



**T.C.
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**



Doktora Tezi

**PSİKİYATRİK HASTALIKLARIN MAKİNE ÖĞRENMESİ
YÖNTEMLERİ İLE AYRIŞTIRILMASI**

İlkin Ecem EMRE

Enformatik Anabilim Dalı

Enformatik Programı

**DANIŞMAN
Doç. Dr. Çiğdem EROL**

Ağustos, 2021

İSTANBUL

Bu alıřma, 04.08.2021 tarihinde ařağıdaki jüri tarafından Enformatik Anabilim Dalı, Enformatik Programında Doktora tezi olarak kabul edilmiştir.

Tez Jürisi

Do. Dr. iğdem EROL(Danışman)
İstanbul Üniversitesi
Enformatik Bölümü

Prof. Dr. Sevin GÜLSEÇEN
İstanbul Üniversitesi
Enformatik Bölümü

Do. Dr. Cumhuri TAŐ
Üsküdar Üniversitesi
İnsan ve Toplum Bilimleri Fakültesi

Prof. Dr. Gökhan SİLAHTAROĞLU
İstanbul Medipol Üniversitesi
İřletme ve Yönetim Bilimleri Fakültesi

Dr. Öğr. Üyesi Seluk KIRAN
Marmara Üniversitesi
İřletme Fakültesi

İntihal Programı Beyanı

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

Tezden Üretilmiş Yayınların Künye Bilgileri

Emre, İ. E., Taş, C., & Erol, Ç. (2021). Psikiyatride Makine Öğrenmesi Yöntemlerinin Kullanımı. Psikiyatride Güncel Yaklaşımlar - Current Approaches in Psychiatry, 13(2), 332–353. <https://doi.org/10.18863/pgy.779987>



ÖNSÖZ

Desteklerini ve emeklerini benden esirgemeyen; sevgili danışmanım Doç.Dr.Çiğdem EROL, sevgili hocalarım Doç.Dr.Cumhur TAŞ ve Dr.Selçuk KIRAN’a çok teşekkür ederim.

Tabi ki bugüne gelmem için ellerinden geleni yapan ve beni destekleyen sevgili babama ve anneme, her zaman yanımda olan Utku’ya ayrıca teşekkür ederim.

Ağustos 2021

İlkim Ecem EMRE

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ÖNSÖZ	iv
İÇİNDEKİLER.....	v
ŞEKİL LİSTESİ	vii
TABLO LİSTESİ.....	viii
SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ	x
ÖZET	xi
SUMMARY	xii
1. GİRİŞ	1
1.1 ÇALIŞMANIN AMACI.....	5
1.2 ÇALIŞMANIN KAPSAMI VE ÖNEMİ.....	5
1.3 ÇALIŞMANIN SINIRLILIKLARI	5
2. GENEL KISIMLAR.....	6
2.1 PSİKİYATRİK HASTALIKLAR	6
2.1.1 Bipolar Bozukluk.....	7
2.1.2 Dikkat Eksikliği/Aşırı Hareketlilik Bozukluğu - DEHB.....	7
2.1.3 Yeğın (Majör) Depresyon Bozukluğu	8
2.1.4 Takıntı-Zorlantı Bozukluğu (Obsesif-Kompulsif Bozukluk) - OKB	8
2.1.5 Opiyat Kullanım Bozukluğu.....	8
2.1.6 Örselenme Sonrası Gerginlik (Travma Sonrası Stres) Bozukluğu - PTSD	9
2.1.7 Şizofreni	9
2.2 ELEKTROENSEFALOGRAF (EEG)	9
2.3 MAKİNE ÖĞRENMESİ	14
2.4 LİTERATÜR TARAMASI	19
2.4.1 Psikiyatri Alanında Makine Öğrenmesi	21
2.4.2 Psikiyatri Alanında EEG Verisi ile Yapılan Türkiye’deki Tez Çalışmaları.....	25
2.4.3 Psikiyatride Makine Öğrenmesi ve EEG Verisi ile Türkiye’deki Tez Çalışmaları	26
2.4.4 Psikiyatride Makine Öğrenmesi ve EEG Verisi ile Yapılan Diğer Çalışmalar	27

3. MALZEME VE YÖNTEM.....	33
3.1 VERİ SETİ.....	33
3.1.1 Araştırma Örneklemi	33
3.1.2 Veri Toplama Aracı	33
3.1.3 Veri Seti Detayları	34
3.2 VERİ ANALİZİ.....	35
3.2.1 Veri Ön İşleme	36
3.2.2 Makine Öğrenmesi Analizleri	41
4. BULGULAR.....	54
5. TARTIŞMA VE SONUÇ	67
KAYNAKLAR.....	76
EKLER	96
ÖZGEÇMİŞ	103

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa No

Şekil 1: Geleneksel 10-20 elektrot yerleştirme pozisyonları (Sanei & Chambers, 2007).	11
Şekil 2: Frekans bantları (Amthor, 2011).	12
Şekil 3: Belli bir göreve/amaca yönelik olarak makine öğrenmesinin genel çalışma mantığı (Flach, 2012).	16
Şekil 4: Makine öğrenmesi yöntemleri (Gürsakaç, 2017).	16
Şekil 5: Danışmanlı (A) ve danışmansız (B) öğrenme (Kulkarni, 2012).	17
Şekil 6: Pekiştirmeli öğrenme (Sugiyama, 2015).	18
Şekil 7: Veri analiz süreci	36
Şekil 8: Yapılan uygulamalar.....	40
Şekil 9: Makine öğrenmesi süreç adımları.....	41
Şekil 10: Rastgele orman algoritması (Jo, 2021).	45
Şekil 11: SVM algoritması-1 (Mohri vd., 2018).	45
Şekil 12: SVM algoritması-2 (Mohri vd., 2018).	46
Şekil 13: ANN algoritması.....	48
Şekil 14: Veri setindeki örneklerin dağılımı.	54

TABLO LİSTESİ

Sayfa No

Tablo 1: Tez kapsamında ele alınan hastalıkların DSM-V'e göre sınıflandırılması (Köroğlu, 2014).	7
Tablo 2: Frekans aralıkları.....	12
Tablo 3: Öğrenme teknikleri.....	17
Tablo 4: Veri setindeki örnekler.	35
Tablo 5: Uygulama yapılan veri setleri ve örnek dağılımları.	41
Tablo 6: Kullanılan parametreler ve algoritmalar.	43
Tablo 7: Karmaşıklık matrisi (J. Han vd., 2012).	50
Tablo 8: Model performans değerlendirme ölçütleri (Gorunescu, 2011; J. Han vd., 2012; Hoens & Chawla, 2013).	51
Tablo 9: Dengesiz veri setinde ikili sınıflandırma sonuçları.	55
Tablo 10: Undersampling ile dengelenmiş veri setinde ikili sınıflandırma sonuçları.	56
Tablo 11: Oversampling ile dengelenmiş veri setinde ikili sınıflandırma sonuçları.	58
Tablo 12: Dengesiz veri setinde çok sınıflı sınıflandırma sonuçları.	59
Tablo 13: Dengesiz veri setinde çok sınıflı sınıflandırma modellerinde sınıf bazında sonuçlar.....	60
Tablo 14: Undersampling ile dengelenmiş veri setinde çok sınıflı sınıflandırma sonuçları.	61
Tablo 15: Undersampling ile dengelenmiş veri setinde çok sınıflı sınıflandırma modellerinde sınıf bazında sonuçlar.	62
Tablo 16: Oversampling ile dengelenmiş veri setinde çok sınıflı sınıflandırma sonuçları.	63
Tablo 17: Oversampling ile dengelenmiş veri setinde çok sınıflı sınıflandırma modellerinde sınıf bazında sonuçlar.	64
Tablo 18: İkili ve çok sınıflı sınıflandırma modellerinde en iyi sonuçlar.	65
Tablo 19: Çok sınıflı sınıflandırma modellerinde en iyi modellere ait sınıf bazında diğer metrikler.	66

Tablo 20: İkili sınıflandırmada tüm modellere ait tüm sonuçlar.	97
Tablo 21: Çok sınıflı sınıflandırmada en yüksek F-ölçütü ve dengeli doğruluk veren modellere ait tüm sonuçlar.	101



SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ

Kisaltmalar	Açıklama
ANN	: yapay sinir ağları (<i>artificial neural network</i>)
CART	: sınıflandırma ve regresyon ağacı (<i>classification and regression tree</i>)
CNN	: konvolüsyonel/evrimsel sinir ağları (<i>deep convolutional neural network</i>)
CV	: çarpaz geçerleme (<i>cross validation</i>)
DNN	: derin sinir ağları (<i>deep neural network</i>)
DSM-V	: Ruhsal Bozuklukların Tanısal ve Sayımsal El Kitabı (<i>Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders</i>)
DT	: karar ağacı (<i>decision tree</i>)
EEG	: elektroensefalogram (<i>electroencephalogram</i>)
ELM	: aşırı öğrenme makinesi (<i>extreme learning machine</i>)
fMRI	: fonksiyonel manyetik rezonans görüntüleme (<i>functional magnetic resonance imaging</i>)
FFBPNN	: ileri beslemeli geri yayımlı yapay sinir (<i>forward feed back propagation artificial neural network</i>)
ICD	: Hastalıkların Uluslararası Sınıflaması (<i>International Classification of Diseases</i>)
KNN	: k-en yakın komşu (<i>k-nearest neighbor</i>)
LDA	: lineer diskriminant analizi (<i>linear discriminant analysis</i>)
LJR	: lojistik regresyon (<i>logistic regression</i>)
LNR	: lineer regresyon (<i>linear regression</i>)
MRI	: manyetik rezonans görüntüleme (<i>magnetic resonance imaging</i>)
NB	: sade Bayes (<i>naïve Bayes</i>)
NLP	: doğal dil işleme (<i>natural language processing</i>)
PLSR	: kısmi en küçük kareler regresyonu (<i>partial least squares regression</i>)
RF	: rastgele orman (<i>random forest</i>)
SOM	: kendi kendini düzenleyen haritalar (<i>self organizing maps</i>)
SVM	: destek vektör makinesi (<i>support vector machine</i>)
YL	: yüksek lisans

ÖZET

DOKTORA TEZİ

PSİKİYATRİK HASTALIKLARIN MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİ İLE AYRIŞTIRILMASI

İlkim Ecem EMRE

İstanbul Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Enformatik Anabilim Dalı

Danışman : Doç. Dr. Çiğdem EROL

Psikiyatrik hastalıkların teşhisinde hekimler belirti tabanlı bir yaklaşım izlemektedir. Bu yaklaşıma göre DSM veya ICD gibi uluslararası geçerliliği olan teşhis araçlarını, hasta raporlarını ve hekimin gözlem ve tecrübesine dayanan bir süreç takip edilmektedir. Tıbbın diğer alanlarında olduğu gibi psikiyatride de hastalıklarla ilgili süreçlerde kullanılabilecek biyobelirteçlerin arayışı sürmekte ve bu alanda çeşitli araştırmalar yapılmaktadır. Bu tez çalışması kapsamında farklı psikiyatrik hastalıklara sahip bireylerin elektroensefalogram (EEG) ölçümlerini içeren bir veri setinin makine öğrenmesi yöntemleri ile analiz edilmesi ve elde edilen modeller ile hastalıkların ayrıştırılması/sınıflandırılması sağlanmıştır. Böylece EEG verisinin psikiyatrik hastalıklar için bir biyobelirteç olup olmayacağı araştırılmıştır. Elde edilen modeller; hasta ve sağlıklı gruplar arasında ayırım yapılabilmesini sağlarken birden fazla psikiyatrik hastalığın birbirinden ayrıştırılmasını da sağlamıştır.

Ağustos 2021, 118 sayfa.

Anahtar kelimeler: EEG, biyobelirteç, belirti tabanlı teşhis, model tabanlı teşhis

SUMMARY

Ph.D. THESIS

DISCRIMINATION OF PSYCHIATRIC DISORDERS BY MACHINE LEARNING METHODS

İlkim Ecem EMRE

İstanbul University

Institute of Graduate Studies in Sciences

Department of Informatics

Supervisor : Assoc. Prof. Dr. Çiğdem EROL

Physicians follow a symptom-based approach in the diagnosis of psychiatric diseases. According to this approach, a process based on internationally valid diagnostic tools such as DSM or ICD, patient reports and the observation and experience of the physician is followed. As in other fields of medicine, the search for biomarkers that can be used in processes related to diseases continues in psychiatry and various studies are conducted in this field. Within the scope of this thesis, a data set containing electroencephalogram (EEG) measurements of individuals with different psychiatric diseases was analyzed by machine learning methods and the diseases were discriminated/classified with the obtained models. The models obtained allowed to distinguish between patient and healthy groups, and also enabled the discrimination of more than one psychiatric disease from each other.

August 2021, 118 pages.

Keywords: EEG, biomarker, symptom-based diagnosis, model-based diagnosis

1. GİRİŞ

Psikiyatrik hastalıkların tespitinde hekimler, belirti tabanlı (*symptom-based*) tanı koyma yaklaşımından yararlanırlar. Tıbbın birçok alanında kullanılan biyobelirteçler (*biomarkers*) her bir hasta için; teşhis (*diagnosis*), prognoz (*prognosis*) veya belli bir tedaviye verilecek yanıtın öngörülmesine yönelik olarak kritik bilgilerin ortaya konmasını sağlar; ancak psikiyatri alanı söz konusu olduğunda biyobelirteçlerin yerini klinik işaretlerin (*clinical signs*) ve semptomların aldığı görülmektedir (Cook vd., 2009). Biyobelirteç; normal biyolojik süreçlerin, patojenik süreçlerin veya terapötik bir müdahaleye verilen farmakolojik tepkilerin bir göstergesi olarak objektif olarak ölçülen ve değerlendirilen özellik olarak tanımlanmaktadır (Biomarkers Definitions Working Group, 2001). Benzer şekilde, daha anlaşılır başka bir tanıma göre biyobelirteç; sağlıklı biyolojik süreçlerin, hastalık durumlarının veya tedaviye verilen farmakolojik tepkilerin fiziksel ölçüsü veya göstergesi olarak tanımlanmıştır (Moon & Vawter, 2013). Ancak psikiyatri alanında biyobelirteçlerin yerine farklı bir yaklaşımın var olduğu görülmektedir.

Psikiyatrik hastalıkların sınıflandırılması ve teşhis kriterleri dünyada uluslararası geçerliliği olan iki ana kaynağa dayandırılmaktadır. Bu kaynaklar; Amerikan Psikiyatri Birliği'nin, Ruhsal Bozuklukların Tanısal ve Sayımsal El Kitabı (*American Psychiatric Association: Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders-DSM-V*) (American Psychiatric Association, 2013) ve Dünya Sağlık Örgütü'nün Hastalıkların Uluslararası Sınıflaması (*International Classification of Diseases-ICD*) (World Health Organization, 2018) isimli kaynaklardır. Psikiyatrik hastalıkların teşhisinde; psikiyatrik muayene, psikolojik değerlendirme (testler, ölçekler) ve DSM-V tanı kriterlerinin kullanıldığı; tanı ve tedavi takibinde kullanılan ortak psikometrik testler dışında objektif bir değerlendirme aracının bulunmadığı belirtilmiştir (Aldemir, 2019). Araştırmacılar ve hekimlerin, psikiyatrik hastalıkların teşhisinde kullandıkları DSM ve ICD kaynaklarına dayanan belirti tabanlı sınıflandırma yöntemleri tartışmalı olmakla beraber, hastalıkların teşhisinde biyolojik kriterlerin ortaya konması önemli bir gereklilik olarak görülmektedir (Tarhan vd., 2017). Belirtilere göre tanı konan bu yaklaşıma karşın biyolojik veri ile tanı koyma, belli bir hastalığa ait belirtilerin objektif bir şekilde ortaya çıkarılmasını sağlayabilir. Wiecki vd. (2015), belirti tabanlı yaklaşım yerine model tabanlı (*model-based*) yaklaşımın yani hesaplamalı psikiyatrinin (*computational-psychiatry*), bu alandaki araştırmalar

için nesnel, ölçülebilir, hesaplanabilir biyobelirteçler ile formülize edilmesini sağlayarak bu alanda gelişme sağlayabileceğini belirtmiştir. Fu & Costafreda (2013) de biyobelirteçlerin modern tıbbın anahtar bileşeni olduğunu belirtmiştir. Örneğin şeker hastalığında tanı konması ve hastalığın yönlendirilmesi için kandaki glikoz değerlerinden yararlanılırken psikiyatrik hastalıkların teşhisi bireylerin kendi ifade ettikleri bilgilere ve davranışlarının gözlemlenmesine dayanmaktadır ve dolayısıyla teşhisin konulmasında hekimin yetkinliği ve deneyimi de rol oynamaktadır (Cynthia H Y Fu & Costafreda, 2013). Özetle, kişisel psikiyatrik görüşme ve DSM ve ICD kriterlerine dayanan bir değerlendirme söz konusudur (Kalia & Costa E Silva, 2015; Maccarrone vd., 2013). Yani biyolojik veri yoluyla objektif bir teşhis konulurken, belirti tabanlı tanı koymada ise subjektif olarak nitelendirilebilecek belirtiler izlenir. Diğer tıp alanlarında teşhis, kanıta dayanan ve doğrudan gözlemlenebilen nitelikte iken psikiyatrik hastalıklarda bu durum hasta raporlarına (*self-reports*) ve davranışlarına ilişkin çıkarımlara dayanmaktadır; dolayısıyla psikiyatrik tanılarının kalitesinin diğer tıp alanlarından daha iyi olmasını beklemenin gerçekçi olmadığı Kraemer vd. (2012) tarafından vurgulanmıştır.

Güncel yaklaşımın; hastalığın altında yatan kompleks mekanizmayı tam anlamıyla kavramaktan, hastalığa neden olan veya hastalığı sürdüren sebebin ne olduğunu anlamaktan çok, olası en iyi tedavi yöntemini uygulamaya yönelik olduğu söylenebilir (Bzdok & Meyer-Lindenberg, 2018). Dolayısıyla, tüm bunlar değerlendirildiğinde psikiyatrik hastalıkların tanı güvenilirliğinin biyolojik veri temelinde tanı konabilen hastalıklara göre daha düşük olduğu düşünülmektedir. Halbuki biyobelirteçlerin önemli birer teşhis aracı olduğu göz önünde bulundurulduğunda; özellikle gözlem ve hastanın kendi ifadelerine dayanan hastalıklarda tedavi veya prognozun iyileştirilmesi, erken teşhis ve müdahale konularında hastanın hayatını olumlu yönde etkileyebilecek potansiyele sahip olduğu belirtilmiştir (Vawter & Moon, 2013). Teşhis aracı olarak DSM ve ICD kriterlerinin, hasta beyanlarının ve hekimlerin gözlemlerinin esas alındığı psikiyatri alanı, biyobelirteçlerin teşhis aracı olarak fayda sağlayabileceği bir alandır. Psikiyatri alanında hastalara tanı konulmasını, belli bir tedaviye verilecek yanıtın tahmin edilmesini veya hastalık riski taşıyan bireylerin tespit edilmesini sağlayacak biyobelirteçlerin arayışı sürmektedir (Boeke vd., 2020). Hatta Parkes vd. (2020) tarafından, psikiyatri alanındaki başlıca arayışın biyobelirteçlerin araştırılması olduğu belirtilmiştir. Psikiyatrik hastalıkların teşhisi için yararlanılacak ve teşhis hakkında bilgi verecek geçerli, biyolojik ve bilişsel anormalliklerin objektif bir şekilde ortaya konmasını sağlayabilecek işaretlerin eksikliği psikiyatri ile ilgili olarak eleştirilmekte, bu alanda yapılabilecek birçok şey

olduğu belirtilmektedir (Fernandes vd., 2017, 2020). Değişimin göstergesi olarak biyobelirteçler (Mendrick & Tong, 2013) bu alanda fayda sağlayabilir.

İnsan vücudundan sinyallerin ve görüntülerin elde edilmesinin hastalıkların erken teşhisi için önem teşkil ettiği belirtilmiştir (Sanei & Chambers, 2007). Vücudun farklı bölgelerinden; elektrokardiyografi (EKG), elektromiyografi (EMG), elektroensefalografi (EEG), manyetoensefalografi (MEG), elektrogastrografi (EGG), elektrookülografi (EOG) gibi yöntemlerle elektrobiyolojik sinyaller ölçülebileceği gibi ultrason/radyografi/sonografi, bilgisayarlı tomografi (CT), manyetik rezonans görüntüleme (MRI)/fonksiyonel MRI (fMRI), pozitron emisyon tomografisi (PET), tek foton emisyon tomografisi (SPET) gibi görüntüleme yöntemleri ile vücuttaki farklı bölgelerden veri toplanabilir (Sanei & Chambers, 2007). Beyindeki fonksiyonel ve fizyolojik değişimleri inceleyebilmek için belirtilen yöntemlerden EEG, MEG veya fMRI yöntemlerine ihtiyaç duyulmaktadır (Sanei & Chambers, 2007). Psikiyatrik hastalıklarla ilgili çalışmalarda da bu yöntemler ile elde edilen veri setlerinden yararlanılmaktadır. Bu ölçümlerden elde edilen veri setlerinin biyobelirteç olarak kullanılmasının faydalı olabileceği düşünülmektedir. Bu çalışma kapsamında da bu amaçla EEG verisi ile çalışılmıştır. Cook vd. (2009), biyobelirteçlerin psikiyatride potansiyel üç ana kullanım alanı olabileceğini belirtmiştir:

- 1) Gelişmiş teşhis doğruluğu: Biyobelirteçler doğru tanı konmasında yardımcı olabilir.
- 2) Bireyin hastalığının doğal seyri hakkında prognostik bilgi: Genetik, nörobiyolojik, mevcut ve geçmiş klinik öykü, aile geçmişi gibi değişkenlerin kombinasyonu ile hastalıkların seyri hakkında tahminler yapılabilir.
- 3) Tedaviye yanıt tahmini: Kişiye özel, kişiye en uygun tedavi yönteminin keşfedilmesine yönelik çalışmalar yapılabilir.

Diğer bir çok hastalık için genetik, biyobelirteçler, ölçek vb. kaynaklar tanı konmasına dair veri sağlamaktadır. Tüm bu veri kaynaklarından yola çıkarak, bilgisayar temelli makine öğrenmesi uygulamalarının, modelleme ve tahmin gibi çalışmalarda kullanılması mümkündür/daha kolaydır. Psikiyatrik hastalıklarla ilgili olarak bunun yapılması belirti tabanlı tanı yaklaşımının kullanılması sebebi ile daha zordur. Ancak yine de psikiyatri alanında da kanıta dayalı (*evidence-based*) psikiyatri ve bununla beraber veriden beslenen (*data-derived*) yaklaşımın, hastalıkların tahmininde DSM ve ICD'den daha iyi sonuçlar ortaya koyabileceği belirtilmektedir (Bzdok & Meyer-Lindenberg, 2018). 21. yüzyılın psikiyatri alanında, artan

veri miktarı sorununa makine öğrenmesi tekniklerinin ve istatistiksel öğrenmenin (*statistical learning*) çözümler sağlayabildiği araştırmacılar tarafından belirtilmiştir (Iniesta vd., 2016). Makine öğrenmesi, heterojen ve kompleks yapıdaki büyük miktardaki hasta verisinden, saklı düzensizliklerin veya örüntülerin keşfedilmesinde güçlü bir araç haline gelmiştir ve bu düzensizliklerin veya örüntülerin keşfinin, sağlık alanında fayda sağlayabileceği düşünülmektedir (Janssen vd., 2018). Yani başka bir deyişle bilgisayar destekli tanı konmasını sağlayacak modellerin/sistemlerin geliştirilmesinin önemli olduğu söylenebilir. Bu çalışma kapsamında da makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak, bireylere ait EEG verisinin biyobelirteç olarak kullanıldığı, tanı koymaya destek olacak bir model geliştirilmeye çalışılmıştır.

Bu tez çalışmasının GENEL KISIMLAR başlığı dört alt başlıktan oluşmaktadır. PSİKIYATRİK HASTALIKLAR başlığı altında tez çalışması kapsamında ele alınan psikiyatrik hastalıklardan kısaca bahsedilmiş, ELEKTROENSEFALOGRAF (EEG) başlığında ise veri setinde yer alan veri tipi olan EEG ilgili bilgilere yer verilmiştir. Ayrıca MAKİNE ÖĞRENMESİ başlığında çalışmanın yöntemini oluşturan makine öğrenmesi yöntemleri ile ilgili genel açıklamalara yer verilmiş ve yapılan literatür taraması birkaç ayrı alt başlık halinde aktarılmıştır. LİTERATÜR TARAMASI başlığında literatürden seçilip incelenen çalışmalara yer verilmiştir. MALZEME VE YÖNTEM bölümünde veri seti ile ilgili detaylar, veri setine uygulanan işlemler ve uygulanan makine öğrenmesi algoritmalarının açıklamaları yer almaktadır. Modellerden elde edilen sonuçlar BULGULAR bölümünde, literatürdeki diğer çalışmaların sonuçları ile yapılan karşılaştırma ve bu çalışmanın literatüre katkısı TARTIŞMA VE SONUÇ bölümünde sunulmuştur. EKLER kısmında ise etik kurul belgesi ve daha detaylı bulgu tabloları sunulmuştur.

1.1 ÇALIŞMANIN AMACI

Bu tez çalışmasındaki amaç; farklı makine öğrenmesi algoritmalarından yararlanarak, psikiyatrik hastalıkların ayrıştırılmasına/sınıflandırılmasına yönelik bir model oluşturulmasıdır. Yani bazal istirahat EEG verisine göre hastalık ayrıştırmasının mümkün olup olmadığı diğer bir deyişle EEG'nin biyobelirteç olarak kullanılıp kullanılamayacağı incelenmiştir. Çalışmada; hem hasta ve sağlıklı gruplar arasında hem de farklı psikiyatrik hastalıklar ve sağlıklı grup arasında sınıflandırma modelleri elde edilmesi amaçlanmıştır. Araştırma sonucunda; elde edilen modellerin hangi hastalığı daha iyi ayrıştırdığının tespit edilmesi ve hangi makine öğrenmesi yöntemlerinin daha iyi sonuç verdiği incelenmiştir.

1.2 ÇALIŞMANIN KAPSAMI VE ÖNEMİ

Çalışma kapsamında birden fazla hastalığın aynı anda ele alınması çalışmanın özgün yönlerinden biridir. Ayrıca bilinen makine öğrenmesi algoritmalarının psikiyatri alanında hastalıkların ayrıştırılması/sınıflandırılması amacı ile uygulanması, bu alanda hekimler tarafından konan tanıların güçlendirilmesini yani biyobelirteç olarak EEG verisinin kullanılabileceğini göstermiştir. Araştırmacılar tarafından psikiyatri alanındaki biyobelirteç arayışında makine öğrenmesi yöntemlerinin kullanılmasını umut vaadeden bir nitelikte olduğu belirtilmiştir (Boeke vd., 2020). Bu kapsamda güncel analiz yaklaşımlarının psikiyatri alanına uygulanmasının faydalı olabileceği düşünülmektedir.

1.3 ÇALIŞMANIN SINIRLILIKLARI

- ✓ Bu tez çalışması kapsamında kullanılan veri seti birçok hastalık kategorisini bir arada bulundurması sebebiyle özgün bir veri seti olsa da veri setinin retrospektif olması çalışmanın sınırlılıklarından biri olarak görülmektedir.
- ✓ Tez çalışması kapsamında yeni veri toplanması mümkün olmamıştır.
- ✓ Eksik ve hatalı veriden dolayı örnek sayısında kayıp yaşanmıştır.
- ✓ Hastalık gruplarında bulunan örnek sayıları arasında dengesizlik mevcuttur.
- ✓ Tez kapsamında sadece EEG verisi ile çalışılmıştır. Hastalara ait klinik, biyolojik veya genetik herhangi başka bir veri elde edilememiştir.
- ✓ Tez kapsamında sadece mutlak güç değerleri ile çalışılmıştır. Kordans, koherans gibi farklı güç değerleri ile çalışılmamıştır.

2. GENEL KISIMLAR

Bu bölümde tez kapsamında ele alınan psikiyatrik hastalıklardan, EEG kavramından ve makine öğrenmesi ile ilgili konulardan bahsedilmiştir. Çalışma, psikiyatrik hastalıklara sahip bireylerin EEG sinyallerinden oluşan bir veri setinin, makine öğrenmesi yöntemleri ile analiz edildiği bir çalışma olduğu için hem psikiyatrik hastalıklar, hem EEG hem de makine öğrenmesi yöntemleri ayrı başlıklar halinde ele alınmıştır. EEG verisinin makine öğrenmesi yöntemleri ile incelendiği bir süreç takip edilmiş izlenen yöntem ile ilgili detaylar MALZEME VE YÖNTEM başlığı altında aktarılmıştır. Tarhan vd. (2017), EEG veri setlerinde uygulanacak makine öğrenmesi yöntemlerinin uygulama adımlarını 4 temel adımda aktarmıştır: Birinci adımda beyin sinyalleri elde edilir yani EEG verisi toplanır. İkinci adımda sinyal işleme yöntemleri ile EEG verisi analiz edilmeye uygun hale getirilir. Üçüncü adımda EEG sinyalleri içerisindeki gizlenmiş enformasyon ortaya çıkarılır. Dördüncü adımda ise bireyin hastalık bazında sınıflandırması yapılır. Kutlu (2010) ise bir hastadan fizyolojik sinyallerin toplandığı ve analiz edildiği süreci açıklamıştır: İlk adımda sensörler aracılığı ile elektriksel sinyaller toplanmakta; bu sinyaller ikinci aşamada analiz edilmekte, bu analizlerin sonucuna göre bir karar verilmekte ve hasta direkt olarak tedavi aşamasına geçirilmekte veya sadece analizin sonuçları raporlanmaktadır. Bu tez çalışmasında da belirtilen iki sürece benzer bir süreç izlenmiş detaylar sonraki bölümlerde paylaşılmıştır.

2.1 PSİKİYATRİK HASTALIKLAR

Bu tez çalışması kapsamında incelenen hastalıklar, DSM-V kapsamında tanımlanmış ve sınıflandırılmış hastalıklardan oluşmaktadır. DSM-V kaynağındaki kavramların Türkçe çevirileri için Köroğlu (2014)'ten yararlanılmıştır. Dünya çapında hastalıkların sınıflandırılmasında yararlanılan bir diğer kaynak ise tezin giriş kısmında da belirtildiği gibi ICD dokümandır. Psikiyatrik hastalık veya ruhsal hastalık (*mental disorders*); zihinsel işleyişin altında yatan psikolojik, biyolojik veya gelişimsel süreçlerdeki bir işlev bozukluğunu yansıtan, bireyin bilişinde, duygu düzenlemesinde veya davranışında klinik olarak belirgin bir bozukluk ile karakterize edilen bir sendrom olarak tanımlanmaktadır (American Psychiatric Association, 2013). Bu hastalıklar her iki dokümanda da sınıflandırılarak ele alınmaktadır. Bu tez çalışmasında ele alınan veri setinde ele alınan hastalıklar DSM-V kriterlerine göre Tablo 1'deki gibi sınıflandırılmıştır:

Tablo 1: Tez kapsamında ele alınan hastalıkların DSM-V'e göre sınıflandırılması (Köroğlu, 2014).

