	76,1
	SET 3	63,6	57,8	76,1	76,9	88,3
NÖTR	SET 1	61,1	60,6	69,4	82,2	86,7
	SET 2	58,3	55,8	75	74,2	79,7
	SET 3	66,1	65,8	82,8	82,5	91,1

Tablo 4.6’da mutlu, mutsuz ve nötr duygu durumlarında yüzdesel ayırım yöntemi ile elde edilen sınıflandırma sonuçları yer almaktadır.

Tablo 4.6: Yüzdesel ayırım yöntemi ile rotasyon orman sınıflandırma doğrulukları (katılımcı sınıflandırması)

		DELTA	THETA	ALPHA	BETA	GAMMA
MUTLU	SET 1	62,2	58,1	56,5	79,5	87,7
	SET 2	67,2	57,3	73,7	67,2	64,7
	SET 3	60,5	59	77	72,9	84,4
MUTSUZ	SET 1	59,8	63,9	68	80,3	81,9
	SET 2	63,1	46,7	72,1	68,8	72,9
	SET 3	66,3	56,5	73,7	77	82,7
NÖTR	SET 1	56,5	50	68,8	86	86,8
	SET 2	56,5	54	74,5	55,7	77
	SET 3	65,5	63,9	82,7	79,5	90,1

İlk araştırma sorusuna yanıt bulabilmek için her bir duygu durumunda, her bir frekans bandında sağlıklı katılımcılar ile hasta katılımcılar arasında beynin hangi bölgesinde farklılık olup olmadığını bulmak için sırasıyla basit lojistik ,YSA ve rotasyon orman algoritmaları uygulanmıştır.

En yüksek sınıflandırma doğruluğuna nötr duygu durumunda, Gamma bandında ve SET 3 nitelik grubu kullanılarak ulaşılmıştır. En yüksek sınıflandırma başarısı yüzde 91,1

olarak gözlemlenmiştir ve bu sınıflandırma için rotasyon orman kullanılmıştır. Yine en yüksek sınıflandırma başarısı 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi ile elde edilmiştir.

En düşük sınıflandırma doğruluğuna ise Delta frekans bandında, mutlu duygu durumunda ve SET 2 nitelik grubu kullanılarak ulaşılmıştır. En düşük sınıflandırma başarısı yüzde 44,3 olarak ve YSA algoritması kullanılarak elde edilmiştir. Bu sınıflandırmanın başarısının ölçülmesinde yüzdesel ayırım tekniği kullanılmıştır. Tablo 4.7’de her frekans bandı için en yüksek sınıflandırma doğruluğunun hangi duygu durumunda ve hangi sınıflandırma algoritması kullanılarak gerçekleştiği gösterilmiştir. Tablo 4.7’de sınıflandırmanın doğruluk değerinin dışında hassaslık, duyarlılık, özel etken oranı ve rmse değerleri de verilmiştir.

Tablo 4.7: Katılımcı sınıflandırmasında her frekans bandı için en iyi sınıflandırma değerleri

	Algoritma	Duygu Durumu	Nitelik Grubu	Doğruluk (%)	RMSE	Duyarlılık (%)	Hassaslık (%)	Özel Etken Oranı (%)
DELTA	Rotasyon orman	Mutlu	SET 3	69,2	0,46	69,2	75	63,3
THETA	Yapay Sinir Ağları	Nötr	SET 3	68,3	0,46	68,7	61,7	68,3
ALPHA	Rotasyon orman	Nötr	SET 3	82,8	0,34	83	78,9	86,6
BETA	Rotasyon orman	Nötr	SET 3	82,5	0,33	82,5	81,1	83,9
GAMMA	Rotasyon orman	Nötr	SET 3	91,1	0,26	91,2	93,9	88,3

Araştırmanın ikinci sorusu olan hasta ve sağlıklı bireyler için her bir frekans bandında beynin hangi bölgesinden alınan EEG işaretleri duygu sınıflandırması için kullanılabilir problemini cevaplamak için aynı nitelik grupları kullanılmıştır. Araştırmanın ilk sorusunda sınıflandırma için kullanılan YSA, basit lojistik ve rotasyon orman algoritmaları uygulanarak hasta ve sağlıklı katılımcıların duygu durumları ayrı ayrı mutlu, mutsuz ve nötr olarak sınıflandırılmıştır. Sınıflandırma başarısının belirlenmesi için test ve eğitim kümeleri 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi ile belirlenmiştir.