DSM-V TANISAL ÖLÇÜTLER VE KODLAR			
İkiuçlu (Bipolar) ve İlişkili Bozukluklar	İkiuçlu (Bipolar) Bozukluk	-	-
Nörogelişimsel Bozukluklar	Dikkat Eksikliği/Aşırı Hareketlilik Bozukluğu	-	-
Depresyon Bozuklukları	Yeğîn (Majör) Depresyon Bozukluğu	-	-
Takıntı-Zorlantı Bozukluğu (Obsesif-Kompulsif Bozukluk) ve İlişkili Bozukluklar	Takıntı-Zorlantı Bozukluğu (Obsesif-Kompulsif Bozukluk)	-	-
Madde ile İlişkili Bozukluklar ve Bağımlılık Bozuklukları	Madde ile İlişkili Bozukluklar	Opiyatla İlişkili Bozukluklar	Opiyat Kullanım Bozukluğu
Örselenme (Travma) ve Tetikleyici Etkenle (Stresörle) İlişkili Bozukluklar	Örselenme Sonrası Gerginlik (Travma Sonrası Stres) Bozukluğu	-	-
Şizofreni Açılımı Kapsamında ve Psikozla Giden Diğer Bozukluklar	Şizofreni	-	-

2.1.1 Bipolar Bozukluk

Bipolar bozukluk (*bipolar disorder*), ikiuçlu (bipolar) ve ilişkili bozukluklar (*bipolar and related disorders*) başlığı altında incelenen bir hastalıktır (American Psychiatric Association, 2013; Köroğlu, 2014). Bu hastalığın gidişatında birbirini izleyen dönemler mevcuttur. Mani, “depresyon (çökkünlük) durumunun tam tersi, aşırı neşeli, bazen de öfkeli, coşkulu bir duygudurum içinde düşünce, konuşma, devinimde hızlanma, benlik kabarması, aşırı güçlülük, büyüklük duyguları ve sanrıları ile belirli genel bir kabarma, taşkınlık, çoşma ile giden bir duygudurum bozukluğu dönemi” olarak tanımlanmaktadır (Öztürk & Uluşahin, 2020). Mani döneminin öncesinde ya da sonrasında hipomani ya da depresyon dönemleri bulunabilmektedir (Köroğlu, 2014). Hipomani dönemi de mani dönemine benzemekle birlikte, bu iki dönem DSM-V’te süre ve şiddet açısından birbirinden ayrılmıştır; depresyon dönemi ise depresyon tanı ölçütleri ile aynıdır (Öztürk & Uluşahin, 2020).

2.1.2 Dikkat Eksikliği/Aşırı Hareketlilik Bozukluğu - DEHB

Dikkat eksikliği/aşırı hareketlilik bozukluğu (*attention-deficit/hyperactivity disorder*), nörogelişimsel bozukluklar (*neurodevelopmental disorders*) başlığı altında incelenen bir hastalıktır (American Psychiatric Association, 2013; Köroğlu, 2014). DEHB, temel belirtileri; gelişimsel düzey ile uyuşmayacak ağırlıkta dikkatsizlik, aşırı hareketlilik ve dürtüsellik olan,

kişinin yaşamını akademik, sosyal, mesleki alanlarda olumsuz olarak etkileyen ve uyum becerilerini bozan, çocukluk çağında sıklıkla saptanan bir sendrom olarak tanımlanmıştır (Kılıç vd., 2020).

2.1.3 Yeğın (Majör) Depresyon Bozukluęu

Yeğın (majör) depresyon bozukluęu (*major depressive disorder*), depresyon bozuklukları (*depressive disorders*) başlıęı altında incelenen bir hastalıktır (American Psychiatric Association, 2013; Köroęlu, 2014). Depresyon (çökkünlük), Öztürk & Uluşahin (2020) tarafından; “*derin üzüntülü, bazen de hem üzüntülü, hem bunaltılı bir duygudurumla birlikte düşünce, konuşma, devinim ve fizyolojik işlevlerde yavaşlama, durgunlaşma ve bunların yanı sıra değersizlik, küçüklük, güçsüzlük, isteksizlik, karamsarlık duygu ve düşünceleri ile belirli bir sendrom*” olarak tanımlanmaktadır. Depresyon, bedensel ya da başka bir ruhsal hastalıęa baęlı olmadan ortaya çıkabileceęi gibi başka bir hastalıęa baęlı olarak da ortaya çıkabilmektedir (Öztürk & Uluşahin, 2020).

2.1.4 Takıntı-Zorlantı Bozukluęu (Obsesif-Kompulsif Bozukluk) - OKB

Obsesif-kompulsif bozukluk (*obsessive-compulsive disorder*), takıntı-zorlantı bozukluęu (*obsesif-kompulsif bozukluk*) ve ilişkili bozukluklar (*obsessive-compulsive and related disorders*) başlıęı altında incelenen bir hastalıktır (American Psychiatric Association, 2013; Köroęlu, 2014). Öztürk & Uluşahin (2020), bu hastalıęı, “*saplantı ve/veya zorlantıların görüldüęü, genellikle süregelen, kimi zaman dönemsel alevlenmelerle giden, kişinin günlük işlevlerini belirgin olarak etkileyen bir bozukluk*” olarak tanımlamıştır. Takıntı ya da saplantı kavramı, “*irade dışı gelen, bireyi tedirgin eden, benlięe yabancı, bilinçli çaba ile kovulamayan, inatçı biçimde yineleyen düşünce, imge ya da dürtüler*” olarak tanımlanırken; zorlantı kavramı, “*çoęu kez saplantılı düşünceleri kovmak için yapılan, istenç dışı yinelenen hareketler*” olarak tanımlanmaktadır (Öztürk & Uluşahin, 2020).

2.1.5 Opiyat Kullanım Bozukluęu

Opiyat kullanım bozukluęu (*opioid use disorder*), madde ile ilişkili bozukluklar ve baęımlılık bozukluklarının (*substance-related and addictive disorders*) altında, sırasıyla madde ile ilişkili bozukluklar (*substance-related disorders*) ve opiyat ilişkili bozukluklar (*opioid-related disorders*) alt başlıklarının altında yer alan bir hastalıktır (American Psychiatric Association,

2013; Köroğlu, 2014). Madde bağımlılığı, “*biyolojik, psikolojik, davranışsal ve sosyal etkenlerin birlikte rol oynadığı bir hastalık*” olarak tanımlanmıştır (Uluğ & Öztürk, 2020). Bu rahatsızlık kapsamında bağımlısı olunan opioidler; morfin, kodein gibi doğal opiyum türevleri ile eroin, dilaudit gibi yarı sentetik, metadon, fentanil gibi sentetik narkotik analjezikleri kapsamaktadır (Uluğ & Öztürk, 2020). Opioid bağımlılığında, ilaç sağlandığı sürece hasta herhangi bir uyum sorunu göstermezken, ilacın sağlanamaması durumunda hastada ağır etkiler görülebildiği belirtilmiştir (Uluğ & Öztürk, 2020).

2.1.6 Örselenme Sonrası Gerginlik (Travma Sonrası Stres) Bozukluğu - PTSD

Örselenme sonrası gerginlik veya travma sonrası stres bozukluğu (*posttraumatic stress disorder*), örselenme (travma) ve tetikleyici etkenle (stresörle) ilişkili bozukluklar (*trauma- and stressor-related disorders*) başlığı altında incelenen bir hastalıktır (American Psychiatric Association, 2013; Köroğlu, 2014). PTSD; doğal ya da insanların yol açtığı yıkımlar, savaş, ağır kazalar, saldırıya uğrama, tecavüz, işkence, başkalarının vahşi biçimde öldürülmesine tanık olma gibi olağan dışı örseleyici olayları yaşayan kişilerde, gecikmiş ve uzamış olarak ortaya çıkan belirtiler (aşırı korku, şaşkınlık, öfke gibi) kümesi olarak tanımlanmıştır (Öztürk & Uluşahin, 2020).

2.1.7 Şizofreni

Şizofreni (*schizophrenia*), şizofreni açılımı kapsamında ve psikozla giden diğer bozukluklar (*schizophrenia spectrum and other psychotic disorders*) başlığı altında incelenen bir hastalıktır (American Psychiatric Association, 2013; Köroğlu, 2014). Öztürk & Uluşahin (2020), şizofreniyi, “*kişinin insan ilişkilerinden ve gerçeklerden uzaklaştığı, kendine özgü bir içe kapanım (otizm) dünyasında yaşadığı; düşüncüş, duyuş ve davranışlarda önemli bozuklukların görüldüğü ağır bir ruhsal bozukluk*” olarak tanımlamaktadır.

2.2 ELEKTROENSEFALOGRAM (EEG)

Beyindeki elektriksel sinyallerin ölçülmesini sağlayan EEG’nin tarihi 20. yüzyılın başına dayanmaktadır. Alman psikiyatrist Hans Berger, 6 Haziran 1924 tarihinde insana ait ilk EEG çekimini gerçekleştirmiştir (İnce vd., 2020; La Vaque, 1999). 1929 yılında ise Berger, “*Über das Elektrenkephalogramm des Menschen*” başlıklı, EEG ile ilgili ilk çalışmasını yayımlamıştır (Berger, 1929). Psikiyatri alanında çığır açıcı olarak nitelendirilebilecek olan EEG ölçümü

beyindeki elektriksel sinyallerin analiz edilmesi ve anlaşılması açılarından araştırmalara hâlâ yardımcı olmaktadır.

EEG ile 20. yüzyılın başında, beynin sürekli olarak elektriksel sinyal/salınım (*electrical oscillations*) ürettiği ve bu sinyallerin kafatası üzerinden kayıt altına alınabildiği ortaya konmuştur (Amthor, 2011). EEG, beynin elektrik fonksiyonunun benzersiz ve değerli bir ölçüsü olarak tanımlanmaktadır; iki beyin fonksiyonu bölgesinden gelen voltaj farkının zaman içinde kaydedilen grafiksel bir gösterimidir (Tatum, 2008). Beyin hücreleri (nöronlar) aktive edildiğinde, dendritlerde sinaptik akımlar üretilir ve EEG sinyalleri, serebral korteksteki birçok piramidal nöronun dendritlerinin sinaptik uyarılmaları sırasında akan akımların bir ölçüsü olarak tanımlanmaktadır (Sanei & Chambers, 2007). Sinaptik uyarılmalar ile birlikte kafa derisi üzerinden EEG sistemleri tarafından ölçülebilen bir elektrik alanı oluşur (Sanei & Chambers, 2007). Bu sinyaller hem dışarıdan uyarılma ile hem de farklı düşünce örüntüleri (*thought patterns*) sebebi ile oluşabilmektedir (Amthor, 2011).

EEG kayıtları bir veya birden fazla elektrotun kafatası üzerine yerleştirilmesi yolu ile yapılmaktadır (Amthor, 2011). Elektrotların pozisyonunun belirlenmesi amacıyla uluslararası kabul gören sistemler mevcuttur. Uluslararası 10-20 sistemi (Jasper, 1958) tarafından tanımlanmıştır ve bu sistem elektrotların kafatası üzerindeki lokasyonlarını belirlemek amacıyla kullanılır (Gutberlet vd., 2009). Jasper (1958) tarafından önerilen geleneksel 10-20 elektrot yerleştirme sistemi (referans noktası olarak kulak üzerindeki bölgelere yerleştirilen 2 elektrot hariç) toplam 21 elektrottan (Şekil 1) oluşmaktadır; ancak araştırmacılar tarafından bu sistemi temel alan çeşitli modifikasyonlar bulunmaktadır (Sanei & Chambers, 2007). 10-20 sisteminde Fp1, Fp2, F3, F4, C3, C4, P3, P4, O1, O2, F7, F8, T3, T4, T5, T6, Fpz, Fz, Cz, Pz, Oz ve referans noktası olarak A1 ve A2 olarak isimlendirilen elektrotlar bulunmaktadır (Sanei & Chambers, 2007). Bununla yanı sıra, yine uluslararası çapta kabul gören ve araştırmacılar tarafından kullanılan ve daha fazla elektrot ile ölçüm yapılan 10-10 sistemi bulunmaktadır (Tatum, 2008). Klinik çalışmalarda en az 21 elektrot ile çalışma yapılması önerilmekle beraber bugün bu sayının çok daha fazla olabileceği görülmektedir (Tatum, 2008).

Şekil 1: Geleneksel 10-20 elektrot yerleştirme pozisyonları (Sanei & Chambers, 2007).

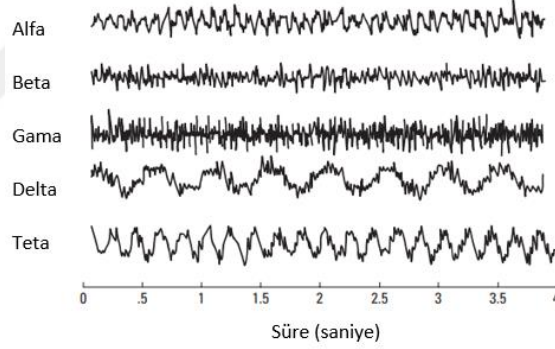
Elektrotlar kafatası üzerindeki pozisyonlarına göre isimlendirilmekle beraber pozisyonlar şunları ifade etmektedir (Tatum, 2008): Fp = frontal kutup (*frontopolar*), F = frontal (*frontal*), T = temporal (*temporal*), O = oksipital (*occipital*), C = merkez (*central*), P = parietal (*parietal*). Fiziksel olarak beyinde bir merkezi lob (*central lobe*) olmamasına rağmen kafanın ortasındaki bölge, “merkezi” ifade eden “C” harfi ile gösterilmektedir (Dickter & Kieffaber, 2013). Sol hemisfere (kafatasının sol tarafı) yerleştirilen elektrotlar tek sayı, sağ hemisfere (kafatasının sağ tarafı) yerleştirilenler ise çift sayı ile numaralandırılmıştır; “z” ile isimlendirilen elektrotlar ise kafatasının orta kısmını ifade etmektedir (Dickter & Kieffaber, 2013; Tatum, 2008). Bu tez kapsamında kullanılan veri setinde Şekil 1’deki gibi Fp1, Fp2, F3, F4, C3, C4, P3, P4, O1, O2, F7, F8, T3, T4, T5, T6, Fz, Cz, Pz (toplam 19 adet) elektrotlarından alınan değerler kullanılmış olup Fpz ve Oz elektrotları kullanılmamıştır.

EEG dalga (*waves*) tipleri ritim (*rhythm*) olarak adlandırılmakta ve alfa, beta, gamma, delta, ve teta şeklinde ifade edilmektedirler (Amthor, 2011). Frekans aralıklarına göre 5 ana beyin dalgası bulunmaktadır ve bunlar alfa (α), teta (θ), beta (β), delta (δ), and gamadır (γ) (Sanei & Chambers, 2007). Alfa ve beta dalgaları Berger (1929), teta dalgası W. G. Walter & Dovey (1944), delta dalgası Walter (1936), gama dalgası Jasper & Andrews (1938) tarafından ortaya konmuştur. Bilinen ana dalgaların yanında farklı durumlarda ortaya çıkan; rho (ρ), mu (μ), phi (ϕ), kappa (κ), sigma (σ), tau (τ), chi (χ), lambda (λ) dalgaları da mevcuttur (Sanei & Chambers, 2007).

Her ritmin gücü, o ritim için tanımlanan frekans bandındaki genlik (*amplitude*) miktarı kadardır (Amthor, 2011). Her bir dalga türü farklı bir frekans aralığını ifade etmektedir (Tablo 2, Şekil 2). Buna göre frekans aralıkları dalga türüne göre değişiklik göstermektedir. Farklı kaynaklarda frekans değerleri birbirine yakın değerler ile ifade edilmiştir. EEG'deki frekanslar beynin hangi durumda (uyku, uyanıklık vb.) temsil etmektedir (Amthor, 2011). Sağlıklı bireylerde beyin sinyallerindeki genlik ve frekanslar (*frequencies*) bireyin uyanık veya uykuda olma durumu veya hatta yaşı gibi farklı durumlara göre değişiklik göstermektedir (Sanei & Chambers, 2007).

Tablo 2: Frekans aralıkları.

Ritim Türü	Frekans aralığı			
	(Amthor, 2011)	(Tatum, 2008)	(Sanei & Chambers, 2007)	(Baars & Gage, 2013)
Delta	0-4 Hz	<4 Hz	0,5-4 Hz	<4 Hz
Teta	4-8 Hz	4-7 Hz	4-7,5 Hz	3,5-7,5 Hz
Alfa	8-13 Hz	8-13 Hz	8-13 Hz	7,5-13 Hz
Beta	13-30 Hz	>13 Hz genellikle 18-25 Hz	14-26 Hz	12-25 Hz
Gama	30-100 Hz	-	>30 Hz	26-70 Hz 40 Hz civarında



Şekil 2: Frekans bantları (Amthor, 2011).

Alfa dalgaları; beynin meditasyon benzeri, kişinin uyanık ve bilinçli olduğu durumlarla ilişkili ritim türüdür (Amthor, 2011; Baars & Gage, 2013). Kişinin herhangi bir dikkat veya konsantrasyon olmadan, rahat bir farkındalıkta (gözler kapalı şekilde ancak bilinçli olacak şekilde rahatlama durumu) olduğu durumlara işaret ettiği belirtilmiştir (Baars & Gage, 2013; Sanei & Chambers, 2007). Gözlerin açık olması, uyuşukluk ve uyku durumları ile bu dalgalar azalır (Baars & Gage, 2013).

Beta dalgaları; uyanıklık, aktif konsantre düşünme veya zihinsel çaba ile ilişkili düşünme, meşgul veya endişeli düşünme ile ilgili ritim türüdür (Amthor, 2011; Baars & Gage, 2013). Aktif düşünme, aktif dikkatli olma, dış dünyaya odaklanma veya problem çözme ile ilişkilidir

(Sanei & Chambers, 2007). Panik durumda yüksek seviyede beta dalgası görülür (Sanei & Chambers, 2007).

Gama dalgaları, beyinde bilgi işleme ile ilişkili ritim türüdür; uyanık, bilinçli aktivite tipik olarak EEG'nin beta ve gama dalgaları ile ilişkilendirilmektedir (Amthor, 2011). Gama ve beta dalgalarının çakışabildiği ve bu ikisinin arasındaki kesin sınırlar arasında anlaşmazlık olduğu belirtilmektedir (Baars & Gage, 2013). Genellikle 45 Hz değerine kadar olmakla birlikte 30 Hz değerinin üzerindeki dalgaya gama dalgası denmektedir ve bu dalganın bazen “*fast beta wave*” olarak adlandırıldığı belirtilmiştir (Sanei & Chambers, 2007). Baars & Gage (2013), gamanın bilinçli durumlar ve REM rüyalarında görüldüğünü aktarmıştır.

Delta dalgaları; derin, yavaş dalga (*slow-wave sleep*) ile ilişkilidir (Amthor, 2011). Bu dalgalar derin uyku, bilinçsiz uyku ile ilişkilendirilmiştir (Baars & Gage, 2013; Sanei & Chambers, 2007). Fiziksel dünyaya dair farkındalığın azaldığı durumlarda delta dalgaları artar (Baars & Gage, 2013).

Teta dalgaları, bilincin uyuşukluğa doğru kayması ile beraber ortaya çıkmakta ve manevi şeyler, yaratıcı ilham ve derin meditasyon ile ilişkilendirilmektedir (Sanei & Chambers, 2007). Aynı zamanda bazı kısa süreli hafıza görevleri sırasında ve bir anıyı hatırlama sırasında da ortaya çıkarlar (Baars & Gage, 2013).

EEG işleme süreci temel olarak 4 adımdan oluşmaktadır (Dickter & Kieffaber, 2013):

- (1) biyoelektriksel sinyallerin elektrik akımına dönüştürülmesi: Bu aşamada kafa derisi üzerine yerleştirilen elektrotlarda oluşan biyoelektriksel sinyaller elektrik akımına dönüştürülür.
- (2) elektrot yoluyla ölçülen sinyalin EEG amplifikatörüne iletilmesi
- (3) küçük sinyellerin amplifikasyonu: EEG sinyalleri çok küçük olduğundan amplifikatör yardımı ile ölçümün hassas bir şekilde gerçekleştirilmesi sağlanır.
- (4) analog sinyalin dijital olarak ifade edilmesi: Diğer tüm aşamaların ardından sinyallerin depolanabilir, görselleştirilebilir veya analiz edilebilir bir hale getirilmesi için dijitalleştirilmesi gerekmektedir. Dördüncü aşama bunun yapılmasını sağlar.

Ham EEG sinyalleri mikrovolt (μ) cinsinden genliğe ve 300 Hz'e kadar frekansa sahiptir (Sanei & Chambers, 2007). Elde edilen ham sinyallerden verimli bir sonuç elde edilebilmesi için

sinyallerin amplifikatöre iletilerek işlenmesi, bu analog sinyallerin dijitalleştirilmeden önce veya sonra parazitten arındırılmak üzere filtrelenmesi böylece sinyallerin işlenmeye ve görselleştirmeye uygun hale getirilmesi gerektiği belirtilmiştir (Sanei & Chambers, 2007).

2.3 MAKİNE ÖĞRENMESİ

Yapay zekâ araştırmalarının bir alt dalı olan makine öğrenmesi, hemen her alanda kullanım imkânı sağlayan yöntemler sunmaktadır. Eğitim, sağlık, hukuk, pazarlama, finans gibi farklı disiplinlerdeki araştırmacıların dikkatini çeken makine öğrenmesi yöntemleri, veri setlerinin analiz edilmesini ve bunların anlaşılmasını sağlarken, geleceğe dönük tahminlerde bulunulmasını da sağlar.

İnsanların, düşünme süreci karmaşık işlemleri içeren adımlardan oluşur. Ancak araştırmacılar için geçmişten günümüze, insanların düşünme şeklinin makinelere aktarılıp aktarılamayacağı önemli bir merak ve araştırma konusu olmuştur. Bilgisayarlara düşünme yetisinin kazandırılması yoluyla, insana özgü karar verme süreçlerinin taklit edilmesi sağlanmaya çalışılmaktadır. Arf (1959)'un ifade etmiş olduğu “*Makineler düşünebilir mi ve nasıl düşünebilir?*” sorusu araştırmacıların uzun yıllardır üzerinde çalıştığı bir soru olmuştur. Makine öğrenmesi bu doğrultuda, yapay zekânın alt dallarından birisi olarak ortaya çıkmıştır.

Carbonell vd. (1983), öğrenme ve yapay zekâ ile ilgili olarak şu ifadeleri kullanmıştır:

“Öğrenme çok yönlü bir olgudur. Öğrenme süreçleri; yeni bildirimsel bilgilerin edinilmesini, öğretim veya uygulama yoluyla motor ve bilişsel becerilerin geliştirilmesini, yeni bilgilerin genel, etkili temsiller halinde düzenlenmesini ve gözlem ve deney yoluyla yeni gerçeklerin ve teorilerin keşfedilmesini içerir. Bilgisayar çağının başlangıcından bu yana, araştırmacılar bu tür yetenekleri bilgisayarlara yerleştirmeye çalışıyorlar. Bu sorunu çözmek, yapay zekâda en zorlu ve büyüleyici uzun menzilli bir hedef olmuştur ve olmaya devam etmektedir. Öğrenme süreçlerinin çoklu tezahürlerinin incelenmesi ve bilgisayar modellemesi, makine öğreniminin konusunu oluşturmaktadır.”

Yapay zekânın alt dallarından biri olan makine öğrenmesi kavramının, Türkçe ve yabancı dilde yazılan farklı akademik kaynaklarda tanımı yapılmıştır:

Makine öğrenmesi; “performansı iyileştirmek veya doğru tahminler yapmak için deneyim kullanarak hesaplama yöntemleri” olarak tanımlanmaktadır (Mohri vd., 2018). Flach (2012), makine öğrenmesinin; “doğru görevleri gerçekleştiren doğru modelleri oluşturmak için doğru özellikleri kullanmakla ilgili” olduğunu belirtmiştir.

Balaban & Kartal (2018), Mitchell (1997)’den aktardığı tanımda makine öğrenmesi şu şekilde ifade edilmektedir: “*Eğer bir bilgisayar programının G görevlerinde P ile ölçülen performansı, deneyim D ile artıyorsa, o bilgisayar programının bazı G görevlerinin sınıflarına ve performans ölçüsü P ’ye göre deneyim D ’den öğrendiği söylenmektedir.*”

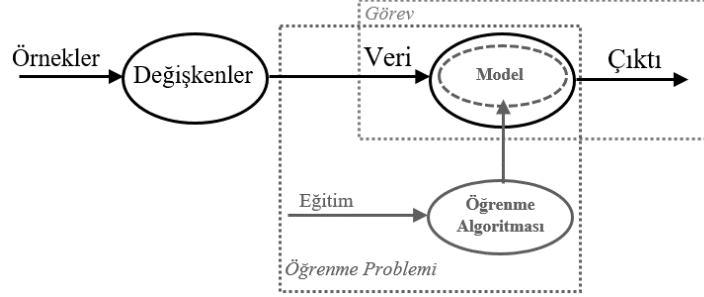
Alpaydın (2013), makine öğrenmesinden yapay öğrenme olarak bahsederken şu açıklamayı yapmıştır: “*Yapay öğrenme, bilgisayarların örnek veri ya da geçmiş deneyimi kullanarak başarımlarını artıracak biçimde programlanmasıdır. Elimizde bazı parametrelere bağlı olarak tanımlanmış bir model ve veri ya da geçmiş deneyim üzerinde modelin başarımını ölçmek için bir ölçüt tanımlıdır. Amaç, modelin parametrelerini bu başarımla ölçütüne göre en iyi yapan parametre değerlerini bulmaktır. Model, gelecekle ilgili öngörüler yapmak için kullanılabilen öngörücü ve/ya da veriden bilgi çıkarmaya yönelik açıklayıcı bir model olabilir.*”

Makine öğrenmesi, bilgisayarların öğrenebilmesi adına ilgili yöntemlerin geliştirilmesi için çalışır; bilgisayarların da insanlar gibi akıllı davranabilmesi ve deneyimlerden faydalanması ile ilgilidir (Kulkarni, 2012).

Flach (2012), makine öğrenmesini, “bilgilerini veya performansını deneyimle geliştiren algoritmaların ve sistemlerin sistematik olarak incelenmesi” olarak tanımlamıştır. Sütçü & Aytekin (2018), makine öğrenmesinin “*deneyim yoluyla otomatik olarak gelişen hesaplamanın nasıl oluşacağı sorusunu ele aldığını ve günümüzün en hızlı büyüyen teknik alanlarından biri*” olduğunu belirtmiştir. Gürsakal (2017), makine öğrenmesinin “*insanlar tarafından tasarlanıp yazılamayacak kadar karmaşık görevleri yapabilmemizi sağladığını*” belirtmiştir.

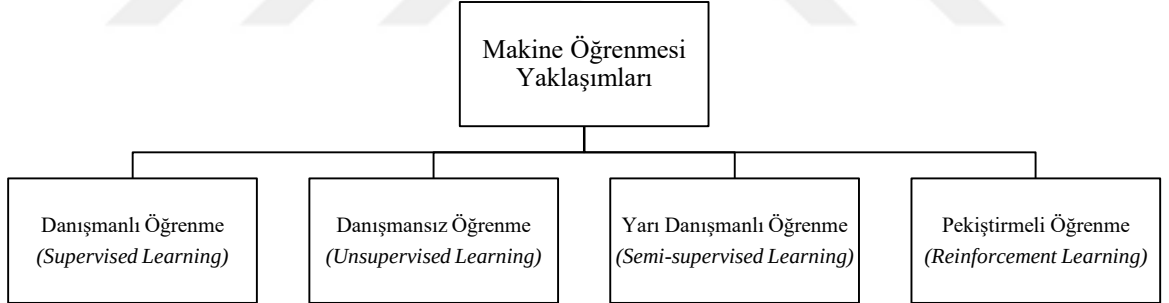
Makine öğrenmesinin farklı araştırmacılar tarafından yapılan tanımlarına bakıldığında birbirine benzer tanımların ortaya konduğu görülmektedir. Buradaki amacın, belli bir görevin yerine getirilebilmesi için makinenin yani bilgisayarın eldeki veri setinden öğrenme işlemini gerçekleştirerek bir model kurması ve bunun belirlenen başarımla ölçütleri çerçevesinde ölçülmesi olduğu söylenebilir. Başarımla ölçütlerinin değerlendirilmesi ile model için en uygun

parametrelerin ayarlanması sağlanır. Flach (2012), makine öğrenmesindeki genel süreç mantığını Şekil 3'teki gibi görselleştirmiştir.



Şekil 3: Belli bir göreve/amaca yönelik olarak makine öğrenmesinin genel çalışma mantığı (Flach, 2012).

Veri setlerinin analizinde farklı makine öğrenmesi yaklaşımları izlenmektedir. Bunları makine öğrenmesinin türleri (Gürsahal, 2017; Sütçü & Aytekin, 2018), öğrenme stratejileri, öğrenme yöntemleri (Balaban & Kartal, 2018) olarak adlandırmak mümkündür. Bu yaklaşımların altında yer alan sınıflandırma Şekil 4'te görülmektedir:



Şekil 4: Makine öğrenmesi yöntemleri (Gürsahal, 2017).

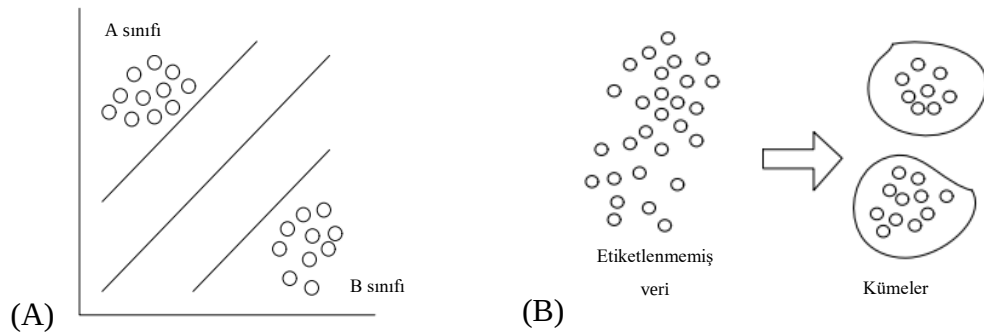
Makine öğrenmesi yaklaşımları temel olarak danışmanlı/gözetmenli/denetimli ve danışmansız/gözetimsiz/denetimsiz olarak ikiye ayrılmaktadır (Harrington, 2012; Hastie vd., 2009; Watt vd., 2020). Ancak bazı kaynaklarda danışmanlı ve danışmansız öğrenmenin yanında, yarı danışmanlı öğrenme (Flach, 2012; Gürsahal, 2017; Hauschild vd., 2007; Jo, 2021; Mohri vd., 2018; Witten vd., 2011) ve pekiştirmeli öğrenmeye de (Alpaydın, 2014; Balaban & Kartal, 2018; Flach, 2012; Gürsahal, 2017; Jo, 2021; Kubat, 2017; Mohri vd., 2018; Nilsson, 2018) bu sınıflandırmada yer verilmektedir. Kavramların Türkçe'de araştırmacılar tarafından kullanılan karşılıklarına bakıldığında birbirine yakın ancak farklı çevirilerin olduğu görülmektedir (Tablo 3).

Tablo 3: Öğrenme teknikleri.

<i>Supervised Learning</i>	<i>Unsupervised Learning</i>	<i>Semi-supervised Learning</i>	<i>Reinforcement Learning</i>
Denetimli öğrenme (Akpınar, 2017; Gürsakar, 2017; Silahtaroglu, 2016)	Denetimsiz öğrenme (Akpınar, 2017; Gürsakar, 2017; Silahtaroglu, 2016)	Yarı denetimli öğrenme (Gürsakar, 2017)	Pekiştirmeli öğrenme (Alpaydın, 2013; Balaban & Kartal, 2018)
Danışmanlı öğrenme (Balaban & Kartal, 2018)	Danışmansız öğrenme (Balaban & Kartal, 2018)	Yarı danışmanlı öğrenme (Balaban & Kartal, 2018)	Takviyeli öğrenme (Gürsakar, 2017)
Gözetimli öğrenme (Alpaydın, 2013)	Gözetimsiz öğrenme (Alpaydın, 2013)		Destekleyici öğrenme (Öztemel, 2016)
			Eleştirmenle öğrenme (Alpaydın, 2013)

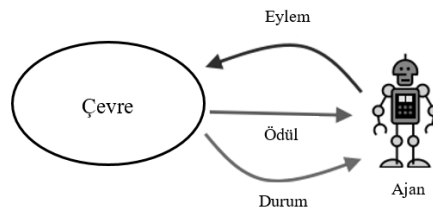
Danışmanlı öğrenme, makine öğrenmesi alanında sıklıkla kullanılan yöntemlerden biri olup, bu yaklaşımda, etiketlenmiş olan (yani hangi sınıfa veya kategoriye ait olduğu belli) örneklerden oluşan bir veri seti ile öğrenme gerçekleşir. Yani başka bir deyişle, girdi değişkenleri, çıktı değişkenleri ve algoritma yardımı kullanılarak, girdi değerlerinden çıktı değerlerinin elde edilmesi amaçlanır (Akhtar, 2017). Bu yaklaşımda, doğru değeri bir gözetmen tarafından verilmiş girdi ile hesaplanan çıktı arasında bir eşlemenin öğrenilmesi amaçlanmaktadır (Alpaydın, 2013).

Danışmansız öğrenmede ise, etiketlenmemiş (yani hangi sınıfa veya kategoriye ait olduğu belli olmayan) örneklerden oluşan veri setinin gizlenmiş yapısı ortaya çıkarılmaya çalışılır (Sutton & Barto, 2018). Bu yaklaşımda, sadece girdi değerlerinden oluşan bir veri seti ile çalışılarak bu değişkenler arasındaki ilişkinin, yapının veya düzenin varlığı araştırılır (Akhtar, 2017; Alpaydın, 2013). Etiketlenmemiş örneklerden öğrenme olan danışmansız öğrenmede, örnekler benzerliklerine veya farklılıklarına göre ayrıştırılır (Kulkarni, 2012). Şekil 5'te, danışmanlı ve danışmansız öğrenme yaklaşımlarının temel mantığı görsel olarak verilmiştir.

**Şekil 5:** Danışmanlı (A) ve danışmansız (B) öğrenme (Kulkarni, 2012).

Yarı danışmanlı öğrenme, danışmanlı ve danışmansız öğrenme yaklaşımlarının karışımı olarak düşünülebilir (Gürsaka, 2017) ve bu öğrenme yaklaşımının her iki yaklaşımın iyi yönlerini almaya çalıştığı belirtilmektedir (Kulkarni, 2012). Burada amaç, danışmanlı öğrenmede olduğu gibi sınıflandırma yapılmasıdır ancak veri setinde hem etiketlenmiş hem de etiketlenmemiş örnekler bulunmaktadır (Witten vd., 2011). Bu yaklaşımda danışmanlı ve danışmansız öğrenme yaklaşımları birlikte kullanılır; etiketlenmemiş örnekler etiketlenmişler referans alınarak kümelenir (Jo, 2021). Yarı danışmanlı öğrenme, etiketlenmemiş verinin kolayca erişilebilir olduğu ancak etiketlendirmenin pahalı olduğu durumlarda ortaya çıkmaktadır (Flach, 2012; Mohri vd., 2018).

Pekiştirmeli öğrenme, iki temel makine öğrenmesi yaklaşımından farklılaşmaktadır. Ne danışmanlı öğrenmedeki gibi etiketlenmiş veriye dayanır ne de gizlenmiş bir yapıyı ortaya çıkarmaya çalışır; burada amaç, ödül sinyalinin (*reward signal*) maksimize edilmesidir (Sutton & Barto, 2018). Bu yaklaşım, ödül ve cezaya dayanır ve optimal karar verme süreçlerine temel oluşturmaktadır (Nandy & Biswas, 2018). Öztemel (2016), pekiştirmeli öğrenme yaklaşımında da, danışmanlı öğrenmede olduğu gibi bir öğretmen olduğunu belirtmiştir. Balaban & Kartal (2018), pekiştirmeli öğrenmede, öğrenmeyi destekleyen bir danışman olduğunu ancak bu danışmanın gerçek çıktı değerleri yerine çıktı değerinin ne derece doğru olduğunu gösteren bir sinyal, skor veya dereceyi ifade ettiğini aktarmıştır. Alpaydın (2013)'ün belirtmiş olduğu “eleştirmenle öğrenme” ifadesindeki eleştirmen, danışmandan farklı olarak ne yapılması gerektiğini değil geçmiş eylemin iyi olup olmadığını söylemektedir. Bu ifadelerle bakıldığında, pekiştirmeli öğrenmede izlenen yolun danışmanlı ve danışmansız öğrenme yaklaşımlarından farklı olduğu görülmektedir. Bu kapsamda, ne danışmanlı öğrenmede olduğu gibi veri setindeki örneklerle ilgili çıktı verisi bilinmekte ne de danışmansız öğrenmede olduğu gibi örnekler arasındaki ilişki keşfedilerek kümeleme, benzerlik veya birliktelik ilişkileri aranmaktadır. Şekil 6'da, pekiştirmeli öğrenmenin temel bileşenleri ile çalışma mantığı görsel olarak verilmiştir.



Şekil 6: Pekiştirmeli öğrenme (Sugiyama, 2015).

Farklı alanlarda uygulanan makine öğrenmesi yöntemleri ile nesneler, yüzler, sözcüklerin tanınması, kredi kartı alışveriş dizisindeki veya fabrikadaki algılayıcıda oluşan anomalilerin tespiti, bir hisse senedinin değeri, kimin neyi satın alacağı gibi (Gürsaka, 2017) çok farklı araştırmalar veya incelemeler yapılabilmektedir. Uygulama alanları tek tek incelendiğinde makine öğrenmesi yöntemlerinin çok farklı alanlardan araştırmacının dikkatini çektiği ve farklı alanlarda kullanıldığı görülmektedir. Makine öğrenmesi yöntemleri; eğitimde (Cui vd., 2019; Kartal vd., 2019; Koutina & Kermanidis, 2011) öğrenci başarı tahmini, işletmelerde (Adalı & Balaban, 2019; Ahmad vd., 2019; Gaur & Dubey, 2018; Höppner vd., 2020; Koçoğlu, 2017; Koehn vd., 2020; Yapraklı & Erdal, 2016) pazar sepet analizi, müşteri kayıp analizi, firma başarısızlığının tahmini, finans alanında (Dosdoğru, 2019; Filiz & Öz, 2017; Nti vd., 2020; Xie vd., 2020) borsa endeks tahmini, sporda (Karaoğlu, 2015; Rossi vd., 2018; Thabtah vd., 2019) müsabaka sonuç tahmini, sakatlık tahmini, tarımda (Booth vd., 2020; Caladcad vd., 2020; P. Feng vd., 2020; Nigam vd., 2019) ürün verimliliğinin tahmini, veterinerlikte (Guénard vd., 2020; Hempstalk vd., 2015; Reagan vd., 2020) hayvanların gebe kalma başarısının tahmini, bilişim alanında (A. Aydın vd., 2018; Korkmaz & Büyükgöze, 2019; Özekes & Karakoç, 2019) kötüçöl yazılım tespiti, saldırı tespiti, sahte web sitesi tahmini ve petrol, meteoroloji, nükleer, deniz ürünleri araştırmalarına kadar çok farklı alanlarda (Chae vd., 2020; Dewasme, 2019; Kim & Shin, 2020; Lee vd., 2020; Mahmoudzadeh vd., 2020; Najjarpour vd., 2020; J. Qin vd., 2020; Zhi vd., 2020) kullanılabilmektedir.

2.4 LİTERATÜR TARAMASI

Literatür taraması, dört farklı başlık temelinde yapılandırılmıştır; genelden özele doğru literatür taramasının kapsamı daraltılmıştır. Sağlık alanında makine öğrenmesi yöntemlerini kullanan araştırmalar, psikiyatri alanında makine öğrenmesi yöntemlerini kullanılan araştırmalar, psikiyatride EEG verisi ile yapılan çalışmalar ve psikiyatride EEG verisi ve makine öğrenmesi yöntemleri kullanılmış olan araştırmalar ele alınarak incelenmiştir. Bu kapsamda incelenen ve yararlanılan kaynaklar Google Scholar ve SCOPUS veri tabanlarında, farklı anahtar kelimeler kullanılarak tez süreci boyunca yapılan taramalar sonucunda elde edilmiştir. Tarama sürecinde; *“machine learning”* & *“computational psychiatry”*, *“machine learning”* & *“psychiatry”*, *“EEG classification”*, *“psychiatric disorders”* & *“machine learning”* ve hastalık isimleri ile *“machine learning”*, *“classification”*, *“EEG classification”* anahtar kelimeleri birleştirilerek

kullanılmıştır. Ayrıca incelenen çalışmaların atıf verdikleri referanslar da incelenmiştir. Elde edilen araştırmalar farklı başlıklar altında çalışmaya dâhil edilmiştir.

Veri tabanlarındaki yayınlar dışında Türkiye’deki tez çalışmaları da incelenmiştir. Tezlere <https://tez.yok.gov.tr/> (YÖK Ulusal Tez Merkezi, 2021) sitesindeki veri tabanından ulaşılmıştır. Tarama için birtakım kısıtlar belirlenmiştir. Tarama; aranacak alan = tez adı ve tümü, izin durumu = izinli, tez türü = yüksek lisans ve doktora olarak belirlenmiş 2010-2020 yılları arasında yayımlanan tezler incelenmiştir. Bu kriterlere göre tarama terimi = “*EEG*”, “*elektroensefalografi*”, “*electroencephalography*”, “*DEHB*”, “*ADHD*”, “*dikkat eksikliği ve hiperaktivite bozukluğu*”, “*attention deficit and hyperactivity disorder*”, “*şizofreni*”, “*schizophrenia*”, “*PSTB*”, “*PTSD*”, “*posttravmatik stres bozukluğu*”, “*posttraumatic stress disorder*”, “*opioid*”, “*depresyon*”, “*depression*”, “*majör depresyon*”, “*OKB*”, “*obsesif kompulsif bozukluk*”, “*obsessive compulsive disorder*”, “*bipolar*”, “*biyobelirteç*”, “*biomarker*”, “*elektrofizyoloji*”, “*electrophysiology*” kelimeleri seçilerek taramalar yapılmıştır.

Yapay zekâ ve onun alt dalları olan veri madenciliği ve makine öğrenmesi yöntemlerinin günümüzde çokça ilgi gören araştırma ve uygulama alanlarından biri de sağlık alanıdır. Sağlık çalışmalarında bu yöntemlerin kullanılması, hastalıkların erken teşhisi ve tahmini ile ilgili faydalar sağlarken temelde insanların yaşam kalitesinin artırılmasını hedefler. Bireysel hasta kayıtları, genomik veri, giyilebilir sağlık monitörlerinden elde edilen veri, doktorların çevrimiçi yorumları, klinik literatür ve tıbbi görüntüler (Sütçü & Aytekin, 2018) sağlık alanındaki yüksek miktardaki verinin kaynağını oluşturmakla birlikte, makine öğrenmesi yöntemlerinin uygulanabileceği veri kaynaklarıdır. Bu kapsamda bakıldığında ulusal ve uluslararası literatürde yapılan çalışmalar mevcuttur.

Wall vd. (2012), otizmlili bireylerin sınıflandırılmasına yönelik farklı sınıflandırıcıları kullanmıştır. Maraş (2016), EEG verisi ile kişilerin duygu durumlarının sınıflandırılması için makine öğrenmesi yöntemlerini kullanmıştır. Kartal & Balaban (2018), makine öğrenmesi algoritmalarını, kalp ameliyatı sırasında ya da kalp ameliyatı geçirdikten kısa bir süre sonra hastanın mortalite riskinin tahmini amacıyla kullanmıştır. Bektaş vd. (2018), mamografi görüntülerinden memedeki kitlenin iyi huylu mu kötü huylu mu olduğunu tespit etmek için makine öğrenmesi yöntemlerini kullanmıştır. Demirhan (2018), otizm spektrum bozukluğu hastalığının erken ve doğru teşhisine yönelik bir çalışma yapmıştır. Emre vd. (2019), çocuklarda görülen akut romatizmal ateş hastalığının kalp üzerindeki etkilerini tahmin etmek

için makine öğrenmesi algoritmalarını kullanmıştır. Cicceri vd. (2020), makine öğrenmesinin günümüzde oldukça ilgi çeken alanlarından biri olan derin öğrenme yöntemlerini kullanarak basınç ülserini önlemeye yönelik bir çalışma yapmıştır. D'Amico vd. (2020), çalışmalarında manyetik rezonans görüntüleme MRI görüntülerinden memedeki iyi huylu ve kötü huylu noktaları tespit etmeye çalışmıştır. Doma & Pirouz (2020), EEG verisi ile kişilerin duygu durumlarının sınıflandırılması için makine öğrenmesi yöntemlerini kullanmıştır. Rashidi vd. (2020), akut böbrek yetmezliğinin tahmin edilmesine yönelik bir çalışma yapmıştır. Zhang vd. (2020), kırsal Çin nüfusunda tip 2 diabetes mellitus (T2DM) riskini tahmin etmeye çalışmıştır.

2.4.1 Psikiyatri Alanında Makine Öğrenmesi

Sağlık bilimlerinde farklı araştırma alanlarında kullanılan makine öğrenmesi teknikleri, psikiyatri alanında da kullanılmakta ve bilgisayar destekli karar verme amaçlarına hizmet etmektedir. Birçok farklı alan içerisinde psikiyatri alanında, makine öğrenmesi ve veri madenciliği yöntemlerinin daha yavaş bir şekilde adapte edildiği belirtilmiş ve bu argüman 1986-2009 yıllarında yapılan yayın sayılarına dayandırılmıştır (Oquendo vd., 2012). Tekrardan sistematik bir şekilde, yapılan yayınlar incelendiğinde bu sayıların günümüze kadar artarak geldiği görülecektir.

Bahsedilen yöntemlerin kullanılmasının psikiyatri alanında farklı şekillerde fayda sağlayacağı, kanıt tabanlı (*evidence-based*) psikiyatri yaklaşımının, hasta özelinde, erken tanı, kişiselleştirilmiş tedavi seçimi ve dozaj ayarlanmasına katkı sağlayacağı belirtilmektedir (Bzdok & Meyer-Lindenberg, 2018). Ayrıca psikiyatri alanında da artan veri miktarının analiz edilmesinde makine öğrenmesi yöntemlerinin fayda sağlayabileceği belirtilmektedir (Inieta vd., 2016). Farklı hastalıklarla ilgili çalışmalarda makine öğrenmesi yöntemlerinden yararlanıldığı görülmektedir. Psikiyatride makine öğrenmesi teknikleri ile yapılan çalışmalar aşağıda ilgili başlıklar altında hastalık bazında verilmiştir:

Bipolar bozukluk

Mwangi vd. (2016), bipolar bozukluğa sahip bireylerin sağlıklı bireylerden ayrıştırılmasına yönelik olarak *relevance vector machine learning* algoritmasından yararlanmıştır. Eugene vd. (2018), bipolar hastalarında lityum tedavisine verilecek tepkinin tahmin edilmesi amacıyla gen verisi üzerinde DT ve RF yöntemlerini kullanmıştır. Edgcomb vd. (2019), bipolar bozukluk ve

başka bir tıbbi bir hastalığa birlikte sahip olan bireylerde psikiyatrik yeniden başvuruya yönelik faktörlerin belirlenmesi amacıyla CART kullanarak bir model geliştirmiştir.

Dikkat eksikliği ve hiperaktivite bozukluğu

Mueller vd. (2010) ve Öztoprak vd. (2017), DEHB hastaları ve sağlıklı bireylerin birbirinden ayrıştırılması amacıyla SVM yönetimini kullanmıştır. Kuang & He (2014), DEHB hastaları ile sağlıklı bireylerin ve hastalığın alt gruplarının ayrıştırılmasında derin öğrenme yöntemini kullanmıştır.

Depresyon

Nouretdinov vd. (2011), depresyon hastalığında diagnostik ve prognostik belirteçlerin tahminine yönelik çalışmalarında *transductive conformal predictor* ve SVM kullanmıştır. R. H. Perlis vd. (2012), depresyon tedavisinin uzun dönemli etkilerinin incelenmesine yönelik olarak LJR ve NLP ile verilecek tedavi yanıtının sınıflandırılmasına yönelik bir çalışma yapmıştır. R. Perlis (2013), depresyon hastalarında tedavi direnci riskinin tahmin edilmesine yönelik olarak LJR, NB, RF, SVM temelli bir model geliştirmiştir. Redlich vd. (2016), depresyon tedavisinde elektro konvülsif tedaviye (EKT) karşı verilecek tedavi yanıtının tahmin edilmesinde *Gaussian process classifier* ve SVM yöntemlerini kullanmıştır. Dipnall vd. (2017), depresyonun altında yatan örüntülerin keşfedilmesine yönelik olarak SOM, *boosted regression*, *multivariate LJR* yöntemlerini kullanmıştır. Zilcha-Mano vd. (2018), depresyon hastalarında plasebo ve ilaç tedavisine yanıt verme tahmininin yapılması amacıyla RF kullanmıştır. Hatton vd. (2019), yaşlı bireylerde depresyon tahmini için bir çalışma gerçekleştirmiş ve *extreme gradient boosting* modeli ile LJR yöntemlerini kullanmıştır. Li vd. (2017), kanser hastalarında kaygı ve depresyonun kümelenmesine yönelik olarak Bayesian parametrik olmayan kümeleme (*Bayesian nonparametric cluster analysis*) yöntemini kullanarak bir çalışma gerçekleştirmiştir.

Obsesif kompulsif bozukluk

Altuğlu vd. (2020), EEG *complexity* değerlerini kullanarak OKB hastalarında tedaviye karşı verilecek tepkinin tahmin edilmesine yönelik olarak RF yöntemini kullanmıştır. Lenhard vd. (2018), genç yaştaki OKB hastalarının tedavi sonuçlarının tahminine yönelik bir çalışma gerçekleştirmiş; lineer model, *L1 Elastic Net (LASSO)*, RF, SVM yöntemleri kullanmıştır.

Opiyat kullanım bozukluğu

D.-H. Han vd. (2020), yetişkinlerde opiyat kötüye kullanımının tahmin edilmesine yönelik olarak ANN, RF (*distributed random forest*), *gradient boosting machine* yöntemlerini kullanmıştır. Ellis vd. (2019), elektronik sağlık verilerini analiz ederek opiyat bağımlılığını tahmin etme amacıyla RF kullanarak bir model geliştirmiştir.

Posttravmatik stres bozukluğu

Galatzer-Levy vd. (2014), travmatik bir olayın ardından ortaya çıkabilecek kronik PTSB durumunu tahmin etmeye yönelik farklı SVM yöntemleri (*linear SVM, optimized linear SVM, polynomial SVM*), RF, *AdaBoost, kernel ridge regression, Bayesian binary regression* yöntemleri ile bir çalışma gerçekleştirmiştir. Karstoft vd. (2015), PTSB riskini tahmin etme amacıyla SVM kullanmıştır. Papini vd. (2018), PTSB gelişiminin tahminine yönelik olarak *XGBoost* yöntemini kullanmıştır.

Şizofreni

Yoon vd. (2012), şizofreni hastalarının ayrıştırılması amacıyla LDA ile sınıflandırma modeli geliştirmiştir. Brodersen vd. (2014), şizofreni hastası ve sağlıklı bireyleri birbirinden ayırmaya yönelik olarak denetimli ve denetimsiz makine öğrenmesi yöntemlerinden yararlanmış, SVM yöntemi ile sınıflandırma ve *Gaussian mixture* modeli ile kümeleme modeli oluşturulmuştur. Dowd vd. (2016), şizofrenide anhedoni ve avolisyonun anlaşılmasına yönelik olarak pekiştirmeli öğrenme yöntemlerinden *Q-learning* algoritmasından yararlanmıştır. Cao vd. (2018), gen verisi kullanarak makine öğrenmesi yöntemleri ile şizofreni hastaları ve sağlıklı bireyleri birbirinden ayırt etmiştir. Çalışmada; *MTL_NET (multi-task learning with network structure)*, *MTL_SNET (sparse network structure)*, *MTL_L21 (joint feature learning)*, *MTL_EN (joint feature learning with elastic net)*, *MTL_Trace (low-rank structure)*, LJR, SVM ve RF algoritmaları kullanılmıştır. Viviano vd. (2018), şizofreni hastalarında, sosyal bilişsel ve nörobilişsel performansın değerlendirilmesine ve biyobelirteçlerin keşfedilmesine yönelik yaptıkları çalışmada SVM yöntemine başvurmuştur. Barzilay vd. (2019), şizofreni hastalarının tahmin edilmesine yönelik olarak yüz tanıma sistemi geliştirmiş, sınıflandırma için SVM kullanmıştır. Fond vd. (2019), şizofreni epizolarının tekrarlama (*relapse*) ve hastanın tedaviyi bırakma olasılıklarının tahminine yönelik olarak karar ağaçlarından CART yöntemini

kullanmıştır. Pinaya vd. (2019), şizofreni ve otizm spektrum bozukluğu hastalarında, beyindeki anomalilerin tespitine yönelik olarak *deep autoencoder* ve SVM yöntemini kullanmıştır.

Karma (birden fazla hastalığın ele alınması)

Suhasini vd. (2011), depresyon ve anksiyetenin tespit edilmesine yönelik olarak SVM, geri yayımlı ANN (*back propagation neural network - BPNN*) ve radyal tabanlı ANN (*radial basis function neural network - RBFNN*) tekniklerinden yararlanan bir karar destek sistemi geliştirmiştir. Perez Arribas vd. (2018), bipolar ve sınır kişilik bozukluğu hastalarının ayrıştırılmasına yönelik olarak RF yöntemi ile bir model geliştirmiştir. Walss-Bass vd. (2018), depresyon ve kaygı gelişimine yönelik tahminde hangi enflamatuvar belirteçlerin kullanılabileceğini belirlemek amacıyla *component-wise gradient boosting* algoritmasını kullanmıştır. K. Zhao & So (2019), şizofreni, depresyon, anksiyete bozukluğu hastalıklarında ilaç yeniden konumlandırma (*drug repositioning*) ile ilgili yaptıkları çalışmada DNN, SVM, RF, *gradient boosted machine (with trees)*, LJR (*with elastic net regularization*) yöntemlerinden yararlanmıştır. Mellem vd. (2020), düzensiz duygudurum, anksiyete ve anhedoni durumlarının tahmin edilmesi amacıyla şizofreni, bipolar bozukluk ve DEHB hastalarına yönelik *LASSO regression*, *elastic net regression*, RF yöntemleri ile çalışmıştır.

Diğer

Sohn vd. (2011), psikiyatri ve psikoloji alanlarında kullanılan ilaçların yan etkilerinin öngörülmesi amacıyla C4.5 algoritmasını kullanmıştır. S. Qin vd. (2014), çocukluk dönemi kaygı bozuklarının tahmin edilmesine yönelik olarak LNR kullanmıştır. Bedi vd. (2015), ses ve konuşma analiz verileri ile *convex hull classifier* yöntemini kullanarak bireylerin psikoz riskinin tahmin edilmesine yönelik bir çalışma gerçekleştirmiştir. Just vd. (2017), intihar riskinin değerlendirilmesine yönelik olarak NB (*gaussian naive Bayes*) yöntemi ile bir model geliştirmiştir. Sato vd. (2018), beyin bağlantısallığı verileri kullanarak (*brain connectivity*) SVM yönteminin bir türü olan *one-class SVM* yöntemini psikopatolojinin tahmininde kullanmıştır. Walsh vd. (2018), yetişkinlerde intihar riskinin tahmin edilmesine yönelik olarak RF ve LJR kullanmıştır. Stamate vd. (2019), RF, SVM, *Gaussian Processes*, LJR, ANN kullanarak psikoz (*psychosis spectrum disorder*) hastası ve sağlıklı bireyleri birbirinden ayırmaya yönelik bir çalışma gerçekleştirmiştir.

2.4.2 Psikiyatri Alanında EEG Verisi ile Yapılan Türkiye’deki Tez Çalışmaları

Çalışma kapsamında, özellikle EEG verisi ile yapılan çalışmalar detaylı olarak incelenmiştir. Bu kapsamda, Türkiye’deki tez çalışmalarından EEG verisi kullanılmış olanlar incelenmiştir. Ele alınan çalışmalarda genellikle sağlıklı ve hasta gruplar arasındaki farklılıkların, istatistiksel yöntemler kullanılarak araştırıldığı görülmektedir. Hastalıklar açısından bakıldığında ise araştırmacıların hastalıkları tek tek ele aldığı yani birden fazla hastalığın ayrıştırılmasına yönelik çalışma olmadığı görülmüştür. Bu çalışmalarda EEG verisi kullanılarak çeşitli hastalıklarda sağlıklı ve hasta grupların birbirinden ayrıştırılmasına yönelik çalışmalar yapılmıştır. Koçak (2010), OKB’de her iki hemisferin karşılıklı bilgi işleme sürecinde, bir bozukluk olup olmadığını saptamak ve eğer böyle bir bozukluk saptanırsa bunun kliniğe nasıl yansıdığını açıklamak amacıyla gerçekleştirdiği çalışmada, hasta ve sağlıklı kontrol gruplarını, MANOVA ve ANOVA yöntemleri ile karşılaştırılmış ve bu ikisi dışında farklı istatistiksel yöntemler ile veri setini incelemiştir. Akdemir Akar (2011), şizofreni hastaları ve sağlıklı kontrol bireyleri üzerinde fizyolojik ve elektrofizyolojik parametrelerin araştırılmasını amaçladığı çalışmasında gruplar arasındaki farklılıkları t-testi ve varyans analizi yöntemleri kullanarak incelemiştir. Boyacı (2012), çalışmasında hafif kognitif bozukluk hastaları ve sağlıklı yaşlı bireylere, görsel uyarana yanıt olarak ortaya çıkan olay ilişkili potansiyeller (OİP) ve nöropsikolojik değerlendirmeyi birlikte uygulayarak hastalık tanısı almış bireylerin değişen beyin dinamiklerinin incelenmesi amaçlamış ve gruplar arasındaki farklılıkların tespiti için varyans analizi ve t-testi kullanmıştır. Agambayev (2014), çalışmasında depresyonun tanı ve derecelendirmesine yönelik fizyolojik kriterlerin belirlenmesi amacıyla, majör depresyonlu hastalar ve sağlıklı bireyler arasındaki farklılıkları tespit edebilmek için EEG verisini varyans analizi yöntemi ile analiz etmiştir. Aktemur (2015), konversiyon bozukluğu hastaları ve sağlıklı bireylerin bulunduğu gruplarda işitsel uyarılar kullanarak bu uyarıların beyinde oluşturduğu dalgaların EEG ölçümlerindeki ayırıcı faktörlerinin araştırılması amacıyla t-testi kullanmıştır. Dervent Özbek (2015), beynin içsel bağlantı ağlarında ve EEG’de ortaya çıkan değişimlerin davranışsal bulgularla birlikte değerlendirilmesi ile erişkin tipi DEHB’nin altında yatan nöral mekanizmaların araştırılmasının amaçlandığı çalışmasında, DEHB olan ve olmayan bireylerin nöropsikolojik testler ve EEG-fMRI ölçümlerine göre arasındaki farkları incelemiş ve bunun için istatistiksel yöntemlerden t-testini kullanmıştır. Karamıkoğlu (2015), panik bozukluk hastaları ve kontrol grubu arasındaki ayırıcı özellikleri EEG sinyallerine dayanarak ortaya koymaya çalışmış bunu yaparken gruplar arasında fark olup olmadığının incelenmesi amacıyla

t-test kullanmıştır. Kısacık (2018), görsel dikkat testlerinden elde edilen davranışsal verinin ve testler sırasında kaydedilen EEG verisinin, DEHB belirtileri gösteren ve göstermeyen sağlıklı yetişkinlerde farklı olup olmadığını incelemiş ve bunun için farklı istatistiksel yöntemlerden yararlanmıştır. Ruşen (2018), DEHB olan hastaların sosyal kognitif fonksiyonlarının sağlıklı bireylere göre nasıl değişiklik gösterdiğini EEG verisini inceleyerek araştırmış, gruplar arasındaki farkları varyans analizi ile incelemiştir. Aldemir (2019), çalışmasında DEHB hastalarında, ilaç tedavisi uygulamadan önce ve ilaç tedavisi uygulandıktan sonraki EEG sinyallerinin analizlerini gerçekleştirilerek uygulanan ilaç tedavisinin etkinliğini değerlendirmeye çalışmış bunu yaparken t-testinden yararlanmıştır. Akgül (2019), şizofreni hastalarında motivasyon ve ödül konusunu hem nöropsikolojik hem de EEG yöntemlerle incelemiş, istatistiksel yöntemler kullanmıştır. M. Aydın (2020), çalışmasında depresyon hastalarına ait QEEG verisini ele alarak belli bir tedaviye olumlu yanıt veren ve olumlu yanıt vermeyen bireylerin bulunduğu gruplar arasında bir farklılığın olup olmadığını tespit etmek amacıyla t-testi kullanmıştır. Öksüz (2021), çalışmasında OKB hastalarının tedavi öncesi QEEG verileri ile derin transkraniyal manyetik uyarıma (dTMU) verdikleri yanıt arasındaki ilişkiyi istatistiksel yöntemler ile incelemiştir.