İlk sınıflandırma algoritması olarak WEKA’da bir çeşit YSA algoritması olan çok multilayer perceptron algoritması kullanılmıştır. Tablo 4.8’de bireylerin sağlıklı veya hasta olma durumuna göre 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi ile elde edilen sınıflandırma sonuçlar gösterilmektedir.

Tablo 4.8: 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi ile yapay sinir ağı sınıflandırma sonuçları (duygu sınıflandırması)

		DELTA	THETA	ALPHA	BETA	GAMMA
Sağlıklı Katılımcılar	SET 1	55,7	90,3	82,3	86,1	77,7
	SET 2	55,7	80,1	81,6	92,01	51,6
	SET 3	42	86,5	59,8	94,1	87,4
Hasta Katılımcılar	SET 1	57,2	86,1	82,5	82,4	79,07
	SET 2	40,3	81,1	85,1	92,5	56,2
	SET 3	34,3	87	62,7	98,3	89,2

Duyguları sınıflandırmak için kullanılan ikinci algoritma basit lojistikdir. Tablo 4.9’da basit lojistik algoritması için bireylerin sağlıklı veya hasta olma durumuna göre 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi ile elde edilen sınıflandırma sonuçlar yer almaktadır.

Tablo 4.9: 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi ile basit lojistik sınıflandırma sonuçları (duygu sınıflandırması)

		DELTA	THETA	ALPHA	BETA	GAMMA
Sağlıklı Katılımcılar	SET 1	62	94,6	81,5	85,9	81,2
	SET 2	48,7	80,3	80,3	92	62,2
	SET 3	42,5	86,4	59,8	93,3	84,8
Hasta Katılımcılar	SET 1	52,9	85,3	81,1	80,9	71,1
	SET 2	46,2	77,7	84,8	90,5	57,2
	SET 3	45,3	87,7	61,4	96,8	92

Duygu sınıflandırmasında son olarak rotasyon orman algoritması kullanılmıştır. Tablo 4.10 ’da bireylerin sağlıklı veya hasta olma durumuna göre 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi ile elde edilen sınıflandırma sonuçları gösterilmiştir.

Tablo 4.10: 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi ile rotasyon orman sınıflandırma sonuçları (duygu sınıflandırması)

		DELTA	THETA	ALPHA	BETA	GAMMA
Sağlıklı Katılımcılar	SET 1	70,3	91,6	80,2	92,5	91,6
	SET 2	75,4	78,3	84,6	95,2	89,8
	SET 3	67,7	84,4	60,3	96,8	96,3
Hasta Katılımcılar	SET 1	70,3	88,1	81,7	90,4	86,7
	SET 2	72,5	79,8	87,2	95	89,1
	SET 3	68,5	86,7	62,2	97	94,1

İkinci araştırma sorusuna yanıt bulabilmek için bireylerin sağlıklı veya hasta olma durumlarına göre, her bir frekans bandında beynin farklı bölgelerinden alınan kayıtlarla duygu analizi gerçekleştirmek için basit lojistik, YSA ve rotasyon orman algoritmaları uygulanmıştır.

En yüksek sınıflandırma doğruluğuna hasta katılımcılarda Beta frekans bandında ve SET 3 nitelik grubu kullanılarak ulaşılmıştır. En yüksek sınıflandırma başarısı yüzde 98,3 olarak gözlemlenilmiştir ve bu sınıflandırma için bir yapay sinir ağı çeşidi olan multilayer perceptron algoritması kullanılmıştır. En yüksek sınıflandırma başarısı için test ve eğitim grupları 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi ile elde edilmiştir.

En düşük sınıflandırma doğruluğuna ise Delta frekans bandında , hasta katılımcılarda ve SET 2 nitelik grubu kullanılarak ulaşılmıştır. Bu sınıflandırmada YSA algoritması kullanılmıştır. En düşük sınıflandırma başarısı yüzde 34,3 olarak gözlemlenilmiştir. Test ve eğitim grupları 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi ile elde edilmiştir. Duygu sınıflandırma çalışmasında her frekans bandı için elde edilen en yüksek sınıflandırma doğruluğu değerleri tablo 4.11’de gösterilmiştir.