2.4.3 Psikiyatride Makine Öğrenmesi ve EEG Verisi ile Türkiye'deki Tez Çalışmaları

İncelenen tez çalışmalarından, psikiyatride makine öğrenmesi teknikleri ile yapılan ve EEG verisi kullanılan çalışmalar bu bölümde incelenmiştir. Bir önceki başlıkta verilen tez çalışmaları ise psikiyatri alanında EEG verisi kullanılarak yapılan çalışmalardır; ancak bu çalışmalarda makine öğrenmesi yöntemlerinden yararlanılmamıştır. Bu kısımda incelenen çalışmaların ise hepsinde EEG veya QEEG verisi kullanılmış ve makine öğrenmesi yöntemlerinden yararlanılmıştır. Veri setlerinin araştırmacılar tarafından toplandığı ya da gerekli izinler alınarak farklı kuruluşlardan elde edildiği belirtilmiştir.

Başaran (2019), çalışmasında DEHB'li bireylerin EEG sinyelleri ile kestirimine yönelik bir çalışma gerçekleştirmiştir. DEHB'nin EEG sinyalleri kullanılarak yapay sinir ağları ile kestiriminin yapıldığı bu çalışmada, geri yayımlı yapay sinir ağı (FFBPNN), elman ağı ve SOM kullanılmıştır. Farklı modellerde doğruluk değerleri %89, %84, %70 olarak elde edilmiştir. Alchalabi (2017), çalışmasında DEHB'li insanların dikkat yeteneklerini geliştiren, giyilebilen kablosuz EEG aleti ile kontrol edilen sanal gerçeklik uygulamalı bir oyun tasarımı

gerçekleştirmiş ve bu sayede hasta ve sağlıklı bireyleri birbirinden ayırmaya yönelik bir çalışma ortaya koymuştur. Oyun oynama esnasındaki dikkat seviyesini ölçmede 96%, hasta olan ve olmayan bireylerin birbirinden ayrıştırılmasında ise %98 doğruluk değeri elde edilmiştir. Çalışmada SVM ve kNN sınıflandırıcılarından yararlanılmıştır. Altınbaşak (2019), bipolar bozukluk sahibi kişilerin ayrıştırılmasına yönelik, QEEG verisinden yararlanarak bir çalışma gerçekleştirmiştir. ANN kullanılarak gerçekleştirilen çalışmada %94,44 doğruluk değeri elde edilmiştir. Çapkan Altun (2019), çalışmasında makine öğrenme yöntemleri ile ham QEEG verisinden elde edilmiş olan biyobelirteçleri kullanarak, opioid kullanım bozukluğu sınıflandırılmasını amaçlamıştır. Bu amaç doğrultusunda ANN kullanılarak opioid kullanım bozukluğu sınıflandırılmasında farklı frekans bantlarına göre %94,73 - %97,09 doğruluk değerleri elde edilmiştir. Karakuş (2019), OKB ve trikotilomani (TTM) hastalıklarının tanı koyma sürecinde QEEG verisine göre makine öğrenme yöntemleri kullanılarak sınıflandırma çalışması yapmıştır. Bu çalışmada ise ANN kullanılarak OKB ve TTM hastalıklarının ayırt edilmesinde %67,08 ve %81,04 doğruluk değerleri elde edilmiştir.

2.4.4 Psikiyatride Makine Öğrenmesi ve EEG Verisi ile Yapılan Diğer Çalışmalar

Literatür taramasının dördüncü aşamasında bu tez çalışmasının da konusu olan psikiyatri alanında EEG verisi ve makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak yapılan çalışmalar incelenmiştir. Böylece hastalık, kullanılan veri tipi ve yöntemler temelinde bu tez çalışması ile literatürdeki diğer çalışmaların karşılaştırılması mümkün kılınmıştır. EEG verisi kullanılarak psikiyatri alanında makine öğrenmesi teknikleri ile yapılan ulusal ve uluslararası çalışmalar bu kısımda verilmiştir.

Khodayari-Rostamabad, Hasey, vd. (2010), şizofreni hastalarında klozapin tedavisine (*clozapine therapy*) verilecek tepkinin tahmin edilmesine yönelik bir çalışma gerçekleştirmiş ve kısmi en küçük kareler regresyonu (*kernel partial least squares regression - KPLRS*) yöntemini kullanmıştır. Belirleyicilik, duyarlılık değerlerinin ortalaması alınarak modelin performansı %87,12 ve %89,7 olarak hesaplanmış, başka bir grup hasta ile yapılan testin sonucu olarak modelin performansı ise %85,7 olarak hesaplanmıştır.

Khodayari-Rostamabad, Reilly, vd. (2010), depresyon tedavisinde kullanılan bir antidepresanın etkilerinin etkinliğinin tahmin edilmesi amacıyla kısmi en küçük kareler regresyonu (*kernel partial least squares regression - KPLRS*) yöntemini kullanmıştır. Modelin değerlendirilmesi

için belirleyicilik (%85,7) ve duyarlılık (%87,5) değerlerinin ortalaması alınmış ve bu değer %86,6 olarak hesaplanmıştır.

Khodayari-Rostamabad vd. (2011), tekrarlayan transkraniyal manyetik uyarım tedavisi – tTMU (*repetitive transcranial magnetic stimulation - rTMS*) tedavisine verilecek tepkinin tahmin edilmesi amacıyla *mixture of factor analysis* tekniğini kullanmıştır. Modelin değerlendirilmesi için belirleyicilik (%83,3), duyarlılık (%77,8) değerlerinin ortalaması alınmış ve bu değer %80 olarak hesaplanmıştır.

Ahmadlou vd. (2012), DEHB hastalarının neurofeedback tedavisine (*neurofeedback treatment*) verecekleri tepkinin tahmin edilmesi amacıyla bir çalışma gerçekleştirmiştir. Tahmin için LDA ile model oluşturulmuş; doğruluk 84,2%, belirleyicilik 80,6%, duyarlılık 88,2% elde edilmiştir.

Hosseinfard vd. (2013), dört EEG frekans bantlarıyla beraber lineer olmayan özellikleri de dahil ettikleri bir sınıflandırma çalışması yaparak depresyon hastaları ve sağlıklı bireyleri birbirinden ayırmışlardır. Sınıflandırıcı olarak KNN, LDA, LJR kullanılmıştır. Öznitelik seçimi (*feature selection*) ve lineer olmayan özelliklerin de dahil edildiği farklı modeller elde edilmiştir. EEG frekans bantlarına göre yapılan sınıflandırma modellerine göre doğruluk değerleri %73,3 (KNN), %76,6 (LDA) ve %76,6 (LJR) olarak elde edilmiştir.

Khodayari-Rostamabad vd. (2013), SSRI (*selective serotonin reuptake inhibitor*) antidepresan tedavisinin depresyon hastaları üzerindeki etkisinin tahmin edilmesi amacıyla yaptıkları çalışmada *mixture of factor analysis* yöntemi kullanmıştır. Modelin değerlendirilmesi için belirleyicilik %80,9 ve duyarlılık %94,4 değerlerinin ortalaması alınmış ve bu değer %87,9 olarak hesaplanmıştır.

X. Zhang vd. (2013), çalışmalarında depresyon hastası ve sağlıklı grubundaki kadınların birbirinden ayrılmasına yönelik olarak geri yayımlı ANN (*back propagation neural network - BPNN*) ve KNN (k=1) kullanarak sırasıyla %94,2 ve %92,9 doğruluk değeri elde etmiştir. Üç elektrot ile ölçülen, üç EEG frekans bandından (alfa, beta, teta) elde edilen mutlak güç, relatif güç değerleri ile lineer olmayan özellikler kullanılmıştır.

Tenev vd. (2014), yaptıkları çalışmada DEHB ve kontrol gruplarını SVM ile birbirinden ayırmıştır. Çalışmada birden fazla şekilde sınıflandırma modeli oluşturulmuştur. Bunlar arasından hasta ve sağlıklı gruplarını ayırmak için kurulan modelin doğruluğu en yüksek %82,3

olarak elde edilmiştir. DEHB alt gruplarının ayrıştırılmasında ise en yüksek sonuç %100 elde edilmiştir. 19 elektrot ile ölçülen ve dört EEG frekans bandından (alfa, beta, delta, teta) elde edilen mutlak güç değerleri kullanılmıştır.

Erguzel vd. (2015), depresyon hastalarında tekrarlayan transkraniyal manyetik uyarım tedavisi – tTMU (*repetitive transcranial magnetic stimulation - rTMS*) tedavisinin yararlı olup olmayacağını tahmin edilmesi amacıyla ANN kullanılmıştır. Farklı parametreler ile kurulan modellerde en yüksek doğruluk değeri %89,09 olarak elde edilmiştir.

Ergüzel, Özekes, vd. (2015), TTM ve OKB hastalarının sınıflandırılmasına yönelik yaptıkları çalışmada ANN, SVM, KNN, NB yöntemleri ile öznitelik seçimi yaparak kurdukları modellerde farklı doğruluk değerleri elde etmişlerdir. Çalışmada EEG kordans değerleri kullanılmıştır. En yüksek doğruluk değeri karınca kolonisi optimizasyon algoritmasının geliştirilmiş versiyonu ile öznitelik seçimi yapılarak ve SVM uygulanarak %81,04 olarak elde edilmiştir. Öznitelik uygulanmadan yapılan sınıflandırmada %67,08 değeri elde edilmiştir.

Ergüzel, Taş, vd. (2015), depresyon ve bipolar bozukluk hastalarının birbirinden ayrıştırılması amacıyla yaptıkları çalışmada sınıflandırıcı olarak SVM kullanmış ve farklı öznitelik seçme yöntemleri ile oluşturdukları SVM modellerinden farklı performans değerlendirme ölçütleri elde etmiştir. Bunlar arasından en yüksek doğruluk değeri %80,19 olarak elde edilmiştir. Çalışmada EEG koherans değerleri kullanılmıştır.

Mohammadi vd. (2015), depresyon hastalarının ve sağlıklı bireylerin birbirinden ayrılmasına yönelik yaptıkları çalışmada C4.5 karar ağacı algoritmasını kullanmış, öznitelik seçimi yapılarak ve farklı yöntemler kullanarak modeller kurmuştur. Buna göre modelde en yüksek doğruluk değeri %80 olarak elde edilmiştir. Çalışmada 28 elektrot kullanılmış, dört frekans bandından (alfa, beta, delta, teta) mutlak güç değerleri hesaplanmıştır.

Al-Kaysi vd. (2016), depresyon hastalarında transkraniyal doğru akım uyarımı (*transcranial direct current stimulation - tDCS*) tedavisine verilecek tepkinin tahmin edilmesi amacıyla SVM, LDA, aşırı öğrenme makinesi (*extreme learning machine - ELM*) yöntemlerini kullanmış; sınıflandırmanın değerlendirilmesi için hata oranı değeri verilmiştir. Bu değer üç modelin ortalaması olarak 0,2167 elde edilmiştir.

Johannesen vd. (2016), şizofreni ile ilgili yaptıkları çalışmada, SVM sınıflandırıcısı ile şizofreni ve sağlıklı bireyleri %87 doğruluk oranı ile birbirinden ayırt edebilen bir model geliştirmiştir. Üç elektrottan 5 frekans bandına (teta1, teta2, alfa, beta, gama) ait veri ile çalışılmıştır.

Ramyeard vd. (2016), psikoz riski altındaki hastaların klinik sonuçlarını tahmin etmeye yönelik olarak gerçekleştirdikleri çalışmada EEG değerlerine bağlı olarak hesaplanan CSD (*gamma current-source density*), LPS (*lagged phase synchronisation*) değerleri ile LASSO (*least absolute shrinkage and selection operator*) algoritması kullanmıştır. Buna göre modelin değerlendirilmesine ROC eğrisi altına kalan alandan yararlanılmış ve farklı modellerden balanced accuracy %0,57 (LPS), %0,69 (CSD) ve %0,70 (LPS-CSD kombinasyonu) olarak elde edilmiştir.

Mumtaz, Xia, Ali, vd. (2017), depresyon hastası ve sağlıklı bireylerin ayırt edilmesine yönelik olarak yaptığı çalışmada farklı modeller ile farklı sonuçlar elde etmiştir. Çalışmada 19 elektrottan ölçülen alfa, beta, delta, teta frekans bant verisi kullanılmış ve EEG değerlerinden *interhemispheric alpha asymmetry* değerleri hesaplanmış, öznitelik seçimi uygulanarak ve sınıflandırma yapılmıştır. Bu değerlere göre LJR ile %97,6, NB ile %96,8, SVM ile %98,4 doğruluk değerleri elde edilmiştir. Her bir frekans bandı ile ayrı ayrı da sınıflandırma yapılmış; tüm frekans bantları ile yapılan sınıflandırmada sırasıyla %86,4, %86,28, %86,8 değerleri elde edilmiştir.

Mumtaz, Xia, Yasin, vd. (2017), depresyon hastalarının antidepresan tedavisine verecekleri yanıtın tahmin edilmesine yönelik bir çalışma gerçekleştirmiştir. Farklı öznitelik çıkarımı (*feature extraction*) ve öznitelik seçimi yöntemlerinin kullanılması ile kurulan LJR modellerinden, farklı model performans ölçütleri elde edilse de elde edilen en yüksek doğruluk değeri %87,5'tir.

S. Zhao vd. (2017), depresyon tanısı konması amacıyla giyilebilir bir sistem geliştirmiştir. *Local classification* (KNN + NB), SVM (RBF Kernel), Xgboost (Gbtrees + LJR) sınıflandırıcıların kullanıldığı çalışmada hasta ve kontrol gruplarındaki bireylerin ayrıştırılması sırasıyla %78,4, %77,8, %75,8 olarak elde edilmiştir. Lineer olan ve lineer olmayan EEG özellikleri ile çalışılmıştır.

Bailey vd. (2018), depresyon hastalarında tekrarlayan transkraniyal manyetik uyarmı tedavisine – tTMU (*repetitive transcranial magnetic stimulation - rTMS*) verilecek tepkinin tahmin

edilemesine yönelik olarak lineer SVM ile sınıflandırma modeli kurmuş ve doğruluk değerini %91 olarak elde etmiştir.

Ergüzel & Tarhan (2018), tekrarlayan transkraniyal manyetik uyarım tedavisine – tTMU (*repetitive transcranial magnetic stimulation - rTMS*) yanıt verecek ve vermeyecek hastaların tahmin edilmesine yönelik olarak ANN, SVM ve DT kullanmış sırasıyla % 82,9, %86,4, %78,3 doğruluk değerlerini elde etmiştir.

Ergüzel vd. (2019), opioid bağımlısı olan hasta ve kontrol bireyleri arasında sınıflandırma yapılması amacıyla LJR ve ANN ile model kurup performanslarını karşılaştırmıştır. Çalışmada öznitelik seçimi yapılmıştır. 19 elektrot ile ölçülen her bir alfa, beta, delta, teta olmak üzere dört frekans bandı için mutlak güç, relatif güç ve kordans değerleri kullanılarak ayrı ayrı sonuçlar elde edilmiştir. Tabloda yer alan her bir model için elde edilmiş olan en yüksek doğruluk değerleri olarak elde edilmiştir. LJR modelinden beta frekans bandı ve mutlak güç değerleri ile en yüksek doğruluk değeri %84,3 olarak, yapay sinir ağları modelinden ise teta frekans bandından mutlak güç değerleri ile ortalama doğruluk (*overall accuracy*) %94,89 olarak elde edilmiştir.

Metin vd. (2020), çalışmalarında transkraniyal manyetik uyarım tedavisine – TMU (*transcranial magnetic stimulation - TMS*) yanıt verecek ve vermeyecek OKB hastalarının tahmin edilmesi için ANN kullanmış; dört frekans bandından sırasıyla %68 (delta), %80 (teta), %74 (alfa), %68 (beta) olmak üzere farklı doğruluk değerleri elde etmiştir.

Tikka vd. (2020), şizofreni alt grupların birbirinden (*positive symptom & negative symptom*) ve hasta ve sağlıklı bireylerin birbirinden ayrılmasına yönelik çalışmasında SVM kullanmıştır. Şizofreni ve hasta grupların sınıflandırması sonucunda %78,95 doğruluk, %92,31 duyarlılık, %50 belirleyicilik elde edilmiştir. Alt grupların sınıflandırılması sonucunda ise %89,29 doğruluk, %100 duyarlılık, %70 belirleyicilik elde edilmiştir.

Uyulan vd. (2021), depresyon hastalarını ve sağlıklı bireyleri birbirinden ayırmaya yönelik olarak konvolüsyonel/evrimsel sinir ağları (*deep convolutional neural network – CNN*) ile farklı modeller geliştirmiştir. Farklı mimariler kullanan ResNet-50, MobileNet, Inception-v3 yöntemleri ile geliştirdikleri modellerden elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır. Beynin her iki tarafı için yapılan sınıflandırma analizlerinde her üç mimari ile sol ve sağ yarımküre için doğruluk değerleri elde edilmiştir. Doğruluk değerleri; ResNet-50 mimarisi ile %75,55 (sol),

%87,64 (sağ), Inception-v3 mimarisi ile %67,88 (sol), %72,60 (sağ) ve MobileNet mimarisi ile en yüksek değerler olan %89,33 (sol), %92,66 (sağ) olarak elde edilmiştir. Frekans bantlarına dayanarak yapılan sınıflandırma sonucunda ise en yüksek doğruluk değeri %90,22 olarak delta bandından ResNet-50 mimarisi ile elde edilmiştir. Analizler ham EEG verisi yapılmış ayrıca kordans değerleri de analizlere dahil edilmiştir.



3. MALZEME VE YÖNTEM

3.1 VERİ SETİ

3.1.1 Araştırma Örneklemi

Araştırmada kullanılan veri seti Üsküdar Üniversitesi Kognitif Nörobilim Laboratuvarı'nda daha önceden kullanılmış, kaydedilmiş ve güç değerleri hesaplanmış veri havuzundan elde edilmiş farklı hastalıklara sahip kişilere ait EEG değerlerinden oluşmaktadır. Çalışmaya, DSM tanı ölçütlerine göre psikiyatrik hastalık tanısı almış 759 örnekten oluşan veri seti dâhil edilmiş, bu veri seti içerisinde ön işleme sonrasında elde edilen 634 örnek ile analizler gerçekleştirilmiştir. Veri kullanımı için Üsküdar Üniversitesi Girişimsel Olmayan Araştırmalar Etik Kurul Başkanlığı'na başvurulmuştur. 61351342/HAZİRAN2021-40 sayılı etik kurul belgesi ile veri setinin tez çalışması kapsamında kullanımına onay verilmiştir. Kullanılan veri seti retrospektif olup tez kapsamında yeni veri toplanmamıştır.

3.1.2 Veri Toplama Aracı

Kullanılan veri setindeki EEG değerlerinin ölçümleri sessiz, loş ışıklı ve elektrikten yalıtılmış bir odada, hastaların dinlenme pozisyonunda ve rahat bir koltukta oturması sağlanarak yapılmıştır. Tüm EEG kayıtları oda sıcaklığında alınmıştır. Referans elektrodu olarak kulak arkası mastoid elektrotları A1-A2 kullanılmıştır. Ölçümler, uluslararası 10-20 sistemine uygun olacak şekilde hastaların kafatası üzerine yerleştirilen 19 elektrot ile yapılmıştır. Çalışmada elde edilen EEG kayıtları Medelec Profile 40, Brainproducts, Actichamp 32 ile NEuroscan ScanLT 32 cihazlarında farklı zaman aralıklarında ve farklı lokasyonlarda yukarıda belirtilen kayıt kurallarına riayet edilerek ve empedans değerleri 10'un altında olmasına özen gösterilerek kaydedilmiştir. Kayıtlarda 0,3-70 Hz aralığında bant geçiren filtre kullanılmış ve data toprak hattı artefaktından çekim sırasında filtrelenmiştir. Elde edilen kayıtların tamamı anonim olup numaralandırılarak takip edilmiştir. EEG verisinin analizi Brainvision Analyser 2.0 kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Sayısal EEG analizinde 160 saniyelik gözler kapalı EEG verisi kullanılarak, veri 2 saniyelik kesitlere ayrılarak, hareket artefaktları 100 mikrovolt üzeri sapmalar olarak kabul edilerek veri dışına alınmıştır. Frekans analizleri EEG dalga formlarından delta (1-4Hz), theta (4-8 Hz), alpha (9-12 Hz) ve beta (12-30 Hz) dalgalarına ait

olarak fourier analizi ile tamamlanmıştır. Mutlak güç (*absolute power*) değerleri hesaplanmış ve sayısallaştırılmış EEG veri seti tez kapsamındaki analizler için kullanılmıştır.

3.1.3 Veri Seti Detayları

Üsküdar Üniversitesi Kognitif Nörobilim Laboratuvarı'nda ve Doç. Dr. Cumhuriyet Taş'ın kendi arşivinde anonim olarak kayıtlı ve hem klinik hem de araştırma amaçlı farklı dönemlerde kaydedilen 7 farklı hasta grubu ve sağlıklı gruba ait olan veri setleri retrospektif olarak toplanmıştır. Çalışmaya dahil etmeye uygun toplam 657 hasta, 102 sağlıklı bireye ait olmak üzere 759 veriye ulaşılmıştır. Her bir hastalık kategorisinde farklı dosyalarda bulunan hasta ve sağlıklı örnekler tek bir veri setinde birleştirilmiştir. Uzman doktor eşliğinde bu veri setleri 2019-2020 yılları arasında bir araya getirilmiştir. Bu veri seti içerisinde eksik ve tekrarlayan örneklerin çıkarılması ile veri seti analizlere uygun hale getirilmiştir. Eksik veri ve tekrarlı değer içeren toplam 125 örnek analiz edilen veri setine dahil edilmemiştir. Analiz edilen veri setinde geriye kalan 550 hasta ve 84 sağlıklı bireye ait toplamda 634 örnek (satır), 77 değişken (sütun) bulunmaktadır (Tablo 4). Değişkenlerden 76'sı 19 elektrottan elde edilen 4'er frekans bandına ait değişkenlerdir. Bu değişkenlerin tamamı nümerik değerlerden oluşmaktadır. Geriye kalan bir değişken ise örneklerin hastalık durumlarını belirten karar sütunudur. Hastalık durumları; "bipolar", "DEHB", "depresyon", "OKB", "opioid", "PTSB", "şizofreni", "hasta" ve "sağlıklı" olmak üzere kategorik değerlerden oluşmaktadır.

Birleştirilen veri setinde; 106 bipolar, 95 DEHB, 124 depresyon, 34 OKB, 75 opioid, 146 PTSD ve 77 şizofreni hastasına ait örnek bulunmaktadır. Eksik veri olması gerekçesiyle "bipolar" kategorisinden 25 örnek, "depresyon" kategorisinden 57 örnek, "şizofreni" kategorisinden 24 örnek, "sağlıklı" kategorisinden ise 17 örnek veri setinden çıkarılmıştır. Ayrıca tekrarlayan veri olması sebebiyle "şizofreni" ve "sağlıklı" kategorilerinden 1'er örnek veri setinden çıkarılmıştır. Sonuç olarak; 107 örnek hastalık gruplarından, 18 örnek ise "sağlıklı" gruptan olmak üzere toplam 125 örnek çıkarılarak veri seti analize uygun hale getirilmiştir. Son durumda analize hazır veri setinde; 81 bipolar bozukluk, 95 DEHB, 67 depresyon, 34 OKB, 75 opioid, 146 PTSD, 52 şizofreni hastalıklarına sahip örnek ve 84 sağlıklı örnek bulunmaktadır.

Veri setindeki EEG ölçüm verisi bulunan bu kişilerin hastalık tanısı DSM-V ve kayıt tarihlerine göre DSM-IV kriterlerine göre teyit edilmiştir. Veri seti, bireylere ait beyin elektriksel aktivitelerinin EEG yöntemi ile ölçülmesi yolu ile oluşturulmuştur. 19 farklı elektrottan

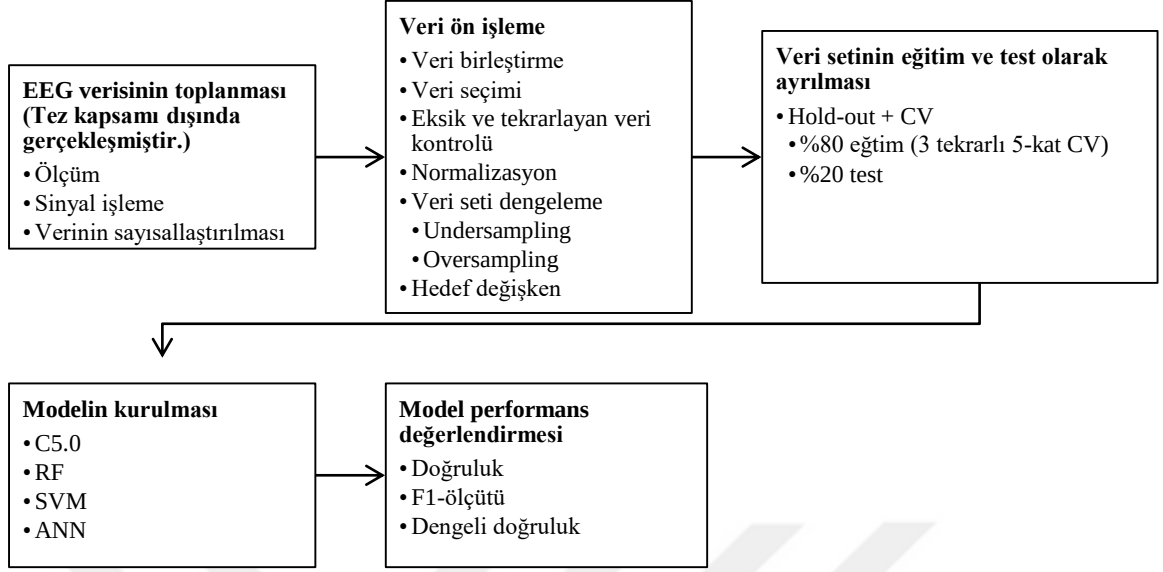
toplanan 4 frekans bandına (alfa, beta, delta, teta) ait mutlak güç (*absolute power*) değerleri elde edilmiştir. Her bir frekans bandı için 19 elektrottan elde edilen Fp1, Fp2, F3, F4, C3, C4, P3, P4, O1, O2, F7, F8, T3, T4, T5, T6, Fz, Cz, Pz değerleri beynin farklı bölgelerinden elde edilen elektriksel aktivite değerlerini temsil etmektedir.

Tablo 4: Veri setindeki örnekler.

Hastalık Adı	Alınan veri sayısı	Analize dahil edilmeyen örnekler	Analize dahil edilen örnek sayısı	Değişken Sayısı	
1- bipolar	106	25 eksik veri	81	76 değişken (4*19 = alfa) (4*19 = beta) (4*19 = delta) (4*19 = teta)	1 hedef değişken (örneğin hasta olma durumu) ("7 hastalık grubu" & "sağlıklı" veya "hasta" & "sağlıklı")
2- DEHB	95	-	95		
3- depresyon	124	57 eksik veri	67		
4- OKB	34	-	34		
5- opioid	75	-	75	Değişken Tipi	
6- PTSB	146	-	146		
7- şizofreni	77	25 [24 eksik veri 1 tekrarlayan veri]	52		
HASTA TOPLAM	657	107	550	nümerik	kategorik
SAĞLIKLI TOPLAM	102	18 [17 eksik veri 1 tekrarlayan veri]	84		
TOPLAM	759	125	634 örnek	77 değişken	

3.2 VERİ ANALİZİ

Veri analizi süreci için izlenen adımlar Şekil 7’de verilmiştir. EEG verilerinin toplandığı aşama bu tez çalışması kapsamı dâhilinde değildir. Çalışmada, retrospektif olarak toplanan ve birleştirilen veri setindeki EEG değerlerinin sayısallaştırılmış hali kullanılmıştır.



Şekil 7: Veri analiz süreci

3.2.1 Veri Ön İşleme

Veri birleştirme

2019 ve 2020 yıllarında farklı hastalıklara ait .xls, .xlsx, .sav, .txt formatlarında bulunan veri setleri toplandıktan sonra bu veri setlerinin hepsi .xlsx formatında birleştirilmiştir. Bazı hastalıklarda 4 frekans bandına ait değerler Excel dosyasında farklı sekmelerde tutulurken bazı hastalıklarda her bir frekans bandına ait değerler ayrı dosyalarda tutuluyordu. Bütün bu değerler .xlsx uzantılı tek bir dosyada birleştirilmiştir. 2019 yılında alınan örnekler ve 2020 yılında alınan örneklerin belli olması için (varsa) hastalık ismi ve yıl birlikte belirtilmiştir.

Veri seçimi

- ✓ Mevcut veri setlerinden eksik veri ve tekrarlayan veri olmayan satırlar yani örnekler seçilmiştir.
- ✓ Mevcut veri setlerinden, her bir frekans bandına ait olmak üzere “Fp1, Fp2, F3, F4, C3, C4, P3, P4, O1, O2, F7, F8, T3, T4, T5, T6, Fz, Cz, Pz” değerlerini içeren sütunlar yani değişkenler seçilmiştir.
- ✓ “sağlıklı (2019)”, “sağlıklı (2020)” veri setlerinde bazı değişkenler birebir aynı isim ile yer almamaktaydı; bunun için 10-10 sistemine göre adlandırılmış olan elektrotların 10-20

ölçme sistemindeki karşılıkları (Tatum, 2008) yazılmıştır. Veri setindeki T7, T3 olarak T8, T4 olarak P7, T5 olarak P8, T6 olarak yazılmıştır.

- ✓ “şizofreni” veri setindeki “beta1” ve “beta2” sütunlarında bulunan değerlerin aritmetik ortalaması alınarak “beta” sütununa yazılmıştır.
- ✓ “PTSB” veri setindeki beta1 ve beta2 değerleri yerine beta sütunu kullanılmıştır.