Tablo 4.11: Duygu sınıflandırmasında her frekans bandı için en iyi sınıflandırma değerleri

	Algoritma	Katılımcı Grubu	Nitelik Grubu	Doğruluk (%)	RMSE	Duyarlılık (%)	Hassaslık (%)	Özel Etken Oram (%)
DELTA	Rotasyon orman	Sağlıklı	SET 2	75,4	0,34	75,3	83,5	83,6
THETA	Basit lojistik	Sağlıklı	SET 1	94,6	0,17	94,6	96,5	96,5
ALPHA	Rotasyon orman	Hasta	SET 2	87,2	0,25	87,1	91,2	85,7
BETA	Yapay sinir ağları	Hasta	SET 3	98,3	0,1	98,3	98,7	98,9
GAMMA	Rotasyon orman	Sağlıklı	SET 3	96,3	0,15	96,4	97,6	97,4

WEKA programının InfoGainAttributeEval özelliği ile YSA, basit lojistik ve rotasyon orman algoritmaları için birlikte kullanıldıklarında yüksek sınıflandırma başarısı elde edilen nitelikler seçilmiştir. İlk önce hasta ve sağlıklı katılımcıların sınıflandırma çalışması incelenmiştir. Her bir frekans bandı ve üç duygu durumunda YSA algoritması için seçilen nitelikler ve sınıflandırma başarıları Tablo 4.12, tablo 4.13 ve tablo 4.14'te gösterilmiştir. Sınıflandırmalarda test ve eğitim veri kümelerinin belirlenmesi için 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi kullanılmıştır.

Tablo 4.12: Mutlu duygu durumu için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarısı (YSA)

	DELTA	THETA	ALPHA	BETA	GAMMA
Nitelik	F7, FP2, FP1, P3, C3	T4, F4, T6, C3, F3, P3, FP2	T3, T5, T6, C4, T4, P3, P4	FP1, O2, FP2, T3, T4, O1, T5, C3	FP1, O2, O1, FP2, T6, T5, P4, T3
Doğruluk	61,7	58,3	80,3	77,8	79,2

Tablo 4.13: Mutsuz duygu durumu için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarısı (YSA)

	DELTA	THETA	ALPHA	BETA	GAMMA
Nitelik	T5, C4, FP2, C3, T6, F4, F3	O1, F7, T6, C3, F4, P3, F3, FP2, C4, P4, T5	T3, T5, P3, O1, C3, P4, T4, C4, T6, O2, F3, F4, F7, F8, FP2, FP1	FP1, T3, F3, FP2, T6, O2, O1	FP1, O2, FP2, T3, O1, T6, P3, P4, F4, T5, F3, T4, F7
Doğruluk	60, 6	63, 1	81, 6	83, 3	90

Tablo 4.14: Nötr duygu durumu için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarısı (YSA)

	DELTA	THETA	ALPHA	BETA	GAMMA
Nitelik	FP1, O2, O1, FP2, T3, P3, T6, P4, T5, F3, F4	O2, O1, P3, T5, P4, C4, FP2, F3, F4, C3	T3, T5, P3, T6, O1, T4, C4, P4, C3, O2	FP2, FP1, T6, O1, P3, O2, T3, C3, T5, F7, P4, F8	FP1, O2, O1, FP2, T3, P3, T6, P4
Doğruluk	61, 4	65, 3	85, 6	86, 1	85, 8

Her bir frekans bandı ve üç duygu durumunda basit lojistik algoritması için seçilen nitelikler ve sınıflandırma başarıları Tablo 4.15, tablo 4.16 ve tablo 4.17’de gösterilmiştir.

Tablo 4.15: Mutlu duygu durumu için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarısı (basit lojistik)

	DELTA	THETA	ALPHA	BETA	GAMMA
Nitelik	F7, FP2, FP1, P3, C3, F4, C4, T6, T5, T3	T4, F4, P3, T5, P4, C4, FP2, F3, F4, C3, T6	T3, T5, T6, C4, T4, P3, P4, C3, F8, O1, F4, O2	FP1, O2, FP2, T3, T4, O1, T5, C3, P3, F3, F4, T6, C4, F7, F8, P4	FP1, O2, O1, FP2, T6, T5, P4, T3, P3, C4, F4, F8
Doğruluk	66,7	58,3	74,4	83,6	84,4

Tablo 4.16: Mutsuz duygu durumu için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarısı (basit lojistik)

	DELTA	THETA	ALPHA	BETA	GAMMA
Nitelik	T5, C4, FP2, C3, T6, F4, F3, P3, P4, O1, T3, T4	O1, F7, T6, C3, F4, P3, F3	T3, T5, P3, O1, C3	FP1, T3, F3, FP2, T6, O2, O1, F7, F4, F8, T4, C4	FP1, O2, FP2, T3, O1, T6, P3
Doğruluk	63,1	63,1	74,4	78,6	89,2

Tablo 4.17: Nötr duygu durumu için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarısı (basit lojistik)

	DELTA	THETA	ALPHA	BETA	GAMMA
Nitelik	O1, FP2, F7, T3	O2, O1, P3, T5, P4, C4, FP2, F3, F4, C3, T6	T3, T5, P3, T6, O1, T4, C4	O2, O1, P3, T5, P4, FP1, FP2, C3, T6, T3, F7, T4, F8	FP1, O2, O1, FP2, T3, P3, T6, P4
Doğruluk	63,1	60,8	76,7	83,6	90

Her bir frekans bandı ve üç duygu durumunda rotasyon orman algoritması için seçilen nitelikler ve sınıflandırma başarıları Tablo 4.18, tablo 4.19 ve tablo 4.20’de gösterilmiştir.

Tablo 4.18: Mutlu duygu durumu için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarısı (rotasyon orman)

	DELTA	THETA	ALPHA	BETA	GAMMA
Nitelik	F7, FP2, FP1, P3, C3, F4, F3, C4, T6, T5, T3, T4	T4, F4, T6, C3, F3, P3, FP2, C4, P4, T5, F8, T3	T3, T5, T6, C4, T4, P3, P4	FP1, O2, FP2, T3, T4, O1, T5, C3, P3	FP1, O2, O1, FP2, T6, T5, P4, T3, P3
Doğruluk	72,8	67,5	84,2	89,2	91,1

Tablo 4.19: Mutsuz duygu durumu için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarısı (rotasyon orman)

	DELTA	THETA	ALPHA	BETA	GAMMA
Nitelik	T5, C4, FP2, C3, T6, F4, F3, P3	O1, F7, T6, C3, F4, P3, F3, FP2	T3, T5, P3, O1, C3, P4, T4, C4, T6	FP1, T3, F3, FP2, T6, O2, O1, F7, F4	FP1, O2, FP2, T3
Doğruluk	70,8	66,1	81,4	84,7	90

Tablo 4.20: Nötr duygu durumu için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarısı (rotasyon orman)

	DELTA	THETA	ALPHA	BETA	GAMMA
Nitelik	O1, FP2, F7, T3, F4, T6, F3, C4, C3, P4, P3, T5, T4	O2, O1, P3, T5, P4, C4, FP2, F3, F4, C3, T6, F7, T4	T3, T5, P3, T6, O1, T4, C4, P4	FP2, FP1, T6, O1, P3, O2, T3	FP1, O2, O1, FP2, T3
Doğruluk	75,6	71,1	86,4	90,8	94,7

WEKA programının InfoGainAttributeEval algoritmasıyla seçilerek oluşturulan nitelik gruplarıyla yapılan sınıflandırmada elde edilen sınıflandırma başarılarının arttığı gözlemlenilmiştir. Katılımcı sınıflandırmada en yüksek başarı yüzde 94,7 doğruluk oranıyla Gamma frekans bandında ve rotasyon orman algoritmasıyla elde edilmiştir. Üç

sınıflandırma algoritmasının da Gamma frekans bandında yüzde 90 civarında başarı gösterdiği gözlemlenmiştir. Gamma frekans bandında duygu durumlarına ve kullanılan yöntem niteliklerin sayısının değiştiği görülmüştür. Yine Gamma frekans bandında FP1, O2, O1 ve FP2 yüzey elektrodlarından elde edilen eeg verilerin sınıflandırma için kullanılan ortak nitelikler olduğu gözlemlenmiştir.