Eksik veri kontrolü

- ✓ “şizofreni” veri setinde eksik değerler içeren 24 hastaya ait kayıt analizlere dahil edilmemiştir.
- ✓ “bipolar bozukluk (2019)” verisinde beta değerleri eksik olduğundan 25 örneğe ait veri analizlere dahil edilmemiştir.
- ✓ “depresyon (2019)” verisinde beta değerleri eksik olduğundan 56 örneğe ait veri analizlere dahil edilmemiştir.
- ✓ “depresyon (2020)” verisinde yanlış yazıldığından şüphelenildiği için bir alan eksik sayılmış ve bu bir örneğe ait veri analizlere dahil edilmemiştir.
- ✓ “kontrol (2020)” verisinde beta değerleri eksik olduğundan 17 örneğe ait veri analizlere dahil edilmemiştir.

Tekrarlayan veri kontrolü

- ✓ “şizofreni” veri setinde aynı örneğe ait iki farklı kayda rastlanmıştır. Eski tarihli olan veri satırı analizlerde kullanılmıştır. Bir örneğe ait veri çıkarılmıştır.
- ✓ “kontrol (2020)” veri setinde aynı örneğe ait iki farklı kayda rastlanmıştır. Bu örnek aynı zamanda eksik veri de içerdiğinde tekrarlayan bu satır veri setinden çıkarılmıştır.
- ✓ Diğer gruplarda tekrarlayan veriye rastlanmamıştır.

Normalizasyon

Veri setindeki değişkenler her zaman doğru tahmin modellerinin oluşturulması için yeterince iyi olmayabilir; bu durumlar için mevcut değişkenlerin dönüştürülmesi gerekir (García vd., 2015). Aşağıda belirtilen normalizasyon yöntemleri kullanılarak veri setindeki değişkenler, daha doğru tahmin modellerinin elde edilebilmesi için normalize edilmiştir. Veri setine sütun bazında üç farklı şekilde normalizasyon yapılmıştır. Kullanılan yöntemler; *min-max*, *z-score* ve *log₁₀* normalizasyon yöntemleridir. Tüm analizler veri setinin hem normalize edilmemiş haline hem de bu üç farklı yöntem ile normalize edilmiş haline uygulanmıştır.

min-max yöntemi: Çalışmada, veri setinin hedef değişken dışındaki sütunlarında bulunan değerler [0-1] aralığında olacak şekilde normalize edilmiştir. Bu yöntemde veri, [0-1] veya [-1-1] arasındaki sayısal değerlere dönüştürülür (Akpınar, 2017; García vd., 2015; Özkan & Özkan, 2017). *Min-max* normalleştirilmesi sayesinde değişkenler aynı değer aralığına indirgenerek, en küçük ve en büyük değerler arasındaki farkın çok fazla olduğu durumlarda modelin öğrenme sürecinin yanıltılmasının önüne geçilir (García vd., 2015).

$$X^* = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad \begin{array}{l} X^*: \text{Gözlem değerinin dönüştürülmüş değeri} \\ X: \text{Gözlem değeri} \\ X_{min}: \text{Gözlem değerinin en küçük değeri} \\ X_{max}: \text{Gözlem değerinin en büyük değeri} \end{array} \quad (3.1)$$

z-score yöntemi: Çalışmada, veri setinin hedef değişken dışındaki sütunlarında bulunan değerler *z-score* yöntemi ile normalize edilmiştir. Bu yöntemde veri, ortalaması ve standart sapması kullanılarak yeni değerlere dönüştürülür (Özkan & Özkan, 2017). En küçük ve en büyük değerlerin bilinmediği durumlarda *min-max* normalleştirilmesi yapılabilir değildir; bununla beraber, aykırı değerlerin varlığı *min-max* normalleştirmesini saptırabilir (García vd., 2015). Bu gibi durumlarda *z-score* normalleştirilmesi kullanılabilir. Bu yöntemde aykırı değerler korunmuş olur.

$$X^* = \frac{X - \bar{X}}{\sigma_X} \quad \begin{array}{l} X^*: \text{Gözlem değerinin dönüştürülmüş değeri} \\ X: \text{Gözlem değeri} \\ \bar{X}: \text{Gözlem değerinin aritmetik ortalaması} \\ \sigma_X: \text{Gözlem değerinin standart sapması} \end{array} \quad (3.2)$$

log₁₀ yöntemi: Çalışmada, veri setinin hedef değişken dışındaki sütunlarında bulunan değerler 10 tabanında logaritma hesaplaması yapılarak normalize edilmiştir. Bu yöntemde verinin 10 tabanına veya istenilen başka bir tabana göre logaritma hesaplaması yapılır (Akpınar, 2017). Buna göre her bir gözlem değeri belirlenen tabandaki $\log_{(x)}$ değeri ile değiştirilir (Metcalf & Casey, 2016). Bu yöntemde aykırı değerler göz ardı edilir (Metcalf & Casey, 2016).

Hedef değişken

Veri seti ile hem çok sınıflı sınıflandırma (*multiclass classification*) hem de ikili sınıflandırma (*binary classification*) yapmak amacıyla hedef değişkende değişiklik yapılmıştır. İkili sınıflandırma, veri setindeki her bir örneğin iki kategoriden birinde yer aldığı en basit sınıflandırma olarak tanımlanır ve bu sınıflandırma türünde, önceden belirlenmiş sınıflar ya

pozitif sınıfta ya da negatif sınıfta yer alırlar (Jo, 2021). Çok sınıflı sınıflandırmadan ise önceden belirlenmiş ikiden fazla kategori olduğunda bahsedilmektedir (Jo, 2021).

Çok sınıflı sınıflandırma için hedef değişken Tablo 4'te görülen 7 hastalık sınıfı + 1 sağlıklı sınıf olmak üzere 8 sınıflı olarak düzenlenmiştir. İkili sınıflandırma için ise 7 hastalık sınıfındaki tüm örneklerin sınıfları "hasta" olarak kodlanmış ve bu durum için hedef değişken 1 hasta + 1 sağlıklı sınıf olmak üzere 2 sınıflı olarak düzenlenmiştir. Tüm analizler hem çok sınıflı sınıflandırma hem de ikili sınıflandırma için yapılmıştır.

Veri seti dengeleme

Farklı sınıflarda bulunan örnek sayılarının önemli derecede farklılaştığı durumlarda veri setinde dengesizlik mevcuttur (López vd., 2013). Veri setindeki dengesizlik, kurulan modellerin performanslarını etkileyebileceği için bu çalışmadaki veri seti dengelenmiştir. Veri setinin orijinal hali (dengesiz veri seti) ve analize hazır halindeki sınıf dağılımları Tablo 5'te detaylı olarak verilmiştir. Bu tabloda da görülebileceği gibi veri setinin hedef değişkeninde yer alan hastalık kategorilerindeki örnek sayıları arasında farklılıklar yani dengesizlikler mevcuttur. Bu dengesizliğin giderilmesi için *undersampling* ve *oversampling* yöntemlerinden yararlanılmıştır.

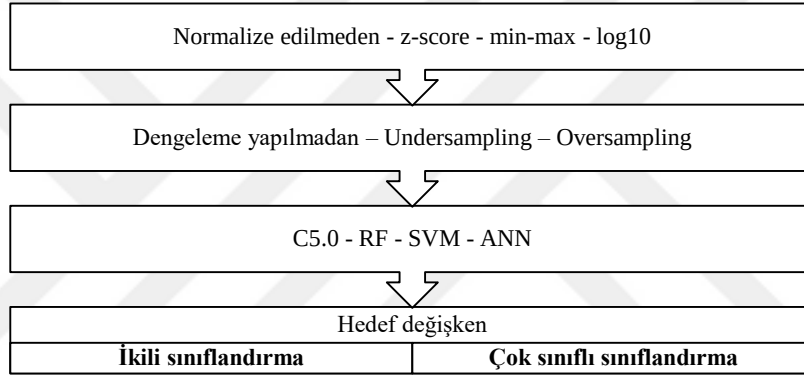
Undersampling yönteminde, orijinal veri setindeki (genellikle daha fazla sayıda bulunan) örneklerin çıkarılması yoluyla veri setindeki örnek sayısı azaltılır (López vd., 2013). Çalışmada, tüm sınıflardaki örnek sayısı, örnek sayısı az olan sınıftakine eşit olacak şekilde azaltılmıştır. Bu yöntem sonucunda elde edilen veri setinde (uygulamanın ardından) tekrarlayan veri bulunmamaktadır.

Oversampling yönteminde, orijinal veri setindeki örneklerin kopyalanması veya mevcut örneklerden yeni örnekler yaratılması yoluyla veri setindeki örnek sayısı artırılır (López vd., 2013). Çalışmada, tüm sınıflardaki örnek sayısı, örnek sayısı en fazla olan sınıftakine eşit olacak şekilde artırılmıştır. Örneklerin dengelenmesi amacıyla çoğaltılması sebebiyle bu yöntem sonucunda elde edilen veri setinde (uygulamanın ardından) tekrarlayan veri bulunmaktadır.

Dengeleme yöntemleri veri setinin sadece %80'lik eğitim için ayrılan kısmına uygulanmıştır. Veri setindeki dengeleme işleminin ardından eğitim-test veri setleri ve sınıflardaki dağılım Tablo 5'te verilmiştir. Tüm analizler hem dengesiz veri seti hem de *undersampling* ve *oversampling* yöntemleri ile dengelenmiş veri setleri ile yapılmıştır.

Analiz edilen veri setleri

Orijinal veri seti farklı işlemlerden geçirilerek analizlere hazır hale getirilmiş ve birden fazla şekilde model kurulması sağlanmıştır. Yukarıdaki başlıklarda belirtilen tüm işlemlerin ardından, hedef değişkenin iki sınıflı (1 hasta + 1 sağlıklı) ve çok sınıflı (7 hastalık sınıfı + 1 sağlıklı) olarak düzenlendiği iki temel veri seti elde edilmiştir. Ön işleme esnasında yapılan tüm işlemler, her iki veri seti için tekrarlanmıştır (Şekil 8). Ardından tüm algoritmalar her iki veri seti için de uygulanmıştır. İki veri seti için; veri setleri 3 farklı normalizasyon yöntemi ile ve normalize edilmeden, 2 farklı dengeleme yöntemi ve dengeleme yapılmadan ve 4 farklı algoritma ile analiz edilmiştir.



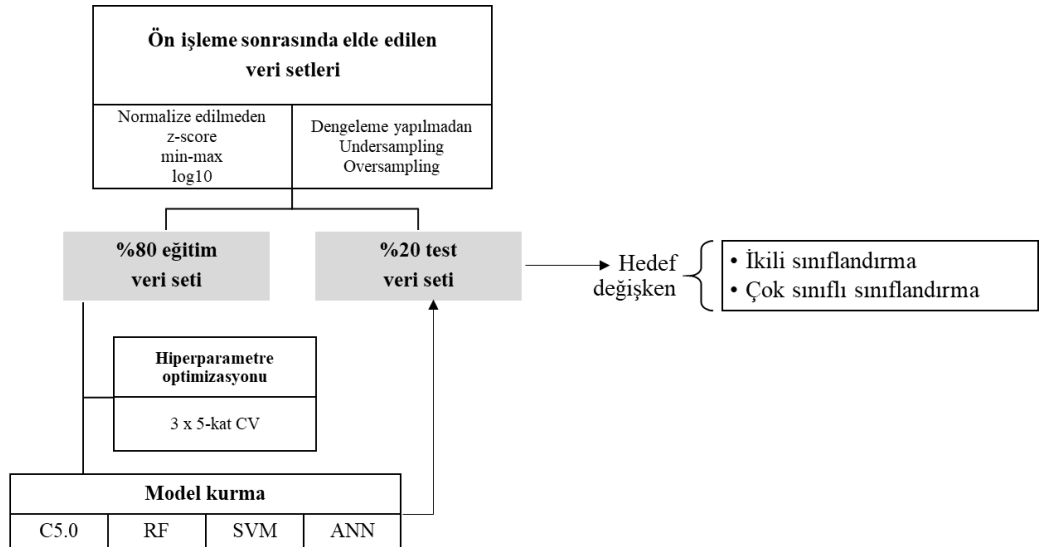
Şekil 8: Yapılan uygulamalar.

Tablo 5: Uygulama yapılan veri setleri ve örnek dağılımları.

İkili sınıflandırma (binary classification)								
Dengesiz veri seti			Undersampling veri seti			Oversampling veri seti		
Toplam	Eğitim	Test	Toplam	Eğitim	Test	Toplam	Eğitim	Test
634	507	127	261	134	127	1007	880	127
hasta								
550	440	110	177	67	110	550	440	110
sağlıklı								
84	67	17	84	67	17	457	440	17
Çok sınıflı sınıflandırma (multiclass classification)								
Dengesiz veri seti			Undersampling veri seti			Oversampling veri seti		
Toplam	Eğitim	Test	Toplam	Eğitim	Test	Toplam	Eğitim	Test
634	508	126	342	216	126	1062	936	126
bipolar								
81	65	16	43	27	16	133	117	16
DEHB								
95	76	19	46	27	19	136	117	19
depresyon								
67	54	13	40	27	13	130	117	13
OKB								
34	27	7	34	27	7	124	117	7
opioid								
75	60	15	42	27	15	132	117	15
PTSB								
146	117	29	56	27	29	146	117	29
şizofreni								
52	42	10	37	27	10	127	117	10
sağlıklı								
84	67	17	44	27	17	134	117	17

3.2.2 Makine Öğrenmesi Analizleri

Tüm makine öğrenmesi analizleri Tablo 5’te verilen veri setleri için tekrarlanmıştır. Tüm süreç akışı Şekil 9’da verilmiştir.

**Şekil 9:** Makine öğrenmesi süreç adımları.

Model Performans Değerlendirme Yöntemi

Sınıflandırma yöntemlerinde eğitim ve test olmak üzere veri seti ikiye ayrılır; eğitim veri seti ile model oluşturulurken test veri seti ile modelin performansı test edilir. İstenen sayıda örneğin rastgele seçildiği *bootstrap* (Efron & Tibshirani, 1993), veri setinin belirlenen orana göre eğitim ve test olarak bölündüğü *hold-out* (Kohavi, 1995) ve veri setinin eşit sayılarda parçalara ayrılarak her seferinde bir parçanın test ve geri kalan parçaların eğitim olarak atandığı çapraz geçerleme yöntemi (*cross validation - CV*) (Mosteller & Tukey, 1968; Stone, 1974) bu yöntemler arasında sıkça kullanılanlardır.

Bu çalışma kapsamında *hold-out* ve CV yöntemlerinin bir arada kullanıldığı bir yapı tercih edilmiştir. Veri setinin %80'lik kısmı modellerin eğitilmesi, %20'lik kısmı ise modellerin performansının test edilmesi amacı ile kullanılmıştır. %80'lik eğitim veri seti içerisinde 3 kere tekrar eden 5-kat CV yöntemi kullanılmış ve bu yöntem ile aynı zamanda modeller içerisinde kullanılan hiperparametrelerin optimize edilmesi sağlanmıştır. Seçilen hiperparametreler ile farklı modeller kurulmuş ve bu modellerin performansı %20'lik test veri seti ile sınanmıştır.

Algoritmalar

Modellerin kurulması amacıyla *caret* (Kuhn, 2021) paketinin içerisindeki *train* fonksiyonu kullanılmıştır. Bu fonksiyon eğitim veri setinin farklı algoritmalar ile eğitilmesini ve aynı zaman hiperparametre optimizasyonunun yapılmasını sağlamıştır. Hiperparametre optimizasyonun yapılabilmesi için *train* fonksiyonunun içerisindeki *trControl* parametresindeki değerler 3 kere tekrar eden 5-kat CV'nin uygulanması için amacıyla ayarlanmıştır. Ardında model kurulurken bu fonksiyona ait *method* parametresi ile algoritma seçimi yapılmıştır. *trControl* parametresinde seçilen değerler ve her bir algoritma için bağlı bulunduğu paket bilgisi ile optimize edilen hiperparametreler Tablo 6'da verilmiştir.

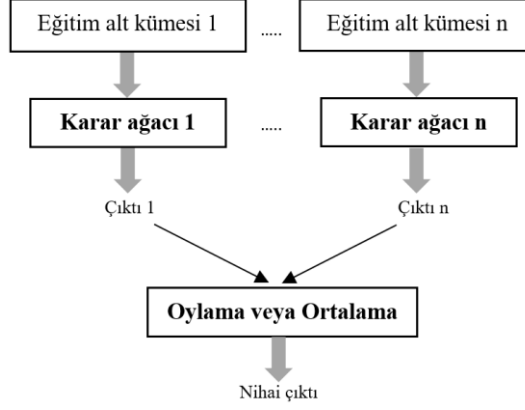
Tablo 6: Kullanılan parametreler ve algoritmalar.

Parametre	Seçilen değerler				
trControl	method: Veri setinin hangi yönteme göre bölüneceğini ifade eder; CV için "repeatedcv" olarak ayarlanmıştır. number: CV'deki kat sayısını (<i>fold</i>) ifade eder; 5 olarak ayarlanmıştır. repeats: Kaç kere tekrar edileceğini belirtir; 3 olarak ayarlanmıştır.				
Parametre	Seçilen değerler	Algoritma genel başlık	Algoritma adı	Optimize edilen hiperparametreler	Bağı bulunduğı paket
method	C5.0	C5.0	C5.0	trials (# Boosting Iterations): Boosting sayısını ifade eder. model (Model Type): Sonuç olarak döndürülecek sınıf değerleri veya güven değerleri seçiminin yapılmasını sağlar. winnow (Winnow): Öznitelik seçimi yapıp yapılmadığını ifade eder.	C50 (Kuhn & Quinlan, 2020)
	rf	RF	Random Forest	mtry (#Randomly Selected Predictors): Her bir bölünme için rastgele seçilen değişkenlerin sayısını ifade eder.	randomForest (Liaw & Wiener, 2002)
	svmLinear	SVM	Support Vector Machines with Linear Kernel	C (Cost): Lagrange çarpanı hesaplanırken kullanılan üst limit değerini ifade eder.	kernlab (Karatzoglou vd., 2004)
	svmPoly	SVM	Support Vector Machines with Polynomial Kernel	degree (Polynomial Degree): Polinomsal fonksiyonun derecesini ifade eder. scale (Scale): (Ripley & Venables, 2015) C (Cost): Lagrange çarpanı hesaplanırken kullanılan üst limit değerini ifade eder.	kernlab (Karatzoglou vd., 2004)
	svmRadial	SVM	Support Vector Machines with Radial Basis Function Kernel	sigma (Sigma): C (Cost): Lagrange çarpanı hesaplanırken kullanılan üst limit değerini ifade eder.	kernlab (Karatzoglou vd., 2004)
	nnet	ANN	Neural Network	size (#Hidden Units): Katmandaki gizli nöron sayısını ifade eder. decay (Weight Decay): Overfitting durumunun engellenmesi ve optimizasyon için kullanılan parametredir (Venables & Ripley, 2002).	nnet (Venables & Ripley, 2002)
	mlpML	ANN	Multi-Layer Perceptron, with multiple layers	layer1 (#Hidden Units layer1): layer2 (#Hidden Units layer2): layer3 (#Hidden Units layer3): Her bir katmandaki gizli nöron sayısını ifade eder.	RSNNS (Bergmeir & Benítez, 2012)
	pcaNNet	ANN	Neural Networks with Feature Extraction	size (#Hidden Units): Katmandaki gizli nöron sayısını ifade eder. decay (Weight Decay): Overfitting durumunun engellenmesi ve optimizasyon için kullanılan parametredir (Venables & Ripley, 2002).	nnet (Venables & Ripley, 2002)

C5.0: Çalışmada kullanılan **C50** metodu ile C5.0 algoritması uygulanmıştır. C5.0 algoritması Quinlan (1993) tarafından ortaya konan C4.5 algoritmasının devamı niteliğindeki karar ağacı algoritmasıdır. Kronolojik olarak bakıldığında C4.5 algoritması, ID3 algoritmasının (Quinlan, 1986), C5.0 algoritması ise C4.5 algoritmasının (Quinlan, 1993) devamı ve geliştirilmiş versiyonu niteliğindedir. ID3 algoritması ağaç oluştururken entropiyi (*entropy*) ve bilgi kazancını (*information gain*) temel alırken, devamı niteliğindeki C4.5 ise bu iki değere bağlı olarak hesaplanan bölme bilgisi (*split information*) ve kazanç oranı (*gain ratio*) hesaplamalarına dayanarak bölme işlemini gerçekleştirir (J. Han vd., 2012). C5.0 da C4.5'in geliştirilmiş versiyonu olarak ortaya çıkmış ve ticari olarak kullanıma sunulmuştur (Rulequest Research, 2020). C5.0, C4.5'ten farklı olarak *boosting* özelliği bulunmaktadır ve bu algoritmanın öncülüne göre daha süratli ve etkili olduğu belirtilmektedir (Akpınar, 2017). *Boosting* yöntemi *ensemble* öğrenim (*ensemble learning*) kavramı altında yer almakta olup iteratif bir şekilde birden fazla modelin oluşturulmasını ifade eder (J. Han vd., 2012; Panesar, 2019). Bu yöntemde örnekler ağırlıklandırılır ve oluşturulan modellerde yanlış sınıflandırılan örneklerle göre bu ağırlıklar güncellenerek hata oranı minimize edilmeye çalışılır (J. Han vd., 2012).

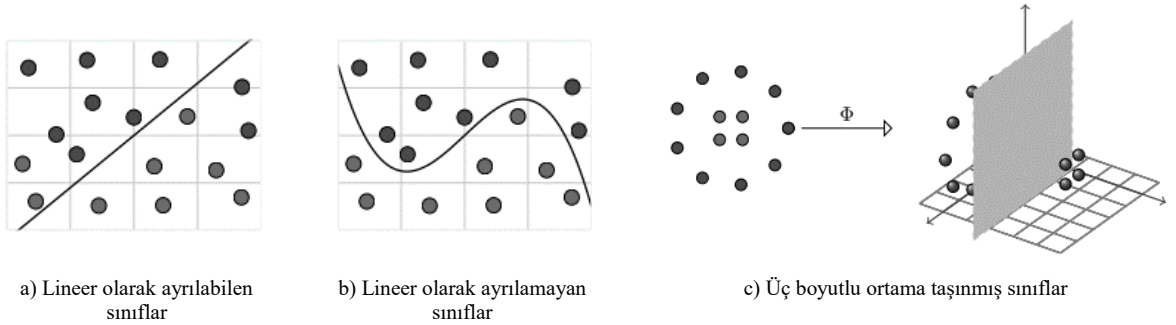
RF (rastgele orman - random forest): Çalışmada kullanılan **rf** metodu ile rastgele orman algoritması uygulanmıştır. Rastgele orman algoritması birden fazla karar ağacı algoritmasının kombinasyonu olarak tanımlanabilir (Jo, 2021). Bu algoritma, performansın artırılması amacıyla birden fazla modelin bir araya getirilmesini ifade eden *ensemble* öğrenim (*ensemble learning*) kavramı altında yer almakta ve torbalama (*bagging*) (Nilsson, 2018) mantığı ile çalışmaktadır (Akpınar, 2017; Panesar, 2019). Torbalama tekniği ile mevcut veri setinden rastgele seçilen örneklerin oluşturduğu alt kümeler n sayıda sınıflandırıcı ile eğitilir, her bir sınıflandırıcıdan elde edilen çıktılar oylama (çıktı kategorik ise) veya ortalama hesaplaması (çıktı nümerik ise) yollarıyla birleştirilir; böylece tek sınıflandırıcıya kıyasla daha iyi performans elde edilmesi sağlanır (Nilsson, 2018). Rastgele orman algoritmasında, eğitim veri setinin rastgele bölünmesi ile elde edilen alt kümelere karar ağacı uygulanır ve bu ağaçlar belirlenen derinlik kadar büyütülür, en son aşamada ise tüm ağaçların sonuçları bir araya getirilir (Watt vd., 2020). Algoritmanın ismindeki “rastgele” ifadesi, her bir ağacın, eğitim veri setinin rastgele bölünerek elde edilen parçalarına uygulanıyor olmasını ifade etmektedir (Watt vd., 2020). Bu durum zaten torbalama tekniğinin temelini oluşturmaktadır. Jo (2021)'in sembolize ettiği gibi (Şekil 10), tesadüfi olarak seçilen örnekler ile kurulan birden fazla karar ağacının oluşturulması ve nihai

sonucun, kurulan tüm modellerin sonuçlarının birleştirilmesi yoluyla elde edilmesi söz konusudur.



Şekil 10: Rastgele orman algoritması (Jo, 2021).

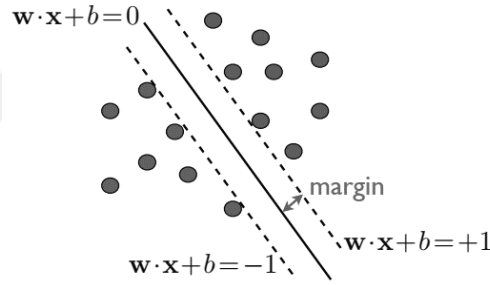
SVM (destek vektör makinesi - support vector machine): Çalışmada kullanılan **svmLinear** metodu ile lineer (doğrusal) SVM, **svmPoly** metodu ile polinomsal SVM, **svmRadial** metodu ile radyal tabanlı SVM uygulanmıştır. SVM'nin temelleri 1962 yılında atılmış 1964 yılında ise Vapnik & Chervonenkis (1964a) ve Vapnik & Chervonenkis (1964b) tarafından temelleri atılan bu fikirler yayımlanmıştır (Chervonenkis, 2013). Algoritma, Boser vd. (1992) tarafından geliştirilmiştir. SVM, lineer ve lineer olmayan veri setlerini sınıflandırmak için kullanılabilen bir sınıflandırma algoritmasıdır (J. Han vd., 2012). SVM, destek vektörleri (*support vectors*) ile temsil edilen farklı iki sınıfı birbirinden ayırmak amacıyla bir hiper düzlem (*hyperplane*) veya bir doğru bulunmasını sağlamaktadır (Panesar, 2019).



Şekil 11: SVM algoritması-1 (Mohri vd., 2018).

Lineer olarak ayrılabilen (yani iki boyutlu) sınıflar bir doğru ile lineer olarak ayrılamayan (yani üç boyutlu ortama taşınan) sınıflar ise bir düzlem ile birbirinden ayrılır ve bu doğru veya düzlemin, sınıfları birbirinden en iyi şekilde ayırması beklenir (J. Han vd., 2012). Bu düzlem

veya doğru farklı sınıflardaki örneklerin birbirinden ayrılmasını sağlar (Şekil 11). Akpınar (2017), SVM'nin diğer algoritmalara göre daha uzun eğitim süresine sahip olmasına rağmen, güvenilirliğinin yüksek, ezbere öğrenmeye karşı dirençli ve lineer olmayan sınıflandırmada başarılı olduğunu belirtmektedir. SVM, *maximum marginal hyperplane* bulunmasını amaçlar; bu düzlem her iki sınıflı temsil eden destek vektörlerinin üzerinde bulunduğu düzlemlere eşit uzaklıktadır (J. Han vd., 2012). Sınıflandırmada en optimize karar doğrusunun elde edilmesi için bu uzaklığın maksimize edilmesi amaçlanır (Akpınar, 2017; Panesar, 2019). Destek vektörleri, karar doğrusuna en yakın olan veri noktalarıdır ve bu veri noktalarının karar doğrusuna uzaklığı (*margin value*) arttıkça verilerin uygun şekilde sınıflandırılabilceği ifade edilmektedir (Panesar, 2019). Lineer sınıflandırma problemi ile karşılaşıldığında, $w \cdot x + b = 0$ düzleminin bir tarafında ($w \cdot x + b = -1$) olan -1 sınıfındaki örneklerin diğer tarafında ise ($w \cdot x + b = 1$) olan +1 sınıfındaki örneklerin olup olmadığı test edilir ($x \rightarrow \text{sign}(w \cdot x + b)$) (Mohri, 2018).



Şekil 12: SVM algoritması-2 (Mohri vd., 2018).

m vektör sayısı, x nümerik vektörler, w_i ağırlık, b bias değeri olmak üzere lineer sınıflandırma için kullanılan formül aşağıdaki belirtilmiştir (Jo, 2021):

$$y = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^m (w_i x_i) + b \right) \quad (3.3)$$

SVM ile *kernel trick* olarak adlandırılan yöntem temel alınarak, veri setindeki örneklerin çok boyutlu bir ortama taşınması (Şekil 11) ve hiper düzlem ile sınıflandırılması yapılmaktadır (Panesar, 2019; Schölkopf & Smola, 2002). Yani verinin birden fazla boyut içerisinde temsil edilmesi ile karar doğrusu yerine bir düzlem kullanılarak örneklerin sınıflandırılması mümkün olmaktadır. N destek vektörleri sayısı, y_i sınıf değerleri, a_i Lagrange çarpanı (*Lagrange*

multiplier), b bias değeri, x_i eğitim veri setindeki destek vektörleri, x_j test vektörü olmak üzere lineer olmayan sınıflandırma için kullanılan formül aşağıdaki belirtilmiştir (Alty vd., 2012):

$$y = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^N y_i a_i K(x_i, x_j) + b \right) \quad (3.4)$$

Destek vektörleri marginal hiper düzlemler üzerinde yer aldığı için herhangi bir x_i için $w \cdot x + b = y_i$ olmak üzere b değeri şu şekilde hesaplanır (Mohri vd., 2018):

$$b = y_i - \sum_{i=1}^m y_i a_i (x_i \cdot x_j) \quad (3.5)$$

Kernel fonksiyonları lineer sınıflandırıcıyı lineer olmayan güçlü bir sınıflandırıcıya dönüştürür; bunun için kullanılabilen fonksiyonlar aşağıda verilmiştir (Alty vd., 2012):

$$\text{Lineer fonksiyon: } K(x_i, x_j) = \langle x_i, x_j \rangle + c \quad (3.6)$$

$$\text{Polinomsal fonksiyon: } K(x_i, x_j) = (\langle x_i, x_j \rangle + c)^d \quad (3.7)$$

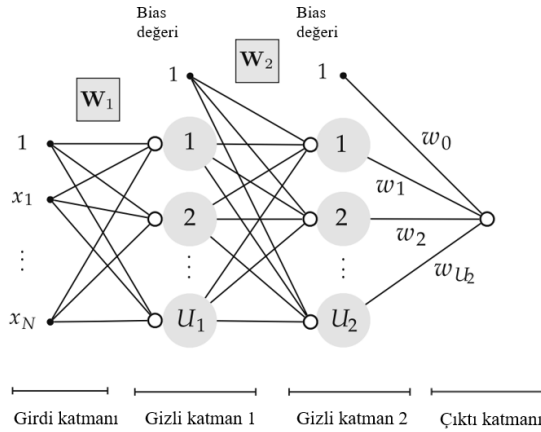
$$\text{Radyal tabanlı fonksiyon: } K(x_i, x_j) = \exp \left[\frac{-\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2} \right] \quad (3.8)$$

x_i eğitim veri setindeki destek vektörleri, x_j test vektörünü ifade etmekte olup, c sabit bir değer, d polinomsal fonksiyonun derecesi, σ ise radyal fonksiyonu kontrol eden parametredir; genellikle hiperparametre optimizasyonunda bu parametrelere ve Lagrange çarpanı hesaplanırken kullanılan üst limi değeri olan C değerine göre denemeler yapılır ve en düşük hata ile sınıflandırma yapılmaya çalışılır (Alty vd., 2012).