Araştırmanın ikinci sorusu olan sağlıklı ve hasta katılımcılar için duygu sınıflandırmasında optimum niteliklerin seçilmesi için de InfoGainAttributeEval özelliğinden faydalanılmıştır. Veri kümelerine yine YSA, basit lojistik ve rotasyon orman algoritmaları uygulanmıştır. Sınıflandırmalarda test ve eğitim gruplarının belirlenmesi için 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi kullanılmıştır. Her bir frekans bandı ve katılımcı gruplarına göre YSA algoritması için seçilen nitelikler ve sınıflandırma başarıları Tablo 4.21 ve tablo 4.22 'de gösterilmiştir

Tablo 4.21: Sağlıklı katılımcılar için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarıları (YSA)

	DELTA	THETA	ALPHA	BETA	GAMMA
Nitelik	C4, T4, FP1, T6, T5, T3, C3, P3, F8, O2, F3, O1	T4, F8, F7	T4, F7, F3	P4, C4, F4, P3, F3, FP1, F7, C3, F8, O2, T4, T6, T3, FP2	P4, FP1, O2
Doğruluk	70,9	99,3	95,3	98,3	92,8

Tablo 4.22: Hasta katılımcılar için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarıları (YSA)

	DELTA	THETA	ALPHA	BETA	GAMMA
Nitelik	C4, O2, O1, T5, T6, FP1, T3, T4, C3, FP2, F4, F3, F7, F8	T4, T5, F8, F7, C4, F3, O2	T4, F7, F3, F4, C3, T3, F8	P4, P3, F7, F3, C4, F4, C3, , T6	P4, F3, P3, F8, FP1, F7, C4, T6
Doğruluk	66,7	96,5	97,2	98,3	90,6

Her bir frekans bandı ve katılımcı gruplarına göre basit lojistik algoritması için seçilen nitelikler ve sınıflandırma başarıları Tablo 4.23 ve tablo 4.24 'de gösterilmiştir

Tablo 4.23: Sağlıklı katılımcılar için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarıları (basit lojistik)

	DELTA	THETA	ALPHA	BETA	GAMMA
Nitelik	C4, T4, FP1, T6, T5, T3, C3, P3, F8, O2,	T4, F8, F7, T5	T4, F7, F3, C3, F4, T3, F8, C4, P3	P4, C4, F4, P3, F3, FP1, F7, C3, F8, O2, T4	P4, C4, F4, P3, F3, FP1, F7, C3, F8, O2, T4
Doğruluk	72	99,1	99,3	98,3	95,9

Tablo 4.24: Hasta katılımcılar için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarıları (basit lojistik)

	DELTA	THETA	ALPHA	BETA	GAMMA
Nitelik	C4, O2, O1, T5, T6, FP1, T3, T4, C3, FP2, F4, F3	T4, T5, F8, F7	T4, F7, F3, F4, C3, T3, F8, O1, P3, C4, P4, FP2, T5	P4, P3, F7, F3, C4, F4, C3, T6, F8	P4, P3, F7, F3, C4, F4, C3, T6, F8, FP1, O2, O1, T3, T5
Doğruluk	60,7	96,7	96,7	98,9	95,9

Her bir frekans bandı ve katılımcı gruplarına göre rotasyon algoritması için seçilen nitelikler ve sınıflandırma başarıları Tablo 4.25 ve tablo 4.26 'da gösterilmiştir

Tablo 4.25: Sağlıklı katılımcılar için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarıları (rotasyon orman)

	DELTA	THETA	ALPHA	BETA	GAMMA
Nitelik	C4, T4, FP1, T6, T5, T3, C3, P3, F8, O2, F3	T4, F8, F7	T4, F7, F3, C3	P4, C4, F4, P3, F3, FP1, F7, C3, F8, O2, T4, T6	P4, FP1, O2, C4, T3, F8, F3, F4, P3, FP2, F7, O1, T6, T5
Doğruluk	85	98,5	96,5	98,5	98

Tablo 4.26: Hasta katılımcılar için optimum nitelikler ve sınıflandırma başarısı (rotasyon orman)

	DELTA	THETA	ALPHA	BETA	GAMMA
Nitelik	C4, O2, O1, T5, T6, FP1, T3, T4, C3, FP2, F4, F3	T4, T5, F8, F7	T4, F7, F3, F4, C3, T3, F8, O1, P3, C4, P4, FP2, T5	P4, P3, F7, F3, C4, F4, C3, T6, F8, O2	P4, F3, P3, F8, FP1, F7, C4
Doğruluk	84,6	98	97,6	99,4	95,6

Katılımcıların sınıflandırılmasında olduğu gibi duygu sınıflandırılmasında da InfoGainAttributeEval ile otomatik nitelik seçimi ile yapılan sınıflandırmada başarının arttığı gözlemlenmiştir. Otomatik nitelik seçimiyle gerçekleştirilen duygu sınıflandırmasında Theta, Alpha, Beta ve Gamma frekans bandlarında yüzde 95'in üzerinde sınıflandırma doğruluğu elde edilmiştir. Sınıflandırma doğruluklarına bakıldığı zaman uygulanan üç sınıflandırma algoritması için de Beta frekans bandında biraz daha başarılı sonuçlar alındığı gözlemlenmiştir. Otomatik seçilen nitelik sayılarına bakıldığında sınıflandırma için Theta frekans bandında diğer frekans bandlarına göre daha az sayıda nitelik kullanılarak sınıflandırma yapıldığı gözlemlenmiştir. Yine Theta frekans bandında T4, F8 ve F7 yüzey elektrodlarından alınan eeg işaretlerinin hem sağlıklı hem de hasta katılımcılar için sınıflandırmada etkili olan ortak nitelikler olduğu gözlemlenilmiştir.

5. TARTIŞMA ve SONUÇ

Bu çalışmada, EEG işaretlerinden faydalanarak bireylerin hasta ve sağlıklı olarak sınıflandırılması ve yine EEG işaretlerinden duygu sınıflandırmasının yüksek bir doğrulukla uygulanması hedeflenmiştir.

Çalışmada 10 sağlıklı ve 10 hasta bireyden her birine 54 adet resim gösterilerek duygu uyarımı gerçekleştirilmiştir. 54 adet resim mutlu, mutsuz ve nötr duygu uyandıracak eşit sayıda resimden oluşmaktadır. Duygu uyarımı gerçekleştirilen katılımcılardan kafatası yüzeyinin 16 noktasına konan yüzey elektrodları ile EEG işaretleri kaydedilmiştir.

Sınıflandırma için WEKA programından faydalanılmıştır. Sınıflandırmanın başarılı sonuç vermesi için var olan nitelikler uygun gruplara ayrıldıktan sonra sınıflandırma gerçekleştirilmiştir. Niteliklerin birlikte kullanıldıkları başarılarına göre üç nitelik grubu oluşmuştur. Birinci grup FP1, FP2, F3, F4, F7 ve F8 niteliklerinden oluşurken, ikinci grup C3, C4, T3 ve T4 niteliklerinden oluşturulmuştur. Üçüncü grup ise P3, P4, O1, O2, T5, T6 niteliklerinden oluşturulmuştur. Sınıflandırma algoritması olarak YSA, basit lojistik ve rotasyon orman algoritmaları kullanılmıştır.

Araştırmanın birinci kısmında farklı frekans bandlarında ve farklı duygu durumlarında katılımcıları hasta veya sağlıklı olarak sınıflandırmak için belirlenen sınıflandırma algoritmaları ayrı ayrı uygulanarak sonuçlar incelenilmiştir.

Sınıflandırma başarılarına bakıldığında Gamma bandında FP1, FP2, F3, F4, F7, F8 ve P3, P4, O1, O2, T5, T6 nitelik grupları kullanıldığında katılımcıları hasta ve sağlıklı olarak yüksek doğruluk oranlarıyla ayrılabilirdiği gözlemlenilmiştir.

Yine Gamma bandındaki sınıflandırma başarılarına bakıldığında en iyi sonuçları veren sınıflandırma algoritması rotasyon orman olarak gözlemlenilmiştir.

Gamma bandından sonra en yüksek sınıflandırma başarısının Alpha ve Beta frekans bandlarında olduğu gözlemlenilmektedir. Alpha frekans bandı P3, P4, O1, O2, T5, T6 nitelikleri ile kullanıldığında, Beta frekans bandı ise FP1, FP2, F3, F4, F7, F8 ve P3, P4, O1, O2, T5, T6 nitelik grupları ile kullanıldığında göreceli olarak yüksek sınıflandırma başarısının elde edildiği söylenilebilir.

Sınıflandırma yaparken aynı zamanda test ve eğitim gruplarının belirlenmesinin sınıflandırma başarısı üzerine etkisi de incelenilmek istenilmiştir. Bu amaçla iki farklı yöntem kullanılmıştır. Bu yöntemler 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi ile yüzdelik ayırım yöntemleridir. Sınıflandırma sonuçları incelendiğinde bu veri kümesi için test ve eğitim gruplarının farklı şekilde seçilmelerinin sonuca çok fazla etki etmediği gözlemlenilmiştir. Ancak farklı çalışmalarda test ve eğitim gruplarının seçimi sınıflandırma doğruluğunu etkileyebilmektedir.