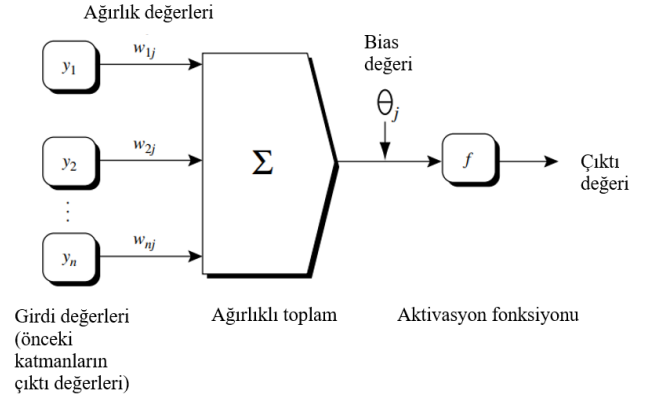
ANN (yapay sinir ağları - artificial neural network): Çalışmada kullanılan **nnet** metodu ile tek katmanlı yapay sinir ağı (*single-hidden-layer neural network (feed-forward single layer neural network)*), **mlp** metodu ile çok katmanlı algılayıcı (*multi-layer perceptron neural network (fully connected feed-forward network+backpropagation)*), **pcannet** metodu ile tek katmanlı yapay sinir ağı ve temel bileşen analizi (*principal component analysis - PCA*) uygulanmıştır.

Yapay sinir ağlarının temelleri McCulloch & Pitts (1943) tarafından atılmış farklı araştırmacılar tarafından bu yöntem ile ilgili birçok çalışma yapılmıştır. ANN, Öztemel (2016) tarafından “*insan beyninin özelliklerinden olan öğrenme yolu ile yeni bilgiler türetebilme, yeni bilgiler oluşturabilme ve keşfedebilme gibi yetenekleri herhangi bir yardım almadan otomatik olarak gerçekleştirmek amacı ile geliştirilen bilgisayar sistemleri*” olarak tanımlanmaktadır. ANN, insan sinir sistemini simüle eden ve bu sistemdeki yapıya dayanarak problemlere çözüm bulunmasını sağlayan makine öğrenmesi algoritmalarıdır (Jo, 2021). Özen (2016), yapay sinir ağlarının; insan beynindeki nöron isimli beyin hücrelerine benzeyen yapay sinir hücrelerinden (*perceptron* (Rosenblatt, 1957)), bu hücreler arasındaki bağlantılardan ve işlem yeteneğine sahip ait ağırlıklardan oluştuğunu belirtmiştir. ANN, katmanlar halinde organize edilmiş sinir hücrelerinden ve bir veya birden fazla gizli katmandan oluşmaktadır (Panesar, 2019). Temel yapı üç katmandan oluşur (Öztemel, 2016) (Şekil 13-a):

- Girdi katmanı, ağa girdi olarak gelen verinin bir sonraki katmana iletilmesini sağlar.
- Gizli katmanlar/ara katmanlar, girdi katmanından gelen verinin işlenmesini ve bir sonraki katmana iletilmesini sağlar.
- Çıktı katmanı, gizli katmanlardan gelen veriyi işleyerek ağın ürettiği çıktıyı dış dünyaya verir.



a) (Watt vd., 2020)



b) (J. Han vd., 2012)

Şekil 13: ANN algoritması.

Her bir yapay sinir hücresi; dışarıdan veya başka bir nörondan gelen veriyi ifade eden girdilerden ($x_1, x_2, \dots, x_n$), her bir veriye ait ağırlıktan ($w_1, w_2, \dots, w_n$), sabit bir değer olan ve 1 değerini alan bias değerinden, verinin ağırlığı ile çarpılarak hücreye giren net girdinin hesaplanmasını sağlayan toplama fonksiyonundan ($u = \sum_{i=1}^n x_i w_i$), hücreye giren net bilginin

işlenerek çıktının üretilmesini sağlayan aktivasyon fonksiyonundan ($a = s(u)$) ve aktivasyon fonksiyonu tarafından üretilen çıktı değerinden oluşmaktadır (Öztemel, 2016; Shanmuganathan, 2016) (Şekil 13-b)). İlk katmandaki nöronların girdi değerlerinden söz ediliyorsa bu değerleri ($x_1, x_2, \dots, x_n$) olarak, ara katmanlardan veya çıktı katmanındaki nöronların girdi değerlerinden söz ediliyorsa (her bir girdi bir önceki katmandaki nöronların çıktılarından oluşacağı için) bu değerler ($y_1, y_2, \dots, y_n$) olarak ifade edilebilir (J. Han vd., 2012). j , girdi katmanında veya çıktı katmanında bir nöron olmak üzere, j nöronuna gelen net girdi (I_j); bir önceki katmandaki i nöronunun ağırlığı (w_{ij}), i nöronunun çıktısı (O_i), bias değeri (θ_i) kullanılarak toplama fonksiyonu ile hesaplanır (J. Han vd., 2012):

$$I_j = \sum_i w_{ij} O_i + \theta_i \quad (3.9)$$

I_j , j nöronuna giren net girdi, O_j , j nöronunun çıktısı olmak üzere aktivasyon fonksiyonu olarak lojistik (*logistic function*) veya sigmoid fonksiyon (*sigmoid function*) kullanılır (J. Han vd., 2012):

$$O_j = \frac{1}{1 + e^{-I_j}} \quad (3.10)$$

Çalışmada kullanılan tek katmanlı yapay sinir ağı; girdi katmanı, tek bir gizli katman ve çıktı katmanından oluşan yapay sinir ağı yapısına sahiptir (Watt vd., 2020). Çalışmada kullanılan ikinci yapay sinir ağı modeli çok katmanlı algılayıcı (*multi-layer perceptron - MLP*) yapısına dayanan yöntemdir. Bu ağ modeli; bir girdi katmanı, bir veya birden fazla gizli katman ve çıktı katmanından oluşmaktadır (J. Han vd., 2012). MLP, ağırlık değerleri kendinden önceki birime veya katmana geri gitmediği için ileri beslemeli (*feed-forward*), her birim yani nöron bir sonraki katmandaki diğer tüm birimlere girdi değeri gönderdiği için yani bağlı olduğu için tam bağlı (*fully connected*) olarak adlandırılır (J. Han vd., 2012). Bu yöntemle göre çok katmanlı ileri beslemeli bir ağ yapısı ve geri yayılım (*backpropagation*) algoritması kullanılmaktadır (Bergmeir & Benítez, 2012). Geri yayılım algoritmasının temelleri Linnainmaa (1970) tarafından atılmış Werbos (1974) tarafından yapay sinir ağlarına uygulanabileceği önerilmiş, farklı araştırmacılar tarafından bu yöntem üzerine farklı araştırmalar yapılmakla beraber Rumelhart vd. (1986)'nın araştırması ile yöntemin yapay sinir ağlarında kullanılabileceği ortaya konmuştur. Bu yöntemle göre, çıktıdaki hatanın veya kaybın minimize edilmesi amacıyla

hata ağı geri verir, ağıdaki ağırlıklar güncellenerek tekrar hesaplama yapılır; böylece her bir nörondaki hata miktarı azaltılmaya çalışılır (Panesar, 2019). Ağıın çıktısında oluşan hatanın, ağırlıklarda yapılan küçük ayarlamalarla azaltılmasını sağlar (Nilsson, 2018).

Üçüncü yapay sinir ağı modelinde ise tek katmanlı yapay sinir ağı ile birlikte temel bileşen analizi (*principal component analysis – PCA*) kullanılmıştır. PCA, çok boyutlu veriyi daha az boyutla ifade edilmesini sağlayan bir metottur (Metcalf & Casey, 2016). Kurulan bu modelde PCA tekniği ile öz nitelik seçimi (*feature selection*) yapılmış ardından ağ yapısı oluşturulmuştur.

Model Performans Değerlendirme Ölçütleri

Tablo 7’deki değerler temel alınarak göre sınıflandırma algoritmalarının doğruluk (*accuracy*), hata oranı (*error rate*), duyarlılık (*sensitivity, recall*), belirleyicilik (*specificity*), pozitif öngörü değeri (*positive predictive value*), negatif öngörü değeri (*negative predictive value*), yanlış pozitif oranı (*false positive rate - FPR*), yanlış negatif oranı (*false negative rate-FNR*), F-ölçütü (*F-score, F-measure*) ve dengeli doğruluk (*balanced accuracy*) gibi farklı değerler hesaplanır ve modelin performansının değerlendirilmesi bu ölçütlere göre yapılır.

Tablo 7: Karmaşıklık matrisi (J. Han vd., 2012).

Karmaşıklık Matrisi		Tahmin		Toplam
		Pozitif	Negatif	
Gerçek	Pozitif	TP doğru pozitif	FN yanlış negatif	P
	Negatif	FP yanlış pozitif	TN doğru negatif	N
Toplam		P'	N'	P+N
P: Gerçekte pozitif sınıfa ait olan örneklerin sayısı N: Gerçekte negatif sınıfa ait olan örneklerin sayısı P': Pozitif sınıfta olduğu tahmin edilen örneklerin sayısı N': Negatif sınıfta olduğu tahmin edilen örneklerin sayısı				

Bu çalışma kapsamında ikili sınıflandırmada hasta sınıfı, **pozitif sınıf** olarak belirlenmiş ve performans ölçütlerinin hesaplanması ve değerlendirilmesi bu sınıfa göre yapılmıştır. Çok sınıflı sınıflandırmada ise tek bir pozitif sınıfın belirlenmesi mümkün olmadığından, doğruluk ve dolayısıyla hata oranı hesaplaması her bir model için tüm sınıfları kapsayacak şekilde model bazında, diğer ölçütler ise sınıf bazında hesaplanmıştır. Bu hesaplamalar yapılırken “*one-versus-all*” tekniği izlenmiştir. Buna göre hastalık kategorilerinden her biri her seferinde pozitif

sınıf, geri kalan tüm sınıflar ise negatif sınıf olarak kabul edilmiştir (J. Han vd., 2012). Bu çalışma kapsamında elde edilen modellerin performanslarının değerlendirilmesi Tablo 8’de belirtilen değerlerin karşılaştırılması yoluyla yapılmıştır.

Tablo 8: Model performans değerlendirme ölçütleri (Gorunescu, 2011; J. Han vd., 2012; Hoens & Chawla, 2013).

Ölçüt	Açıklama	Formül
Doğruluk (<i>accuracy, recognition rate</i>)	Doğru tahmin edilen örneklerin, tüm örneklerin sayısına oranıdır.	$\frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} = \frac{TP + TN}{P + N}$
Hata oranı (<i>error rate, misclassification rate</i>)	Doğruluk değeri ile toplamı bire eşittir.	$\frac{FP + FN}{TP + FP + TN + FN} = \frac{FP + FN}{P + N}$ $1 - \text{doğruluk}$
Duyarlılık (<i>sensitivity, recall, true positive rate-TPR</i>)	Doğru tahmin edilen pozitif sınıftaki örneklerin, gerçekte pozitif sınıftaki örneklerin sayısına oranıdır.	$\frac{TP}{TP + FN} = \frac{TP}{P}$
Belirleyicilik (<i>specificity, true negative rate-TNR</i>)	Doğru tahmin edilen negatif sınıftaki örneklerin, gerçekte negatif sınıftaki örneklerin sayısına oranıdır.	$\frac{TN}{TN + FP} = \frac{TN}{N}$
Pozitif öngörü değeri/Kesinlik (<i>positive predictive value, precision</i>)	Doğru tahmin edilen pozitif sınıftaki örneklerin, pozitif sınıfta tahmin edilen örneklerin sayısına oranıdır.	$\frac{TP}{TP + FP} = \frac{TP}{P'}$
Negatif öngörü değeri (<i>negative predictive value</i>)	Doğru tahmin edilen negatif sınıftaki örneklerin, negatif sınıfta tahmin edilen örneklerin sayısına oranıdır.	$\frac{TN}{TN + FN} = \frac{TN}{N'}$
Yanlış pozitif oranı (<i>false positive rate-FPR</i>)	Yanlış tahmin edilen negatif sınıftaki örneklerin, negatif sınıftaki örneklerin sayısına oranıdır.	$\frac{FP}{FP + FN} = \frac{FP}{N}$ $1 - \text{belirleyicilik}$
Yanlış negatif oranı (<i>false negative rate-FNR</i>)	Yanlış tahmin edilen pozitif sınıftaki örneklerin, pozitif sınıftaki örneklerin sayısına oranıdır.	$\frac{FN}{FN + TP} = \frac{FN}{P}$ $1 - \text{TPR}$
F-ölçütü (<i>F-score, F-measure</i>)	Duyarlılık ve kesinliğin harmonik ortalamasıdır.	$\frac{(1 + \beta)^2 \times \text{kesinlik} \times \text{duyarlılık}}{(\beta^2 \times \text{kesinlik}) + \text{duyarlılık}}$
Dengeli doğruluk (<i>balanced accuracy</i>)	Duyarlılık ve belirleyiciliğin aritmetik ortalamasıdır.	$\frac{\text{duyarlılık} + \text{belirleyicilik}}{2}$

Modellerin genel değerlendirmesi doğruluk değerlerine göre yapılmış olup, bununla beraber F-ölçütü ve dengeli doğruluk değerleri de göz önüne alınmıştır. Bu üç ölçüte ait bulgular tezin BULGULAR kısmında paylaşılmış, tüm metrikler bazında sonuçlar ise EKLER kısmında sunulmuştur.

Standart değerlendirme kriterleri, modellerin değerlendirmesinde daha sık görülen yani daha fazla sayıda örnek barındıran sınıfa odaklanma eğilimindedir (Branco vd., 2016). Yani oluşturulan modellerde sınıf tahmini yapılırken daha fazla sayıda örnek barındıran sınıfın lehine bir model kurulması söz konusu olmaktadır. Uygun değerlendirme metriklerinin seçilmesinin dengesiz veri setleri ile çalışırken önemli olduğu belirtilmiştir (Branco vd., 2016). Veri setinin dengesiz olduğu durumlarda, modellerin değerlendirilmesi için doğruluk değerinin kullanılmasının uygun olmadığı dengesizliğin mevcut olduğu durumlarda F-ölçütü (*F-score*, *F-measure*) ve dengeli doğruluk (*balanced accuracy*) değerlerinin kullanılabileceği belirtilmiştir (Hoens & Chawla, 2013; Japkowicz, 2013). Bu sebeple, elde edilen modellerin performansının değerlendirilmesi için doğruluk değeri dışında F-ölçütü ve dengeli doğruluk değerleri de göz önünde bulundurulmuştur.

Dengeli doğruluk, duyarlılık ve belirleyicilik değerlerinin aritmetik ortalamasının hesaplanması yoluyla elde edilir (Hoens & Chawla, 2013). Duyarlılık, pozitif sınıftaki örneklerin doğru tahmin edilip edilmediğini; belirleyicilik ise negatif sınıftaki örneklerin doğru tahmin edilip edilmediğini ölçmektedir. Bu kapsamda dengeli doğruluk spesifik sınıfların doğruluklarının ortalaması olarak tanımlanabilir (Carrillo vd., 2014). Böylece sınıflardaki örneklerin dağılımından bağımsız olarak sınıflandırıcının her bir sınıftaki doğruluğu eşit şekilde ağırlıklandırılmış olur (Hoens & Chawla, 2013).

F-ölçütü, kesinlik ve duyarlılık değerlerinin harmonik ortalamasının hesaplanması yoluyla elde edilir (Japkowicz, 2013). Kesinlik, doğru tahmin edilen pozitif sınıftaki örneklerin pozitif sınıfta tahmin edilen örneklerin sayısına oranıdır. Duyarlılık ise yukarıda belirtildiği gibi pozitif sınıftaki örneklerin doğru tahmin edilme oranıdır. Bu hesaplama esnasında kesinlik ve duyarlılık değerlerinin ağırlıkları bu iki değerine göre hesaba katılabilir (Branco vd., 2016). β değerinin genellikle 1, 2 veya 0,5 değerlerini aldığı belirtilmiştir (Japkowicz, 2013). Çalışmada, β değeri 1 kabul edilmiş yani kesinlik ve duyarlılık değerlerine eşit önem atfedilerek hesaplama yapılmıştır.

Dengeleme yöntemlerinin uygulanabilmesi için *caret* (Kuhn, 2021) paketindeki *upSample* ve *downSample* fonksiyonlarından yararlanılmıştır.

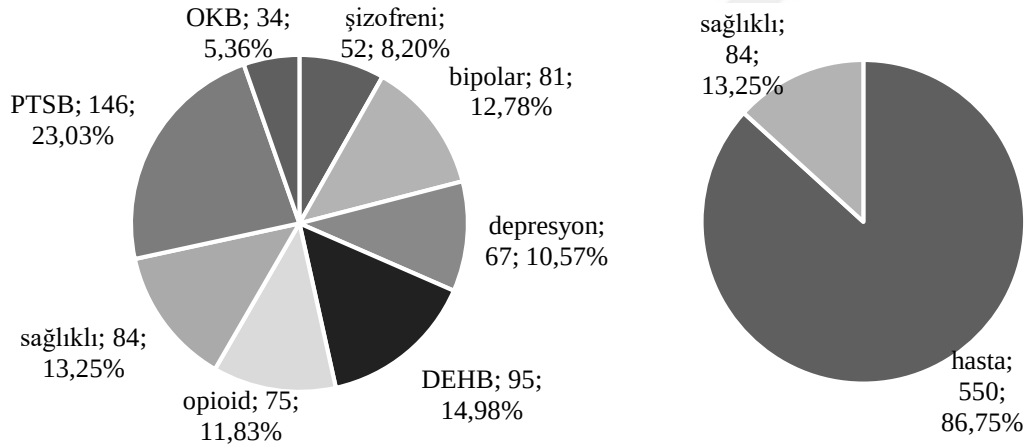
Kullanılan araçlar

Veri setinin analizlere hazır hale getirilmesi için ön işleme adımlarının uygulanması amacıyla Microsoft Excel ve RStudio (Version 1.4.1106) programları kullanılmıştır. Tüm analizler için yine RStudio programı ve R programlama dili tercih edilmiştir. Çalışma R için geliştirilen paketlerden ve fonksiyonlardan yararlanılmıştır.

Model performans değerlendirme yöntemlerinden *hold-out* yönteminin uygulanabilmesi amacıyla *caTools* (Tuszynski, 2021) paketindeki *sample.split* fonksiyonundan yararlanılmıştır. Dengeleme yöntemlerinin uygulanabilmesi için *caret* (Kuhn, 2021) paketindeki *upSample* fonksiyonu *undersampling* yöntemi için ve *downSample* fonksiyonu ise *oversampling* yönteminin uygulanabilmesi için kullanılmıştır. Makine öğrenmesi algoritmaları ile model kurulması için *caret* (Kuhn, 2021) paketindeki *train* fonksiyonundan yararlanılmıştır. Bununla ilgili detaylar Tablo 6'da paylaşılmıştır. Kurulan modellere ait model performans değerlendirme ölçütlerinin hesaplanması için *caret* (Kuhn, 2021) paketindeki *confusionMatrix* fonksiyonundan yararlanılmıştır.

4. BULGULAR

Tez kapsamında kullanılan veri setinde 7 hastalık kategorisi ve 1 sağlıklı kontrol grubuna ait örnekler bulunmaktadır. Örneklerin kategorilere göre dağılımı aşağıda (Şekil 14) verilmiştir. Analiz edilen veri setlerindeki örneklerin %5,36'sı OKB (n=34), %8,20'si şizofreni (n=52), %10,57'si depresyon (n=67), %11,83'ü opioid (n=75), %12,78'i bipolar bozukluk (n=81), %14,98'i DEHB (n=95), %23,03'ü PTSD (n=146) kategorisine ait örneklerden oluşmaktadır. Örneklerin %13,25'i ise sağlıklı (n=84) örneklerdir. İkili sınıflandırma için yapılan düzenleme sonrasında tüm hastalık kategorilerindeki örneklerin tamamını içeren hasta kategorisi veri setinin %86,75'ini (n=550), sağlıklı kategorisi ise yine aynı şekilde veri setinin %13,25'ini (n=84) oluşturmaktadır.



Şekil 14: Veri setindeki örneklerin dağılımı.

Veri setine uygulanan farklı işlemlere göre kurulan modellerden elde edilen sonuçlar tablolar halinde sunulmuştur. Sunulan bulgular; dengesiz veri seti, *undersampling* ile dengelenmiş veri seti ve *oversampling* ile dengelenmiş seti olmak üzere üç veri seti temelinde sunulmuş ve karşılaştırılmıştır. Her üç veri seti için hedef değişkenin iki sınıflı olduğu (hasta-sağlıklı) ve çok sınıflı olduğu (7 hastalık kategorisi-sağlıklı) sınıflandırma modelleri ayrı tablolar halinde sunulmuştur. Veri setinin üç versiyonuna uygulanan farklı normalizasyon yöntemleri ve algoritmaların sonucunda elde edilen modellerin performansları; doğruluk, F-ölçütü ve dengeli doğruluk ölçütleri temel alınarak değerlendirilmiştir. Daha detaylı tablolar EKLER bölümünde sunulmuştur.

Dengesiz veri setinde ikili sınıflandırma amacıyla kurulan modellere ait sonuçlar Tablo 9’da verilmiştir. Bulgulara göre tüm modeller arasında en yüksek doğruluk değeri 0,984 olarak $\log_{10}$ yöntemi ile normalize edilmiş versiyonda NNET modelinden elde edilmiştir. Tüm modeller arasında F-ölçütü ve dengeli doğruluk değerleri karşılaştırıldığında en yüksek F-ölçütü değeri 0,991, dengeli doğruluk değeri ise 0,941 olmak üzere yine aynı modelden elde edilmiştir. Bu modele ait parametreler size = 5, decay = 0,1 değerleridir.

Tablo 9: Dengesiz veri setinde ikili sınıflandırma sonuçları.

	Algoritma	Normalizasyon yöntemi	Doğruluk	F-ölçütü	Dengeli doğruluk
1.	C5.0	normalizasyonsuz	0,953	0,973	0,824
2.	C5.0	z-score	0,953	0,973	0,824
3.	C5.0	min-max	0,953	0,973	0,824
4.	C5.0	log10	0,961	0,978	0,853
5.	RF	normalizasyonsuz	0,961	0,978	0,853
6.	RF	z-score	0,961	0,978	0,853
7.	RF	min-max	0,961	0,978	0,853
8.	RF	log10	0,961	0,978	0,853
9.	SVM_linear	normalizasyonsuz	0,937	0,965	0,790
10.	SVM_linear	z-score	0,937	0,965	0,790
11.	SVM_linear	min-max	0,937	0,965	0,790
12.	SVM_linear	log10	0,969	0,982	0,932
13.	SVM_polynomial	normalizasyonsuz	0,945	0,968	0,869
14.	SVM_polynomial	z-score	0,945	0,968	0,869
15.	SVM_polynomial	min-max	0,945	0,968	0,869
16.	SVM_polynomial	log10	0,976	0,987	0,912
17.	SVM_radial	normalizasyonsuz	0,898	0,944	0,618
18.	SVM_radial	z-score	0,898	0,944	0,618
19.	SVM_radial	min-max	0,898	0,944	0,618
20.	SVM_radial	log10	0,969	0,982	0,882
21.	NNET	normalizasyonsuz	0,961	0,977	0,928
22.	NNET	z-score	0,961	0,977	0,903
23.	NNET	min-max	0,945	0,969	0,844
24.	NNET	log10	0,984	0,991	0,941
25.	MLP	normalizasyonsuz	0,953	0,972	0,923
26.	MLP	z-score	0,945	0,969	0,794
27.	MLP	min-max	0,945	0,969	0,819
28.	MLP	log10	0,969	0,982	0,932
29.	PCANNET	normalizasyonsuz	0,921	0,954	0,880
30.	PCANNET	z-score	0,921	0,954	0,880
31.	PCANNET	min-max	0,921	0,954	0,880
32.	PCANNET	log10	0,976	0,987	0,912

Undersampling yöntemi ile dengelenen veri setinde ikili sınıflandırma amacıyla kurulan modellere ait sonuçlar Tablo 10'da verilmiştir. Bulgulara göre undersampling ile dengelenmiş veri setinden elde edilen tüm modeller arasında en yüksek doğruluk değeri 0,961 olarak $\log_{10}$ ile normalize edilmiş versiyonda SVM_polynomial modelinden elde edilmiştir. Tüm modeller arasında F-ölçütü ve dengeli doğruluk değerleri karşılaştırıldığında en yüksek F-ölçütü değeri 0,977, dengeli doğruluk değeri ise 0,952 olarak yine aynı modelden elde edilmiştir. Bu modele ait parametreler degree = 3, scale = 0,01 ve C = 1 değerleridir.

Tablo 10: Undersampling ile dengelenmiş veri setinde ikili sınıflandırma sonuçları.

	Algoritma	Normalizasyon yöntemi	Dengeleme yöntemi	Doğruluk	F-ölçütü	Dengeli doğruluk
1.	C5.0	normalizasyonsuz	Undersampling	0,937	0,963	0,889
2.	C5.0	z-score		0,937	0,963	0,889
3.	C5.0	min-max		0,937	0,963	0,889
4.	C5.0	log10		0,906	0,944	0,871
5.	RF	normalizasyonsuz		0,921	0,954	0,880
6.	RF	z-score		0,921	0,954	0,880
7.	RF	min-max		0,921	0,954	0,880
8.	RF	log10		0,913	0,948	0,900
9.	SVM_linear	normalizasyonsuz		0,835	0,897	0,855
10.	SVM_linear	z-score		0,835	0,897	0,855
11.	SVM_linear	min-max		0,835	0,897	0,855
12.	SVM_linear	log10		0,953	0,972	0,948
13.	SVM_polynomial	normalizasyonsuz		0,874	0,922	0,902
14.	SVM_polynomial	z-score		0,874	0,922	0,902
15.	SVM_polynomial	min-max		0,874	0,922	0,902
16.	SVM_polynomial	log10		0,961	0,977	0,952
17.	SVM_radial	normalizasyonsuz		0,819	0,887	0,821
18.	SVM_radial	z-score		0,819	0,887	0,821
19.	SVM_radial	min-max		0,819	0,887	0,821
20.	SVM_radial	log10		0,945	0,968	0,918
21.	NNET	normalizasyonsuz		0,858	0,912	0,893
22.	NNET	z-score		0,866	0,917	0,898
23.	NNET	min-max		0,882	0,928	0,907
24.	NNET	log10		0,929	0,958	0,934
25.	MLP	normalizasyonsuz		0,858	0,913	0,868
26.	MLP	z-score		0,858	0,912	0,893
27.	MLP	min-max		0,858	0,912	0,893
28.	MLP	log10		0,913	0,948	0,900
29.	PCANNET	normalizasyonsuz		0,882	0,928	0,907
30.	PCANNET	z-score		0,921	0,953	0,930
31.	PCANNET	min-max		0,898	0,938	0,916
32.	PCANNET	log10		0,945	0,967	0,943

Oversampling yöntemi ile dengelenen veri setinde setinde ikili sınıflandırma amacıyla kurulan modellere ait sonuçlar Tablo 11’de verilmiştir. Bulgulara göre oversampling ile dengelenmiş veri setinden elde edilen tüm modeller arasında en yüksek doğruluk değeri 0,984 olmak üzere $\log_{10}$ ile normalize edilmiş versiyonda dört farklı modelden elde edilmiştir. Bu modeller; SVM_polynomial, SVM_radial, MLP ve PCANNET modelleridir. Tüm modeller arasında F-ölçütü ve dengeli doğruluk değerleri karşılaştırıldığında en yüksek F-ölçütü değeri 0,991 olmak üzere yine bu dört modelden elde edilirken, en yüksek dengeli doğruluk değeri normalize edilmemiş versiyonda NNET modelinden 0,986 olarak elde edilmiştir. SVM_polynomial modelinin parametreleri; degree = 2, scale = 0,1 ve C = 0,5 değerleridir. SVM_radial modellerinin parametreleri ise sigma = 0.0285104, C = 1 değerleridir. MLP modeline ait parametreler; layer1 = 5, layer2 = 0 ve layer3 = 0 değerleridir. PCANNET modeline ait parametreler size = 5, decay = 0,1 değerleridir. NNET modeline ait parametreler de aynı şekilde size = 5, decay = 0,1 değerleridir.

Tablo 11: Oversampling ile dengelenmiş veri setinde ikili sınıflandırma sonuçları.

	Algoritma	Normalizasyon yöntemi	Dengeleme yöntemi	Doğruluk	F-ölçütü	Dengeli doğruluk
1.	C5.0	normalizasyonsuz	Oversampling	0,953	0,973	0,873
2.	C5.0	z-score		0,969	0,982	0,882
3.	C5.0	min-max		0,969	0,982	0,882
4.	C5.0	log10		0,953	0,973	0,848
5.	RF	normalizasyonsuz		0,937	0,964	0,839
6.	RF	z-score		0,945	0,969	0,844
7.	RF	min-max		0,945	0,969	0,844
8.	RF	log10		0,937	0,964	0,814
9.	SVM_linear	normalizasyonsuz		0,898	0,938	0,891
10.	SVM_linear	z-score		0,898	0,938	0,891
11.	SVM_linear	min-max		0,898	0,938	0,891
12.	SVM_linear	log10		0,961	0,977	0,928
13.	SVM_polynomial	normalizasyonsuz		0,945	0,968	0,894
14.	SVM_polynomial	z-score		0,929	0,959	0,860
15.	SVM_polynomial	min-max		0,929	0,959	0,860
16.	SVM_polynomial	log10		0,984	0,991	0,966
17.	SVM_radial	normalizasyonsuz		0,890	0,935	0,837
18.	SVM_radial	z-score		0,890	0,935	0,837
19.	SVM_radial	min-max		0,890	0,935	0,837
20.	SVM_radial	log10		0,984	0,991	0,966
21.	NNET	normalizasyonsuz		0,976	0,986	0,986
22.	NNET	z-score		0,953	0,973	0,873
23.	NNET	min-max		0,976	0,986	0,937
24.	NNET	log10		0,961	0,977	0,928
25.	MLP	normalizasyonsuz		0,898	0,944	0,643
26.	MLP	z-score		0,913	0,948	0,900
27.	MLP	min-max		0,913	0,948	0,900
28.	MLP	log10		0,984	0,991	0,966
29.	PCANNET	normalizasyonsuz		0,929	0,958	0,934
30.	PCANNET	z-score		0,913	0,948	0,925
31.	PCANNET	min-max		0,913	0,948	0,925
32.	PCANNET	log10		0,984	0,991	0,966

Dengesiz veri setinde çok sınıflı sınıflandırma amacıyla kurulan modellere ait sonuçlar Tablo 12’de verilmiştir. Bulgulara göre en yüksek doğruluk değeri 0,841 olarak $\log_{10}$ yöntemi ile normalize edilmiş versiyonda C5.0 modelinden elde edilmiştir. Bu modele ait parametreler trials = 20, model = rules, winnow = FALSE değerleridir.