Araştırmanın ikinci kısmında ise sağlıklı ve hasta bireyler için farklı frekans bandlarında duygu sınıflandırılması yapılması hedeflenmiştir. Duygu sınıflandırmasında da YSA, basit lojistik ve rotasyon orman algoritmaları kullanılmıştır. Nitelikler araştırmanın birinci kısmında olduğu gibi üç gruba ayrılarak sınıflandırma başarılı hesaplanmıştır. Test ve eğitim gruplarının belirlenmesinde 10 katlamalı çapraz doğrulama yöntemi kullanılmış olup duygular mutlu, mutsuz ve nötr olmak üzere üç grupta sınıflandırılmıştır.

Duygu sınıflandırma başarıları incelendiğinde en yüksek sınıflandırma başarısının rotasyon orman algoritmasıyla hem hasta bireylerde hem de sağlıklı bireylerde Beta ve Gamma frekans bandlarında elde edildiği gözlemlenilmiştir.

Tüm sınıflandırma algoritmaları Beta frekans bandında 3 nitelik grubunda da yüksek sınıflandırma başarısı göstermiştir. Yine kullanılan tüm sınıflandırma algoritmalarına göre Gamma frekans bandında P3, P4, O1, O2, T5, T6 nitelik grubuyla, Alpha ve Theta frekans bandında FP1, FP2, F3, F4, F7, F8 nitelik grubuyla yüksek sınıflandırma başarısı elde edildiği gözlemlenilmiştir.

Sınıflandırmada öz-değer hesabı yapılan tüm elektrotlar birlikte sınıflandırıldığı gibi, WEKA programının InfoGainAttributeEval özelliği ile otomatik nitelik seçimi de uygulanmıştır. Fakat; en iyi sınıflandırma performansı, var olan tüm ölçümlerin (16 elektrottan toplanan kayıtlar) öz-nitelik olarak değerlendirilmesi sonucunda elde edilmiştir. Diğer bir deyişle, otomatik nitelik seçimi; beyin aktivitelerinden duygu durumu tanıma ve hastalık tespitinde elverişli bulunmamıştır.

BİLGİLENDİRME ve TEŞEKKÜR

Deneysel verilerin gönüllülerden toplanmasını sağlayan GATA Biyofizik ekibi üyeleri, Prof.Dr. Cüneyt Göksoy, Doç.Dr. Serdar Demirtaş, Yrd Doç. Dr. Kahraman Ateş ve uyarıcı olarak kullanılan resimleri temin eden GATA Ruh Sağlığı birimi psikiyatri uzmanı Dr. Taner Öznur'a katkılarından dolayı teşekkür ederiz.



KAYNAKÇA

Kitaplar

Pektaş A.O., 2013. *SPSS ile veri madenciliği*. İSTANBUL: Dikeyksen

Şeker Ş.E., 2013. *İş zekası ve veri madenciliği weka ile*. İstanbul: Cinius Yayınları.

Witten I.H. ve Frank., 2005. *Data mining: practical machine learning tools and techniques*. 2. Baskı. SAN FRANCISCO: Elsevier

Yazgan E. ve Korürek M. 1996. *Tıp elektronigi*. İSTANBUL:İTÜ Matbaası



Sürelî Yayınlar

- Aydın S., Demirtaş S.,Tunga M.A. ve Ateş K., 2016. Emotion recognition with eigen features of frequency band activities embedded in induced brain oscillations mediated by affective pictures, *International Journal of Neural Systems*. **26**(3).
- Aydın, S., Saraođlu, H.M. ve Kara, S., 2011. Singular spectrum analysis of sleep EEG in insomnia. *Springer J Med Syst*. ss. 457-461.
- Jasper, H. H., 1958. The ten/twenty electrode system of the International Federation, *Electroenceph. Clin. Neurophysiol*. **10**, ss.371–375.
- Liu, Y., Wu, C., Cheng, W., Hsiao, Y., Chen, P. ve Teng, J., 2014. Emotion recognition from single-trial eeg based on kernel fisher’s emotion pattern and imbalanced quasiconformal kernel support vector machine, *Sensors* . **14**(8), ss. 13361-13387
- Müller, M.M., Keil, A., Gruber, T. ve Elbert T., 1999. Processing of affective pictures modulates right-hemispheric gamma band EEG activity. Elsevier *Clinical Neurophysiology*. ss. 1913-1920.
- Rodriguez, J.J., Kuncheva, L.I. and Carlos, J.A., 2006, Rotation Forest: A New Classifier Ensemble Method. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. **28**(10), ss.1619-1630.
- TÜZÜNTÜRK S., 2010. Veri madenciliđi ve istatistik, *Uludađ Üniversitesiİktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*. **1**, 65-90.
- Zhang Q. ve Lee M., 2009. Analysis of positive and negative emotions in natural scene using brain activity and gist, *Neurocomputing* **72**, ss.1302–1306