Tablo 12: Dengesiz veri setinde çok sınıflı sınıflandırma sonuçları.

	Algoritma	Normalizasyon yöntemi	Doğruluk
1.	C5.0	normalizasyonsuz	0,794
2.	C5.0	z-score	0,794
3.	C5.0	min-max	0,794
4.	C5.0	log10	0,841
5.	RF	normalizasyonsuz	0,817
6.	RF	z-score	0,817
7.	RF	min-max	0,817
8.	RF	log10	0,802
9.	SVM_linear	normalizasyonsuz	0,675
10.	SVM_linear	z-score	0,675
11.	SVM_linear	min-max	0,675
12.	SVM_linear	log10	0,770
13.	SVM_polynomial	normalizasyonsuz	0,762
14.	SVM_polynomial	z-score	0,762
15.	SVM_polynomial	min-max	0,762
16.	SVM_polynomial	log10	0,810
17.	SVM_radial	normalizasyonsuz	0,683
18.	SVM_radial	z-score	0,683
19.	SVM_radial	min-max	0,683
20.	SVM_radial	log10	0,833
21.	NNET	normalizasyonsuz	0,722
22.	NNET	z-score	0,738
23.	NNET	min-max	0,730
24.	NNET	log10	0,802
25.	MLP	normalizasyonsuz	0,516
26.	MLP	z-score	0,651
27.	MLP	min-max	0,722
28.	MLP	log10	0,778
29.	PCANNET	normalizasyonsuz	0,690
30.	PCANNET	z-score	0,683
31.	PCANNET	min-max	0,683
32.	PCANNET	log10	0,786

Dengesiz veri setinden elde edilen çok sınıflı sınıflandırma modellerinde, her modele ait sınıf bazında en yüksek F-ölçütü ve dengeli doğruluk değerleri ise Tablo 13'te paylaşılmıştır. F-ölçütü ve dengeli doğruluk değeri en yüksek olan 20 adet sonuç elde edilmiştir. Bulgulara göre birden fazla hastalığın tahmin edilmesine yönelik olarak kurulan modellerde F-ölçütü ve dengeli doğruluk değeri 1 olarak elde edilmiştir.

Tablo 13: Dengesiz veri setinde çok sınıflı sınıflandırma modellerinde sınıf bazında sonuçlar.

	Algoritma: hastalık kategorisi	Normalizasyon yöntemi	F-ölçütü	Dengeli doğruluk
1.	RF: depresyon	normalizasyonsuz	1	1
2.	RF: depresyon	z-score	1	1
3.	RF: depresyon	min-max	1	1
4.	RF: depresyon	log10	1	1
5.	SVMlinear: DEHB	log10	1	1
6.	SVMpoly: DEHB	normalizasyonsuz	1	1
7.	SVMpoly: DEHB	z-score	1	1
8.	SVMpoly: DEHB	min-max	1	1
9.	SVMpoly: DEHB	log10	1	1
10.	SVMradial: DEHB	normalizasyonsuz	1	1
11.	SVMradial: DEHB	z-score	1	1
12.	SVMradial: DEHB	min-max	1	1
13.	SVMradial: DEHB	log10	1	1
14.	SVMradial: depresyon	log10	1	1
15.	SVMradial: sizofreni	log10	1	1
16.	MLP: DEHB	min-max	1	1
17.	MLP: DEHB	log10	1	1
18.	PCANNET: DEHB	normalizasyonsuz	1	1
19.	PCANNET: DEHB	z-score	1	1
20.	PCANNET: DEHB	min-max	1	1

Undersampling yöntemi ile dengelenen veri setinde çok sınıflı sınıflandırma amacıyla kurulan modellere ait sonuçlar Tablo 14'te verilmiştir. Bulgulara göre undersampling ile dengelenmiş veri setinden elde edilen tüm modeller arasında en yüksek doğruluk değeri 0,762 olarak $\log_{10}$ ile normalize edilmiş versiyonda RF modelinden elde edilmiştir. Bu modele ait parametre mtry = 76 değeridir.

Tablo 14: Undersampling ile dengelenmiş veri setinde çok sınıflı sınıflandırma sonuçları.

	Algoritma	Normalizasyon yöntemi	Dengeleme yöntemi	Doğruluk
1.	C5.0	normalizasyonsuz	Undersampling	0,690
2.	C5.0	z-score		0,690
3.	C5.0	min-max		0,690
4.	C5.0	$\log_{10}$		0,714
5.	RF	normalizasyonsuz		0,754
6.	RF	z-score		0,754
7.	RF	min-max		0,754
8.	RF	$\log_{10}$		0,762
9.	SVM_linear	normalizasyonsuz		0,563
10.	SVM_linear	z-score		0,563
11.	SVM_linear	min-max		0,563
12.	SVM_linear	$\log_{10}$		0,675
13.	SVM_polynomial	normalizasyonsuz		0,643
14.	SVM_polynomial	z-score		0,643
15.	SVM_polynomial	min-max		0,643
16.	SVM_polynomial	$\log_{10}$		0,714
17.	SVM_radial	normalizasyonsuz		0,571
18.	SVM_radial	z-score		0,571
19.	SVM_radial	min-max		0,571
20.	SVM_radial	$\log_{10}$		0,722
21.	NNET	normalizasyonsuz		0,595
22.	NNET	z-score		0,635
23.	NNET	min-max		0,675
24.	NNET	$\log_{10}$		0,698
25.	MLP	normalizasyonsuz		0,429
26.	MLP	z-score		0,651
27.	MLP	min-max		0,627
28.	MLP	$\log_{10}$		0,754
29.	PCANNET	normalizasyonsuz		0,651
30.	PCANNET	z-score		0,651
31.	PCANNET	min-max		0,651
32.	PCANNET	$\log_{10}$		0,722

Undersampling yöntemi ile dengelenmiş veri setine uygulanan çok sınıflı sınıflandırma modellerinde, her modele ait sınıf bazında elde edilen en yüksek F-ölçütü ve dengeli doğruluk değerleri ise Tablo 15’te paylaşılmıştır. F-ölçütü ve dengeli doğruluk değeri en yüksek olan 8 adet sonuç elde edilmiştir. Bulgulara göre birden fazla hastalığın tahmin edilmesine yönelik olarak kurulan modellerde F-ölçütü ve dengeli doğruluk değeri 1 olarak elde edilmiştir.

Tablo 15: Undersampling ile dengelenmiş veri setinde çok sınıflı sınıflandırma modellerinde sınıf bazında sonuçlar.

	Algoritma: hastalık kategorisi	Normalizasyon yöntemi	F-ölçütü	Dengeli doğruluk
1.	SVMlinear: DEHB	log10	1	1
2.	SVMpoly: DEHB	normalizasyonsuz	1	1
3.	SVMpoly: DEHB	z-score	1	1
4.	SVMpoly: DEHB	min-max	1	1
5.	SVMpoly: DEHB	log10	1	1
6.	NNET: DEHB	z-score	1	1
7.	MLP: DEHB	z-score	1	1
8.	PCANNET: şizofreni	log10	1	1

Oversampling yöntemi ile dengelenen veri setinde çok sınıflı sınıflandırma amacıyla kurulan modellere ait sonuçlar Tablo 16’da verilmiştir. Bulgulara göre oversampling ile dengelenmiş veri setinden elde edilen tüm modeller arasında en yüksek doğruluk değeri 0,841 olarak $\log_{10}$ ile normalize edilmiş versiyonda SVM_radial modelinden elde edilmiştir. Bu modele ait parametreler $\sigma = 0,02087164$, $C = 1$ değerleridir.

Tablo 16: Oversampling ile dengelenmiş veri setinde çok sınıflı sınıflandırma sonuçları.

	Algoritma	Normalizasyon yöntemi	Dengeleme yöntemi	Doğruluk
1.	C5.0	normalizasyonsuz	Oversampling	0,833
2.	C5.0	z-score		0,833
3.	C5.0	min-max		0,833
4.	C5.0	$\log_{10}$		0,833
5.	RF	normalizasyonsuz		0,762
6.	RF	z-score		0,762
7.	RF	min-max		0,762
8.	RF	$\log_{10}$		0,778
9.	SVM_linear	normalizasyonsuz		0,659
10.	SVM_linear	z-score		0,659
11.	SVM_linear	min-max		0,659
12.	SVM_linear	$\log_{10}$		0,714
13.	SVM_polynomial	normalizasyonsuz		0,746
14.	SVM_polynomial	z-score		0,746
15.	SVM_polynomial	min-max		0,746
16.	SVM_polynomial	$\log_{10}$		0,778
17.	SVM_radial	normalizasyonsuz		0,722
18.	SVM_radial	z-score		0,722
19.	SVM_radial	min-max		0,722
20.	SVM_radial	$\log_{10}$		0,841
21.	NNET	normalizasyonsuz		0,421
22.	NNET	z-score		0,635
23.	NNET	min-max		0,635
24.	NNET	$\log_{10}$		0,754
25.	MLP	normalizasyonsuz		0,532
26.	MLP	z-score		0,683
27.	MLP	min-max		0,754
28.	MLP	$\log_{10}$		0,738
29.	PCANNET	normalizasyonsuz		0,690
30.	PCANNET	z-score		0,706
31.	PCANNET	min-max		0,706
32.	PCANNET	$\log_{10}$		0,714

Oversampling yöntemi ile dengelenmiş veri setine uygulanan çok sınıflı sınıflandırma modellerinde, her modele ait sınıf bazında elde edilen en yüksek F-ölçütü ve dengeli doğruluk değerleri ise Tablo 17’de paylaşılmıştır. F-ölçütü ve dengeli doğruluk değeri en yüksek olan 17 adet sonuç elde edilmiştir. Bulgulara göre birden fazla hastalığın tahmin edilmesine yönelik olarak kurulan modellerde F-ölçütü ve dengeli doğruluk değeri 1 olarak elde edilmiştir.

Tablo 17: Oversampling ile dengelenmiş veri setinde çok sınıflı sınıflandırma modellerinde sınıf bazında sonuçlar.

	Algoritma: hastalık kategorisi	Normalizasyon yöntemi	F-ölçütü	Dengeli doğruluk
1.	C5.0: depresyon	normalizasyonsuz	1	1
2.	C5.0: depresyon	z-score	1	1
3.	C5.0: depresyon	min-max	1	1
4.	RF: DEHB	log10	1	1
5.	SVM_linear: DEHB	normalizasyonsuz	1	1
6.	SVM_linear: DEHB	z-score	1	1
7.	SVM_linear: DEHB	min-max	1	1
8.	SVM_linear: DEHB	log10	1	1
9.	SVM_polynomial: DEHB	normalizasyonsuz	1	1
10.	SVM_polynomial: DEHB	z-score	1	1
11.	SVM_polynomial: DEHB	min-max	1	1
12.	SVM_radial: DEHB	normalizasyonsuz	1	1
13.	SVM_radial: DEHB	z-score	1	1
14.	SVM_radial: DEHB	min-max	1	1
15.	SVM_radial: DEHB	log10	1	1
16.	SVM_radial: depresyon	log10	1	1
17.	MLP: DEHB	normalizasyonsuz	1	1

	Algoritma	Sınıflandırma türü	Normalizasyon yöntemi	Dengeleme yöntemi	Doğruluk	Duyarlılık	Belirleyicilik	Pozitif öngörü değeri, kesinlik	Negatif öngörü değeri	F-ölçüsü	Dengeli doğruluk
1.	NNET	İkili	log10	dengesiz	0,984	1,000	0,882	0,982	1,000	0,991	0,941
2.	SVM_polynomial		log10	oversampling	0,984	0,991	0,941	0,991	0,941	0,991	0,966
3.	SVM_radial		log10	oversampling	0,984	0,991	0,941	0,991	0,941	0,991	0,966
4.	MLP		log10	oversampling	0,984	0,991	0,941	0,991	0,941	0,991	0,966
5.	PCANNET		log10	oversampling	0,984	0,991	0,941	0,991	0,941	0,991	0,966
6.	NNET		normalizasyonsuz	oversampling	0,976	0,973	1,000	1,000	0,850	0,986	0,986
7.	SVM_polynomial		log10	undersampling	0,961	0,964	0,941	0,991	0,800	0,977	0,952
8.	C5.0	Çok sınıflı	log10	dengesiz	0,841	Bu değerler sınıf bazında sunulmuştur.					
9.	SVM_radial		log10	oversampling	0,841						
10.	RF		log10	undersampling	0,762						

Tablo 18: İkili ve çok sınıflı sınıflandırma modellerinde en iyi sonuçlar.

	Algoritma	Sınıflandırma tipi	Normalizasyon yöntemi	Dengeleme yöntemi	Doğruluk	Duyarlılık	Belirleyicilik	Pozitif öngörü değeri, kesinlik	Negatif öngörü değeri	F-ölçütü	Dengeli doğruluk
1.	NNET	İkili	log10	dengesiz	0,984	1,000	0,882	0,982	1,000	0,991	0,941
2.	SVM_polynomial		log10	oversampling	0,984	0,991	0,941	0,991	0,941	0,991	0,966
3.	SVM_radial		log10	oversampling	0,984	0,991	0,941	0,991	0,941	0,991	0,966
4.	MLP		log10	oversampling	0,984	0,991	0,941	0,991	0,941	0,991	0,966
5.	PCANNET		log10	oversampling	0,984	0,991	0,941	0,991	0,941	0,991	0,966
6.	NNET		normalizasyonsuz	oversampling	0,976	0,973	1,000	1,000	0,850	0,986	0,986
7.	SVM_polynomial		log10	undersampling	0,961	0,964	0,941	0,991	0,800	0,977	0,952
8.	C5.0	Çok sınıflı	log10	dengesiz	0,841	Bu değerler sınıf bazında sunulmuştur.					
9.	SVM_radial		log10	oversampling	0,841						
10.	RF		log10	undersampling	0,762						

Tablo 19’da çok sınıflı sınıflandırmada, model bazında doğruluk değerlerine göre yapılan değerlendirmede; dengesiz, *undersampling* ve *oversampling* veri setlerinden elde edilen en iyi modellerin, sınıf bazında elde edilen metrikleri verilmiştir. Yani Tablo 18’de yer alan en yüksek doğruluk değerine sahip C5.0, RF ve SVM_radial modellerinden elde edilen sonuçların sınıf bazında değerlendirmesi yapılmıştır.

Tablo 19: Çok sınıflı sınıflandırma modellerinde en iyi modellere ait sınıf bazında diğer metrikler.

	Algoritma: hastalık kategorisi	Normalizasyon yöntemi	Dengeleme yöntemi	Duyarlılık	Belirleyicilik	Pozitif öngörü değeri, kesinlik	Negatif öngörü değeri	F-ölçütü	Dengeli doğruluk
1.	C5.0: DEHB	log10	dengesiz	1,000	0,991	0,950	1,000	0,974	0,995
2.	C5.0: depresyon			1,000	0,991	0,929	1,000	0,963	0,996
3.	C5.0: şizofreni			1,000	0,991	0,909	1,000	0,952	0,996
4.	C5.0: PTŞB			0,966	0,907	0,757	0,989	0,848	0,936
5.	C5.0: sağlıklı			0,765	0,991	0,929	0,964	0,839	0,878
6.	C5.0: bipolar			0,813	0,973	0,813	0,973	0,813	0,893
7.	C5.0: opioid			0,467	0,982	0,778	0,932	0,583	0,724
8.	C5.0: OKB			0,429	0,983	0,600	0,967	0,500	0,706
9.	RF: DEHB		undersampling	0,947	0,981	0,900	0,991	0,923	0,964
10.	RF: şizofreni			1,000	0,983	0,833	1,000	0,909	0,991
11.	RF: depresyon			0,923	0,982	0,857	0,991	0,889	0,953
12.	RF: PTŞB			0,759	0,938	0,786	0,929	0,772	0,848
13.	RF: bipolar			0,688	0,982	0,846	0,956	0,759	0,835
14.	RF: sağlıklı			0,706	0,954	0,706	0,954	0,706	0,830
15.	RF: OKB			0,857	0,933	0,429	0,991	0,571	0,895
16.	RF: opioid			0,333	0,973	0,625	0,915	0,435	0,653
17.	SVM_radial: DEHB		oversampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
18.	SVM_radial: depresyon			1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
19.	SVM_radial: şizofreni			1,000	0,991	0,909	1,000	0,952	0,996
20.	SVM_radial: sağlıklı			0,882	0,991	0,938	0,982	0,909	0,937
21.	SVM_radial: PTŞB			0,862	0,959	0,862	0,959	0,862	0,910
22.	SVM_radial: bipolar			0,688	0,955	0,688	0,955	0,688	0,821
23.	SVM_radial: OKB			0,857	0,950	0,500	0,991	0,632	0,903
24.	SVM_radial: opioid			0,467	0,973	0,700	0,931	0,560	0,720

5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Bu tez çalışması kapsamında yapılan analizlerde, psikiyatrik hastalıkların tespitine yönelik olarak EEG verisinin bir biyobelirteç olarak kullanılıp kullanılmayacağı araştırılmıştır. 19 adet elektrot kullanılarak yapılan EEG ölçümlerinden elde edilen mutlak güç (*absolute power*) değerlerinin makine öğrenmesi yöntemleri ile analiz edilmesi sağlanmıştır. Araştırma sonucunda, farklı algoritmalar kullanılarak elde edilen modellerden farklı değerler elde edilmiş ve bu sonuçlar hem birbirleri ile hem de literatürdeki farklı çalışmaların sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Çalışmada sonucunda psikiyatrik hastalıkların teşhisinde EEG verisinin biyobelirteç olarak kullanılmasının mümkün olduğu sonucuna varılmıştır.

EEG verisi ile yapılan tüm analizler hem ikili sınıflandırma hem de çok sınıflı sınıflandırma şeklinde yapılandırılmıştır. Yani tüm makine öğrenmesi modelleri hem hasta ve sağlıklı ayrımının yapılması hem de farklı psikiyatrik hastalıklara sahip örneklerin ve sağlıklı örneklerin ayrıştırılmasına yönelik olarak kurulmuştur. Farklı modellerin oluşturulması için farklı normalizasyon ve dengeleme yöntemleri kullanılmıştır. Bulguların değerlendirilmesi ve literatürdeki çalışmalar ile karşılaştırılması, yapılan çeşitli denemeler ve modeller bazında sunulmuştur.

Tüm veri setlerinde ikili sınıflandırmada en yüksek doğruluk değerleri (Tablo 9, Tablo 10, Tablo 11) destek vektör makinesi (SVM_polynomial, SVM_radial) ve yapay sinir ağları (NNET, MLP, PCANNET) algoritmalarının farklı çeşitlerinden elde edilmiştir. İkili sınıflandırma sonuçlarına, normalizasyon yöntemleri açısından bakıldığında en yüksek sonucu veren modellerin, 10 tabanında logaritmik dönüşüm yapılarak normalize edilen veri setinden elde edildiği görülmüştür. Dengeleme yöntemleri açısından bakıldığında ise en yüksek sonucu veren modellerin dengelenmemiş veri seti ve *oversampling* yöntemi ile dengelenmiş veri setinden elde edildiği görülmüştür. Bu modellerde doğruluk ve F-ölçütü değerleri arasında herhangi bir farklılık gözlenmemiştir. *Oversampling* ile dengelenen veri seti ile kurulan modellerden elde edilen en yüksek doğruluk ve F-ölçütü değerlerine sahip birden fazla model elde edilmiş olmakla beraber bu iki değer dengesiz veri setinden elde edilen modele ait doğruluk ve F-ölçütü değerleri ile aynı olduğu görülmüştür (Tablo 9, Tablo 11). Yani hasta-sağlıklı ayrımı yapılırken kullanılabilecek, yüksek performans gösteren birden fazla model elde edilmiştir. *Undersampling* yöntemi ile dengelenen yani veri setinde aslında veri kaybına sebep

olan dengeleme yöntemi ile ise görece daha düşük bir doğruluk oranı veren bir model elde edilmiştir (Tablo 10). En yüksek dengeli doğruluk değeri ise normalizasyon yöntemi kullanılmayan ve *oversampling* ile dengelenen veri setinden NNET modeli ile elde edilmiştir. Bu modellerin tamamı, hasta ve sağlıklı bireylerin ayrıştırılmasında %90'ın üzerinde doğruluk değerleri sunmakta ve diğer ölçütler temelinde de iyi performans göstermektedir (Tablo 18).

Tüm veri setlerinde çok sınıflı sınıflandırmada en yüksek doğruluk değerleri karar ağaçları (C5.0, RF) ve destek vektör makinesi (SVM_radial) algoritmaları kullanılarak elde edilmiştir (Tablo 12, Tablo 14, Tablo 16). Çok sınıflı sınıflandırma sonuçları değerlendirildiği zaman, normalizasyon yöntemleri açısından bakıldığında en yüksek sonucu veren modellerin yine 10 tabanında logaritmik dönüşüm yapılarak normalize edilen veri setinden elde edildiği görülmüştür. Bu sınıflandırmada 7 farklı hastalık grubunda ve sağlıklı grupta bulunan örnek sayıları arasında da dengesizlik bulunduğundan tek bir pozitif sınıf seçilmesi bu durum için mümkün olmamıştır. Bu tip sınıflandırma için performans ölçütlerinden doğruluk değerleri model bazında hesaplanmış ve değerlendirilmiş olup diğer ölçütler sınıf bazında yani hedef değişkendeki her bir kategori için ayrı ayrı hesaplanmış ve değerlendirilmiştir. Sınıf bazında değerlendirmede F-ölçütü ve dengeli doğruluk değerleri her bir modelden elde edilen değerlerden oluşmaktadır. Dengesiz veri setinde depresyon, DEHB birden fazla modelde ve şizofreni bir modelde diğer hastalıklardan daha iyi ayrıştırılabilmektedir (Tablo 13). *Undersampling* ile dengelenen veri setinde DEHB'nin yine birden fazla modelde, şizofreninin ise bir modelde diğer hastalıklardan daha iyi ayrıştırılabildiği görülmektedir (Tablo 15). *Oversampling* veri setinde ise DEHB ve depresyon sınıflandırmasının birden fazla model ile daha yüksek performans ile yapılabileceği görülmektedir (Tablo 17). Normalizasyon yöntemleri, dengeleme yöntemleri ve kullanılan algoritmalar çeşitlilik göstermekle beraber bu üç hastalığın diğer hastalıklardan ayrıştırılabilesinin, farklı modeller ile mümkün olduğu görülmüştür. Dengeleme yöntemlerine göre elde edilen tüm sonuçların sayısına bakıldığında dengesiz veri setinde 20 adet sonuçtan en yüksek F-ölçütü ve dengeli doğruluk değerleri elde edilirken bu sayı *oversampling* ile dengelenmiş veri setinde 17 adet, *undersampling* veri setinde 8 adet sonuç elde edilmiştir. Bu sonuçlara bakılarak hastalıklar bazında sınıflandırmada dengesiz ve *oversampling* veri setlerinin daha iyi sınıflandırma yaptığı söylenebilir.

Hem ikili sınıflandırma hem de çok sınıflı sınıflandırmada *undersampling* veri setinde doğruluğa göre değerlendirilen model performanslarının düştüğü görülmüştür (Tablo 18).

Örnek sayısında kayıp yaşanması sebebiyle sınıflandırıcıların performanslarının olumsuz yönde etkilenmesi muhtemeldir. İkili sınıflandırmada *oversampling* yönteminin kullanılması doğruluk değeri ve F-ölçütü açısından bir farklılık yaratmamıştır ancak *oversampling* veri setinde birden fazla model ile sınıflandırma yapılabileceği ortaya konmuştur. Çoklu sınıflandırmada ise doğruluk değerleri açısından dengesiz ve *oversampling* uygulanan veri setlerinden elde edilen modellerin doğruluk değerleri açısından bir fark yaratmadığı görülmüştür. Yani *undersampling* yönteminin uygulanması model performansını olumsuz yönde etkilemiş, *oversampling* yöntemi ise çok büyük bir farklılık yaratmamıştır. Çok sınıflı sınıflandırma modellerinde, model bazında en yüksek doğruluk değerlerini veren C5.0, RF, SVM_radial modellerinin DEHB, depresyon, şizofreni sınıflarını diğer sınıflara kıyasla daha yüksek F-ölçütü ve dengeli doğruluk değeri ile sınıflandırabildiği görülmektedir (Tablo 19). Yani bazı hastalıkların diğerlerinden daha sınıflandırılabilirdiği söylenebilir.

Her ne kadar bu çalışmadaki sonuçlarda $\log_{10}$ ile normalize edilen veri setleri ile iyi sonuçlar elde edilmiş olsa da C. Feng vd. (2014)'ün çalışmasında bu yöntem, orijinal veri setindeki dağılımı bozduğu ve elde edilen veri setinin orijinal veri setinden uzaklaştığı gerekçeleriyle eleştirilmiştir. Analizler sonucunda en iyi performans gösteren modellerin, veri setlerinin $\log_{10}$ ile normalize edildiği versiyonlardan elde edilmiştir. Yine çalışmada, dengeleme yöntemlerinin model performansını etkileyebildiği durumlar gözlemlenmiştir. Bazı araştırmacılar (Branco vd., 2016; J. Han vd., 2012; Hoens & Chawla, 2013) tarafından dengesizliğin mevcut olduğu veri setlerinde genellikle pozitif sınıf olarak tanımlanan sınıftaki örnek sayısının daha az olduğu, dolayısıyla bu sınıfın azınlık (*minority class*) sınıfı olarak adlandırıldığı belirtilmiştir. Yani örneğin nadir görülen bir hastalığın araştırılması durumunda tespit edilmek istenen sınıfta az sayıda veri olacağı düşünülebilir. Ancak bu tez çalışmasında ikili sınıflandırmada, sağlıklı sınıfa göre daha fazla örnek barındırmasına rağmen pozitif sınıf olarak hasta sınıfı tanımlanmıştır. Çünkü çalışma kapsamında araştırılan durum, EEG verisi kullanılarak örneklerin hasta olup olmadığının araştırılmasıdır ve bu gruptaki örnek sayısı, analiz edilen veri setinde azınlık sınıfında değildir.

Genel olarak literatüre bakıldığında makine öğrenmesinin bu tez çalışmasına konu da olan farklı psikiyatrik hastalıkların teşhis, prognoz, belli bir tedaviye verilecek yanıt gibi tahminler yapılması amaçlarıyla kullanılabildiği görülmüştür. Bu alandaki çalışmalarda veya biyobelirteç arayışında bu hastalıklarla ilgili literatürde farklı türlerde veri ile yapılan çalışmalar mevcuttur.

Bu veri türleri arasında; EEG ölçümlerinden elde edilen farklı değerler (kordans, koherans, EEG complexity, olaya ilişkin potansiyel-OİP (*event-related potentials-ERP*)), fMRI, MRI, ölçek, demografik veri, gen verisi, klinik veri, biyolojik veri, hastalık öyküsü, görüşme gibi farklı şekiller veya yöntemler ile elde edilen veri türleri vardır. Çalışmaların bazıları tek tip veri ile yapılmış bazıları ise birden fazla veri türünü içerecek şekilde yapılandırılmıştır. Psikiyatri alanındaki biyobelirteçlerin arayışında farklı veri türleri ile yapılan çalışmaların fayda sağlayabileceği görülmektedir. Ayrıca yapılan çalışmanın sonuçlarının mevcut literatürdeki çalışmalarla karşılaştırılması yapıldığında, tez süreci boyunca yapılan literatür taramasında bu alanda çok fazla hastalık kategorisini içeren kapsamlı bir veri seti (EEG) ile Türkiye’de yapılan herhangi bir tez veya makale çalışmasına rastlanmamıştır. Bu tez çalışmasında sadece tek tip veri ile çalışılmış olması tezin sınırlılıklarından sayılmasına rağmen çalışma, hastalık kategori sayısı yani çeşitliliği ve örnek sayısı ile literatürdeki çalışmalardan ayrılmaktadır.

Psikiyatri alanında makine öğrenmesi kullanan çalışmaların incelemesi yapıldığında EEG dışında farklı veri türleri kullanan ve tek bir hastalık kategorisini ele alan birçok çalışma olduğu görülmüştür. Bu kapsamda incelenen çalışmalar arasında az sayıda çalışmada birden fazla hastalık ele alınmıştır. Suhasini vd. (2011) depresyon ve anksiyete tahmini yapacak bir karar destek sistemi geliştirmiş, Perez Arribas vd. (2018) bipolar ve sınır kişilik bozukluğu hastalıkları ile sınıflandırma yapmış, Walss-Bass vd. (2018) ise depresyon ve anksiyete sahibi hastaları farklı belirteçleri kullanarak sınıflandırma yapmıştır. Mellem vd. (2020) farklı hastalıkların semptomlarının tahmin edilmesi amacıyla ve K. Zhao & So (2019) ise ilaç yeniden konumlandırma amacıyla makine öğrenmesi yöntemlerini kullanmıştır. Bu çalışmalarda tez çalışmasındakinden farklı veri türleri ile çalışılmıştır. Dolayısıyla bu çalışmaların sonuçları tez bulguları ile karşılaştırılmamıştır.

İncelenen tez çalışmalarında, psikiyatri alanında EEG verisi ile yapılan birçok çalışmada ise sağlıklı ve hasta grupları arasındaki farklılıkların, istatistiksel yöntemler ile araştırıldığı görülmüştür. Hastalıklar açısından bakıldığında ise araştırmacıların hastalıkları tek tek ele aldığı yani birden fazla hastalığın ayrıştırılmasına yönelik çalışma olmadığı görülmüştür. Yine psikiyatri alanında EEG verisi kullanılan ve analiz yöntemi olarak makine öğrenmesi yöntemlerini tercih eden araştırmacıların tez çalışmalarında ise az sayıda örnek ve yine benzer şekilde az sayıda hastalık kategorisi ile çalışıldığı görülmüştür. Bu çalışmaların tamamında mevcut tez çalışmasına kıyasla daha az sayıda örneğe ait veriden yararlanılmıştır; aynı zamanda

hastalık kategorilerinde de farklılık mevcuttur. Sadece Altınbaşak (2019) ve Karakuş (2019), sırasıyla bipolar-depresyon, OKB-TTM hastalıkları ile yani birden fazla hastalık ile ilgili olarak EEG verisi kullanılmıştır. İncelenen bu çalışmalar yüksek lisans çalışmaları olması sebebiyle kapsamlarının doktora çalışmasından daha dar olması doğal bir durumdur.