Diğer Yayınlar

- Amasyalı F.M. ve Ersoy O., 2011. Sınıflandırıcı topluluklarında başarı tabanlı budama ve ağırlıklı oylama, *19th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*.ss. 194-197
- Avşar, E., (2009). Tek-sınıf destek vektör makineleri kullanılarak epileptik EEG işaretlerinin sınıflandırılması. Yüksek Lisans Tezi. İSTANBUL: İstanbul Teknik Üniversitesi FBE.
- Aydemir, Ö., (2013). İmlecin iki boyutlu hareketinin hayali sırasında kaydedilmiş eeg işaretlerinin karar ağaç yapısı esaslı sınıflandırılması. *Doktora Tezi*. TRABZON: Karadeniz Teknik Üniversitesi FBE.
- Bhardwaj A., Gupta A., Jain P., Rani A. ve Yadav J., 2015. Classification of human emotions from eeg signals using SVM and LDA classifiers, *IEEE 2nd International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN)*. ss. 180-185.
- Conneau A.C. ve Essid S., 2014. Assessment of new spectral features for eeg-based emotion recognition, *IEEE International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. ss.4698-4702.
- Çölkesen İ.,Yomralıoğlu T. ve Kavzoğlu T., 2014. Rotasyon orman algoritması ile yüksek çözünürlüklü multispektral uydu görüntülerinin sınıflandırılması, 5. *Uzaktan Algılama ve Coğrafi Bilgi Sistemleri Sempozyumu*.
- Gonuguntla V., Shafiq G., Wang Y. Ve Veluvolu K. C., 2015. EEG Classification of emotions using emotion-specific brain functional network, *37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. ss. 2896-2899.
- Goyal M., Singh M. Ve Singh Ma., 2015. Classification of emotions based on ERP feature extraction, *IEEE 1st International Conference on Next Generation Computing Technologies*. ss. 660-662.
- Mehmood, R.M. ve Lee, H.J., 2015. Emotion classification of eeg brain signal using SVM and KNN, *International Conference on Multimedia & Expo Workshops (ICMEW)*. ss 1-5.

- Özer, O., (2010). Eeg işaretlerinin diskriminant analizi ile sınıflandırılması. *Yüksek Lisans Tezi*. KAHRAMANMARAŞ: Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi FBE.
- Schuster T., Gruss S., Kessler H., Scheck A., Hoffman H. ve Traue H., 2010. EEG – pattern classification during emotional picture processing, *Proceedings of the 3rd international conference on pervasive technologies related to assistive environments*.
- Seyman M.,N. ve Taşpınar N., 2009. Çok katmanlı yapay sinir ağları kullanarak ofdm sistemlerinde kanal dengeleme, *Uluslararası İleri Teknolojiler Sempozyumu (IATS'09)*.
- Sohaib, A.T., Qureshi, S., Hagelback, J., Hilborn, O. ve Jercic, P., 2013. Evaluating classifiers for Emotion Recognition using EEG, *7th International Conference, AC 2013*. ss.492-501
- Uzun, S. S., (2012). Eeg işaretlerinden duygu kestirimi.*Yüksek Lisans Tezi*. HATAY: Mustafa Kemal Üniversitesi FBE.

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Abdullah MARAŞ

Sürekli Adresi : 23 Nisan Mah. Nilüfer/BURSA

Doğum Yeri ve Yılı : Şanlıurfa/18.12.1988

Yabancı Dili : İngilizce

İlköğretim : Cengiz Topel İlköğretim Okulu, 2000

Orta Öğretim : 17 eylül İlköğretim Okulu, 2003

Lisans : İstanbul Teknik Üniversitesi, 2012

Yüksek Lisans : Bahçeşehir Üniversitesi

Enstitü Adı : Fen Bilimleri Enstitüsü

Program Adı : Bilgi Teknolojileri

Çalışma Hayatı : Avea İletişim Hizmetler. 2012-2014