Ulusal ve uluslararası literatürden tez süreci boyunca taranarak seçilen ve incelenen diğer bilimsel çalışmalarda ise yine benzer şekilde hasta ve sağlıklı gruplarını birbirinden ayırmaya yönelik veya belli bir tedaviye verilecek yanıtın tahminine yönelik çalışmalar yapılmıştır. EEG verisi ve makine öğrenmesi yöntemlerini kullandığı için literatürden incelenmek üzere seçilen çalışmaların bir kısmında (Ahmadlou vd., 2012; Al-Kaysi vd., 2016; Bailey vd., 2018; Erguzel vd., 2015; Ergüzel & Tarhan, 2018; Khodayari-Rostamabad vd., 2013, 2011; Khodayari-Rostamabad, Hasey, vd., 2010; Khodayari-Rostamabad, Reilly, vd., 2010; Mumtaz, Xia, Yasin, vd., 2017) farklı psikiyatrik hastalıklarda belli bir tedaviye verilecek yanıtın tahmin edilmesi amaçlanmıştır. Bu çalışmaların sonuçlarının tez çalışmasından elde edilen sonuçlar ile karşılaştırılması kapsamın farklı olması sebebiyle mümkün değildir. Ramye ad vd.(2016)'nın çalışması da ele aldığı hastalıktaki risk durumunu tahmin etmeye çalıştığı için farklı bir niteliktedir.

İncelenen çalışmalardan bazılarında ise (Ergüzel vd., 2019; Hosseinifard vd., 2013; Johannesen vd., 2016; Mohammadi vd., 2015; Mumtaz, Xia, Ali, vd., 2017; Tenev vd., 2014; Tikka vd., 2020; Uyulan vd., 2021; X. Zhang vd., 2013; S. Zhao vd., 2017) hasta ve sağlıklı gruplar arasında, bu çalışmanın ikili sınıflandırma kısmındakine benzer şekilde ayırtırma yapmaya çalışılmıştır.

Depresyon hastaları ve sağlıklı bireyleri birbirinden ayırtırmaya çalışan birden fazla çalışma mevcuttur (Hosseinifard vd., 2013; Mohammadi vd., 2015; Mumtaz, Xia, Yasin, vd., 2017; Uyulan vd., 2021; X. Zhang vd., 2013; S. Zhao vd., 2017). Hosseinifard vd. (2013) frekans bantlarıyla yaptığı sınıflandırmada bu tez çalışmasında elde edilen doğruluk değerlerinden daha düşük değerler elde etmiştir. Mohammadi vd. (2015), farklı sayıda elektrot ile çalışmış ve birden fazla şekillerde sınıflandırma modelleri kurmuştur; tüm frekans bantları ile yaptığı analizlerde çalışmanın yazarları tarafından vurgulanan sonuç %80 doğruluk değeri olmuştur. Mumtaz, Xia, Yasin, vd. (2017)'nin tüm frekans bantlarından elde ettiği doğruluk değerleri tez çalışmasından elde edilen değerlerin bazılarında yüksek bazılarında ise düşüktür. Bu çalışmalar arasında Uyulan vd. (2021) en güncel yöntemlerden olan derin sinir ağlarını

kullanmıştır. X. Zhang vd. (2013), kadınlar üzerinde bir çalışma yaparak depresyonu yüksek oranda doğruluk ile sınıflandırmıştır. Bu tez çalışmasından farklı olarak, bu çalışmada tek bir cinsiyet grubu ele alınmıştır. Çalışmalardan S. Zhao vd. (2017)'nin çalışması kapsamı ile diğerlerinden ayrılmaktadır; çalışmada giyilebilir bir sistem geliştirilerek günlük aktivite sırasında kişilerin EEG ölçümlerinin izlenmesi ve sınıflandırılması sağlanmıştır.

DEHB hastalarının sınıflandırılması için Tenev vd. (2014) SVM ile modeller geliştirmiş aynı zamanda DEHB alt grupları için de sınıflandırma modelleri oluşturmuştur. Tez bulgularında ise F-ölçütü ve dengeli doğruluk değerlerine göre DEHB grubu birden fazla modelde yüksek performans ile tespit edilebilmektedir. Tez çalışmasında elde edilen, F-ölçütü ve dengeli doğruluk değerleri göz önüne alındığında depresyon ve DEHB hastalıklarının yüksek performans ile bazı modeller tarafından sınıflandırılabilirdiği görülmüştür. Ergüzel vd. (2019), opioid bağımlısı ve sağlıklı bireyleri birbirinden ayırt edecek modeller geliştirmiş ancak bunları frekans bantları temelinde karşılaştırmıştır. Dolayısıyla dört frekans bandından elde edilen bir sonuç paylaşılmamıştır. Johannesen vd. (2016), şizofreni olan bireyleri etmiş; Tikka vd. (2020), hem şizofreni ve sağlıklı gruplar arasında hem de şizofreni alt grupları arasında sınıflandırma yapmıştır. Tez sonucunda elde edilen sınıf bazındaki sonuçlarda ise elde edilen iki modelde şizofreni grubunun F-ölçütü ve dengeli doğruluk değerleri 1 olarak ayrıştırılabildiği görülmüştür.

Ergüzel, Özekes, vd. (2015) ve Ergüzel, Taş, vd. (2015)'in çalışmalarında farklı hastalıkları birbirinden ayırmaya çalıştığı görülmüştür. Ergüzel, Özekes, vd. (2015), çalışmalarında kordans değerlerini kullanarak OKB ve TTM hastalarını ayırt etmeye çalışmıştır. Ergüzel, Taş, vd. (2015), çalışmalarında bipolar ve depresyon hastalarını birbirinden ayırtarmaya çalışmıştır. Bu iki çalışmadaki hastalıkların üçü tez çalışmasındakiler ile aynıdır. Ancak çalışmalarda kullanılan EEG veri tipi farklıdır ve öznelik seçimi ile sınıflandırma performansının arttığı görülmektedir. Tez kapsamında EEG mutlak güç değerleri kullanılırken, bu iki çalışmada sırasıyla kordans ve koherans değerleri kullanılmıştır. Tez kapsamında elde edilen doğruluk değerlerinin yüksek olması sebebiyle öznelik seçimi uygulanmamıştır.

Birçok hastalık için dinlenme durumunda yapılan ölçümlere dayanan biyobelirteçler kullanılmaktadır ancak Parkes, Satterthwaite ve Bassett (2020) tarafından bunların klinik bir etki yaratmada limitli bir kapasitesinin olduğu belirtilmiştir. Ancak burada belirtilen etkinin bu alanda yapılacak farklı çalışmalar ile artırılabilirdiği düşünülmektedir. Mellem vd. (2020),

psikiyatri içindeki biyobelirteç gelişiminin, tıbbın diğer alanlarının gerisinde kalmadığını belirtmiştir. Cook vd. (2009)'un belirtmiş olduğu gibi biyobelirteçlerin psikiyatri alanında; gelişmiş teşhis doğruluğunu sağlama, bireylerin hastalıklarının seyri hakkında birden fazla veriyi (genetik veri, nörobiyolojik veri, aile öyküsü vb.) göz önünde bulundurarak tahmin yapma, tedavilere verilecek tepkinin tahmin edilmesi yoluyla hastala bireysel olarak en uygun tedavi yönteminin seçilmesi konularında fayda sağlaması mümkündür. Dolayısıyla biyobelirteçlerin etkisinin arttırılması için bu alandaki çalışmaların da artması gerekmektedir. Wiecki vd. (2015) de subjektif olan belirti tabanlı yaklaşımdan, objektif olan model tabanlı veya bilgisayar tabanlı bir yaklaşıma geçilmesinin psikiyatrik hastalıkların anlaşılması konusunda fayda sağlayabileceğini belirtmiştir.

Bu tez çalışması diğer tüm çalışmalar gibi birtakım sınırlılıklar çerçevesinde yürütülmüştür. İlerleyen çalışmalarda bu sınırlılıkların ortadan kaldırılması yoluyla farklı araştırmalar yürütülebilir ve böylece psikiyatri ile makine öğrenmesi, yapay zekâ gibi alanların birlikte çalışması sayesinde yapılan çalışmaların hem etkisinin arttırılması hem de etki alanının genişletilmesi sağlanabilir. Bu çalışma kapsamında kullanılan veri seti birçok hastalık kategorisini bir arada bulundurması sebebiyle özgün bir veri seti olsa da veri setinin retrospektif olması çalışmanın sınırlılıklarından biri olarak görülmektedir. Veri seti retrospektif nitelikte olduğundan eksik ve hatalı değer bulunduran verinin tamamlanması mümkün olmamıştır; dolayısıyla bu örneklerin veri setinden çıkarılması veri sayısında azalmaya yol açmıştır. Çalışmanın bir diğer sınırlılığı ise her hastalık kategorisindeki örnek sayılarının farklılık göstermesidir. Yani veri setindeki hastalık gruplarında farklı sayılar arasında dengesizlik mevcuttur. Yine aynı sebepten ötürü, yeni veri toplanması mümkün olmadığından farklı dengeleme yöntemlerinin kullanılması gerekmiştir. Çalışmada, sadece EEG verisi ile çalışılmış ve klinik veri, genetik veri gibi hastalara ait farklı veri tiplerine erişim mümkün olmamıştır. Farklı çalışmalarda farklı veri tiplerinin bir arada kullanılması ile sonuçlar zenginleştirilebilir; aynı zamanda DSM veya ICD kriterleri gibi uluslararası kriterler birden fazla biyobelirteç ile desteklenebilir. Veri setindeki veri türüne bakılığında, yapılmış EEG ölçümlerinden, analizlerde sadece mutlak güç değerleri kullanılmıştır. Koherans ve kordans ölçümlerine ait veri kullanılmamıştır. Farklı veri tiplerinin, güç değerlerinin kullanılması, her kategorideki örnek miktarının arttırılması gibi bu çalışmada karşılaşılan çeşitli sınırlılıkların ortadan kaldırılması yoluyla psikiyatri alanında makine öğrenmesi yöntemlerini kullanarak çeşitli

alışmalar yrtlebilir. Makine ğrenmesinin sunabileceėi analiz imkanları ile psikiyatri alanına katkı saėlanabilir.

Kullanılan yntemler aısından bakıldığında ise birden fazla makine ğrenme algoritması kullanılan EEG veri setine uygulanmıř olsa da alışmada kullanılanların dıřında birok farklı algoritma mevcuttur. alışmanın kapsamını sınırlandırmak adına literatrdeki alışmalarda da kullanıldığđ için seilen algoritmalar kullanılmıřtır. Ancak bunlar dıřında kullanılabilecek birok algoritma bulunmaktadır. Farklı algoritmaların kullanılması ile farklı alışmalar yapılabilir. Ayrıca tez kapsamında znitelik seimi (*feature selection*) yapılarak analizlerin tekrarlanması saėlanabilir. Kullanılan algoritmaların bazıları kendiliėinden znitelik seimi yapmakta ve optimal deėerler ile sınıflandırma modeli kurmaktadır ancak bunlar dıřında ayrıca znitelik seimi yapılmamıřtır. İlerleyen alışmalarda farklı yntemlerin uygulanması ile daha az sayıda deėişken ile sınıflandırma yapılabilir.

Yine ilerleyen alışmalarda bu tez alışmasındakine benzer tahmin veya sınıflandırma modellerinin bir bilgisayar ara yzne aktarılması ve bu sayede sinyal iřleme safhasının ardından lm sonularının hızlı bir řekilde sınıflandırılarak teřhis ile ilgili sonu vermesi saėlanabilir. Bylece bir biyobelirte olarak EEG verisinin psikiyatrik hastalıkların tespitinde veya saėlıklı ve hasta bireylerin birbirinden ayrılmasında hekimler tarafından da aktif bir řekilde kullanılması ve teřhis etme srelerine adapte edilmesi saėlanabilir. Makine ğrenmesi yntemlerini de kapsayan yapay zekâ uygulamalarının saėlık alanında; insanlardan kaynaklanabilecek teřhis ve tedavi (*diagnostic and therapeutic errors*) ile ilgili hataların azaltılmasında, byk miktarlardaki hasta verisinden gerek zamanlı risk ve saėlık durumunun tahmin edilmesinde katkısının olacaėđ belirtilmiřtir (Jiang vd., 2017). Buradan ıkıřla bazı srelerin bilgisayar tabanlı sistemler ve modeller yolu ile zlmesinin hem hekimlere kolaylık saėlayabileceėi, hem insan hatasından kaynaklı riskleri azaltabileceėi hem de hastalar aısından hem teřhiř hem de tedavi srelerinde daha etkin yntemlerin uygulanabileceėini sylemek yanlış olmayacaktır. nleyici, ngrc ve kiřiselleřtirilmiř tıp uygulamalarının geleceėini temsil ettiėi belirtilen biyobelirte keřfinin (Vawter & Moon, 2013) psikiyatri alanında da fayda saėlayacaėđ dřnlmektedir.

Literatrdeki alışmalarda, alışmaların bir hastalık kategorisi ile saėlıklı kontrol grubunu birbirinden ayırma veya bir hastalığın tedavisine verilecek tepkinin tahmin edilmesine ynelik olarak yapıldığđ grlmřtr. Bu alışmadan elde edilen sonularda ise EEG verisinin

biyobelirteç olarak kullanılarak kişinin psikiyatrik hastalık sahibi olup olmadığının yüksek oranda tahmin edilebileceği ortaya konmuştur. Sadece doğruluk değerleri değil, dengesiz veri setleri ile yapılan analizlerin değerlendirilmesine F-ölçütü ve dengeli doğruluk değerleri de göz önüne alındığında hasta-sağlıklı ayrımının yüksek oranda yapılabileceği ortaya konmuştur. Genel olarak değerlendirildiğinde, bir şikayet ile gelen kişinin EEG ölçümü ile herhangi bir psikiyatrik hastalık sınıfına girip girmediğinin analiz edilmesinin yüksek bir doğruluk yani tahmin oranı ile tahmin edilmesinin mümkün olduğunu söylemek mümkündür. Çok sayıda hastalık kategorisi olduğunda ise bazı hastalıkların model bazında öne çıkarak daha iyi ayrıştırılabildiği söylenebilir. Bu kapsamda, bu doktora tez çalışması neticesinde elde edilen analizlerin psikiyatri alanında makine öğrenmesi kullanılarak yapılacak çalışmalara katkı sağlaması umulmaktadır.

KAYNAKLAR

- Adalı, G. K., & Balaban, M. E. (2019). A Dynamic Application of Market Basket Analysis with R and Shiny in The Electric Materials Sector. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 12(2), 93–102. <https://doi.org/10.17671/gazibtd.448245>
- Agambayev, S. (2014). *Analysis of electroencephalography (EEG) signals taken from patients suffer from major depressive disorder / Majör depresyonlu hastalardan alınan EEG sinyallerinin analizi*. Fatih Üniversitesi.
- Ahmad, A. K., Jafar, A., & Aljoumaa, K. (2019). Customer churn prediction in telecom using machine learning in big data platform. *Journal of Big Data*, 6(1), 28. <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0191-6>
- Ahmadlou, M., Rostami, R., & Sadeghi, V. (2012). Which attention-deficit/hyperactivity disorder children will be improved through neurofeedback therapy? A graph theoretical approach to neocortex neuronal network of ADHD. *Neuroscience Letters*, 516(1), 156–160. <https://doi.org/10.1016/j.neulet.2012.03.087>
- Akdemir Akar, S. (2011). *Analysis of physiological and electrophysiological parameters in patients with schizophrenia / Şizofreni hastalarında fizyolojik ve elektrofizyolojik parametrelerin analizi*. Fatih Üniversitesi.
- Akgül, Ö. (2019). *Şizofrenide motivasyonel bozukluğun elektrofizyolojik ve nöropsikolojik yöntemlerle incelenmesi: Kilo alımı ve sigara kullanımı ile ilişkisi / Investigation of motivational dysfunction and its relation to weight gain and smoking in schizophrenia with elec*. Dokuz Eylül Üniversitesi.
- Akhtar, E. S. M. F. (2017). *Practical Reinforcement Learning*. Packt Publishing.
- Akpınar, H. (2017). *DATA Veri Madenciliği Veri Analizi* (2. baskı). Papatya Yayıncılık Eğitim.
- Aktemur, Z. (2015). *EEG signal analysis in conversion disorder patients / Konversiyon bozukluğu hastalarında EEG sinyal analizi*. Fatih Üniversitesi.
- Al-Kaysi, A. M., Al-Ani, A., Loo, C. K., Breakspear, M., & Boonstra, T. W. (2016). Predicting brain stimulation treatment outcomes of depressed patients through the classification of EEG oscillations. *2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 5266–5269. <https://doi.org/10.1109/EMBC.2016.7591915>
- Alchalabi, A. E. (2017). *A wearable EEG-based serious game for focus improvement and diagnosing ADHD/ADD patients by EEG signals classification / Odaklanmanın geliştirilmesi için giyilebilen EEG temelli uygulamalı oyun ve EEG sinyal sınıflandırması ile DEHB hastalarına tanı koyma*. İstanbul Şehir Üniversitesi.
- Aldemir, R. (2019). *Dikkat eksikliği ve hiperaktivite bozukluğu olan çocuklarda ilaçla tedavi sürecinin EEG analizleriyle değerlendirilmesi / Evaluation of drug treatment processes of children with attention deficit and hyperactivity by EEG analysis*. Erciyes Üniversitesi.

- Alpaydın, E. (2013). *Yapay Öğrenme* (2. baskı). Boğaziçi Üniversitesi Yayınevi.
- Alpaydın, E. (2014). *Introduction to Machine Learning* (3. baskı). The MIT Press.
- Altınbaşak, G. (2019). *Bipolar ve unipolar bozuklukların uygun biyobelirteç kullanarak makine öğrenme yöntemleri ile sınıflandırılması / Classification of bipolar and unipolar disorder using biomarkers by machine learning methods*. Üsküdar Üniversitesi.
- Altuğlu, T. B., Metin, B., Tülay, E. E., Tan, O., Sayar, G. H., Taş, C., Arıkan, K., & Tarhan, N. (2020). Prediction of treatment resistance in obsessive compulsive disorder patients based on EEG complexity as a biomarker. *Clinical Neurophysiology*, 131(3), 716–724. <https://doi.org/10.1016/j.clinph.2019.11.063>
- Alty, S. R., Lam, H. K., & Prada, J. (2012). On the Applications of Heart Disease Risk Classification and Hand-written Character Recognition using Support Vector Machines. İçinde H.-K. L. Lam, S. S. H. Ling, & H. T. Nguyen (Ed.), *Computational Intelligence and Its Applications: Evolutionary Computation, Fuzzy Logic, Neural Network and Support Vector Machine Techniques* (ss. 213–255). Imperial College Press.
- American Psychiatric Association. (2013). *American Psychiatric Association: Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders (DSM-5)* (5. baskı). American Psychiatric Publishing.
- Amthor, F. (2011). *Neuroscience For Dummies*. John Wiley & Sons.
- Arf, C. (1959). Makineler Düşünebilir mi ve Nasıl Düşünebilir? *Atatürk Üniversitesi - Üniversite Çalışmalarını Muhite Yayma ve Halk Eğitimi Yayınları Konferanslar Serisi No: 1*, 91–103.
- Aydın, A., Doğru, İ. A., & Dörterler, M. (2018). Makine Öğrenmesi Algoritmalarıyla Android Kötücül Yazılım Uygulamalarının Tespiti. *Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 22(2), 1087–1094. <https://doi.org/10.19113/sdufbed.20066>
- Aydın, M. (2020). *Depresyon hastalarında TMU tedavisine olumlu yanıt verenler ile olumlu yanıt vermeyenlerin qeeg verilerinin incelenmesi / The analysis of qeeg data of depression patients who responded positively and did not responded positively to tms treatment*. Üsküdar Üniversitesi.
- Baars, B. J., & Gage, N. M. (2013). *Fundamentals of Cognitive Neuroscience: A Beginner's Guide*. Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/C2011-0-04186-8>
- Bailey, N. W., Hoy, K. E., Rogasch, N. C., Thomson, R. H., McQueen, S., Elliot, D., Sullivan, C. M., Fulcher, B. D., Daskalakis, Z. J., & Fitzgerald, P. B. (2018). Responders to rTMS for depression show increased fronto-midline theta and theta connectivity compared to non-responders. *Brain Stimulation*, 11(1), 190–203. <https://doi.org/10.1016/j.brs.2017.10.015>
- Balaban, M. E., & Kartal, E. (2018). *Veri Madencilği ve Makine Öğrenmesi Temel Algoritmaları ve R Dili ile Uygulamaları* (2. baskı). Çağlayan Kitapevi.

- Barzilay, R., Israel, N., Krivoy, A., Sagy, R., Kamhi-Nesher, S., Loebstein, O., Wolf, L., & Shoval, G. (2019). Predicting Affect Classification in Mental Status Examination Using Machine Learning Face Action Recognition System: A Pilot Study in Schizophrenia Patients. *Frontiers in Psychiatry*, 10. <https://doi.org/10.3389/fpsyt.2019.00288>
- Başaran, M. (2019). *Dikkat eksikliği ve hiperaktivite bozukluğunun(DEHB) EEG sinyalleri kullanılarak yapay sinir ağları ile kestirimi / Estimation of attention deficit and hyperactivity disorder (ADHD) with artificial neural networks using EEG signals*. Dumlupınar Üniversitesi.
- Bedi, G., Carrillo, F., Cecchi, G. A., Slezak, D. F., Sigman, M., Mota, N. B., Ribeiro, S., Javitt, D. C., Copelli, M., & Corcoran, C. M. (2015). Automated analysis of free speech predicts psychosis onset in high-risk youths. *Npj Schizophrenia*, 1(1), 1–7. <https://doi.org/10.1038/npjschz.2015.30>
- Bektaş, B., Emre, İ. E., Kartal, E., & Gülseçen, S. (2018). Classification of Mammography Images by Machine Learning Techniques. *2018 3rd International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK)*, 580–585. <https://doi.org/10.1109/UBMK.2018.8566380>
- Berger, H. (1929). Über das Elektrenkephalogramm des Menschen. *Archiv für Psychiatrie und Nervenkrankheiten*, 87(1), 527–570. <https://doi.org/10.1007/BF01835097>
- Bergmeir, C., & Benítez, J. M. (2012). Neural Networks in {R} Using the Stuttgart Neural Network Simulator: {RSNNS}. *Journal of Statistical Software*, 46(7), 1–26.
- Biomarkers Definitions Working Group. (2001). Biomarkers and surrogate endpoints: Preferred definitions and conceptual framework. *Clinical Pharmacology and Therapeutics*, 69(3), 89–95. <https://doi.org/10.1067/mcp.2001.113989>
- Boeke, E. A., Holmes, A. J., & Phelps, E. A. (2020). Toward Robust Anxiety Biomarkers: A Machine Learning Approach in a Large-Scale Sample. *Biological Psychiatry: Cognitive Neuroscience and Neuroimaging*, 5(8), 799–807. <https://doi.org/10.1016/j.bpsc.2019.05.018>
- Booth, B. G., Sijbers, J., & De Beenhouwer, J. (2020). A Machine Learning Approach to Growth Direction Finding for Automated Planting of Bulbous Plants. *Scientific Reports*, 10(1), 1–11. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-57405-8>
- Boser, B. E., Guyon, I. M., & Vapnik, V. N. (1992). Training Algorithm for Optimal Margin Classifiers. *Proceedings of the Fifth Annual ACM Workshop on Computational Learning Theory*, 144–152. <https://doi.org/10.1145/130385.130401>
- Boyacı, P. (2012). *Hafif kognitif bozukluk hastaları ile sağlıklı yaşlılarda görsel olay ilişkili potansiyeller ve nöropsikolojik testlerin kesitsel olarak incelenmesi / Cross-sectional analysis of visual event related potential and its correlation with neuropsychological t*. Dokuz Eylül Üniversitesi.
- Branco, P., Torgo, L., & Ribeiro, R. P. (2016). A Survey of Predictive Modeling on Imbalanced Domains. *ACM Comput. Surv.*, 49(2). <https://doi.org/10.1145/2907070>

- Brodersen, K. H., Deserno, L., Schlagenhaut, F., Zhihao, L., Penny, W. D., Buhmann, J. M., & Stephan, K. E. (2014). Dissecting psychiatric spectrum disorders by generative embedding. *NeuroImage: Clinical*, 4, 98–111. <https://doi.org/10.1016/j.nicl.2013.11.002>
- Bzdok, D., & Meyer-Lindenberg, A. (2018). Machine Learning for Precision Psychiatry: Opportunities and Challenges. *Biological Psychiatry: Cognitive Neuroscience and Neuroimaging*, 3(3), 223–230. <https://doi.org/10.1016/j.bpsc.2017.11.007>
- Caladcad, J. A., Cabahug, S., Catamco, M. R., Villaceran, P. E., Cosgafa, L., Cabizares, K. N., Hermosilla, M., & Piedad, E. J. (2020). Determining Philippine coconut maturity level using machine learning algorithms based on acoustic signal. *Computers and Electronics in Agriculture*, 172, 105327. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105327>
- Cao, H., Meyer-Lindenberg, A., & Schwarz, E. (2018). Comparative Evaluation of Machine Learning Strategies for Analyzing Big Data in Psychiatry. *International Journal of Molecular Sciences*, 19(11). <https://doi.org/10.3390/ijms19113387>
- Çapkan Altun, E. N. (2019). *Opioid kullanım bozukluğu ve sağlıklı kontrol gruplarının sınıflandırılmasında QEEG tabanlı biyobelirteç ile makine öğrenme yöntemleri kullanılarak retrospektif olarak sınıflandırılması / QEEG-based biomarker for classification of opioid use disorder and*. Üsküdar Üniversitesi.
- Carbonell, J. G., Michalski, R. S., & Mitchell, T. M. (1983). An Overview of Machine Learning. İçinde R. S. Michalski, J. G. Carbonell, & T. M. Mitchell (Ed.), *Machine Learning - An Artificial Intelligence Approach* (ss. 3–23). Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- Carrillo, H., Brodersen, K. H., & Castellanos, J. A. (2014). Probabilistic performance evaluation for multiclass classification using the posterior balanced accuracy. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 252, 347–361. https://doi.org/10.1007/978-3-319-03413-3_25
- Chae, Y. H., Kim, S. G., Kim, H., Kim, J. T., & Seong, P. H. (2020). A methodology for diagnosing FAC induced pipe thinning using accelerometers and deep learning models. *Annals of Nuclear Energy*, 143, 107501. <https://doi.org/10.1016/j.anucene.2020.107501>
- Chervonenkis, A. Y. (2013). Early History of Support Vector Machines. İçinde B. Schölkopf, Z. Luo, & V. Vovk (Ed.), *Empirical Inference: Festschrift in Honor of Vladimir N. Vapnik* (ss. 13–20). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-41136-6_3
- Cicceri, G., De Vita, F., Bruneo, D., Merlino, G., & Puliafito, A. (2020). A deep learning approach for pressure ulcer prevention using wearable computing. *Human-centric Computing and Information Sciences*, 10(1), 5. <https://doi.org/10.1186/s13673-020-0211-8>
- Cook, I. A., Hunter, A. M., Korb, A., Farahbod, H., & Leuchter, A. F. (2009). EEG Signals in Psychiatry: Biomarkers for Depression Management. İçinde S. Tong & N. V Thakor (Ed.), *Quantitative EEG Analysis Methods and Clinical Applications* (ss. 289–315). Artech House.
- Cui, Y., Chen, F., Shiri, A., & Fan, Y. (2019). Predictive analytic models of student success in

- higher education: A review of methodology. *Information and Learning Science*, 120(3–4), 208–227. <https://doi.org/10.1108/ILS-10-2018-0104>
- D’Amico, N. C., Grossi, E., Valbusa, G., Rigioli, F., Colombo, B., Buscema, M., Fazzini, D., Ali, M., Malasevski, A., Cornalba, G., & Papa, S. (2020). A machine learning approach for differentiating malignant from benign enhancing foci on breast MRI. *European Radiology Experimental*, 4(1), 5. <https://doi.org/10.1186/s41747-019-0131-4>
- Demirhan, A. (2018). Performance Of Machine Learning Methods In Determining The Autism Spectrum Disorder Cases. *Mugla Journal of Science and Technology*, 4(1), 79–84. <https://doi.org/10.22531/muglajsci.422546>
- Dervent Özbek, S. Ö. (2015). *Dikkat eksikliği ve hiperaktivite bozukluğu olan erişkinlerde beynin dinlenim durumu içsel bağlantı ağlarının eş zamanlı EEG-fMRI ile araştırılması / Investigation of the resting-state intrinsic connectivity networks of the brain in adults with attention*. İstanbul Üniversitesi.
- Dewasme, L. (2019). Neural network-based software sensors for the estimation of key components in brewery wastewater anaerobic digester: an experimental validation. *Water Science and Technology*, 80(10), 1975–1985. <https://doi.org/10.2166/wst.2020.019>
- Dickter, C. L., & Kieffaber, P. D. (2013). *EEG Methods for the Psychological Sciences*. Sage.
- Dipnall, J. F., Pasco, J. A., Berk, M., Williams, L. J., Dodd, S., Jacka, F. N., & Meyer, D. (2017). Why so GLUMM? Detecting depression clusters through graphing lifestyle-environments using machine-learning methods (GLUMM). *European Psychiatry: The Journal of the Association of European Psychiatrists*, 39, 40–50. <https://doi.org/10.1016/j.eurpsy.2016.06.003>
- Doma, V., & Pirouz, M. (2020). A comparative analysis of machine learning methods for emotion recognition using EEG and peripheral physiological signals. *Journal of Big Data*, 7(1), 18. <https://doi.org/10.1186/s40537-020-00289-7>
- Dosdoğru, A. T. (2019). Comparative study of hybrid artificial neural network methods under stationary and nonstationary data in stock market. *Managerial and Decision Economics*, 40(4), 460–471. <https://doi.org/10.1002/mde.3016>
- Dowd, E. C., Frank, M. J., Collins, A., Gold, J. M., & Barch, D. M. (2016). Probabilistic Reinforcement Learning in Patients With Schizophrenia: Relationships to Anhedonia and Avolition. *Biological Psychiatry: Cognitive Neuroscience and Neuroimaging*, 1(5), 460–473. <https://doi.org/10.1016/j.bpsc.2016.05.005>
- Edgcomb, J., Shaddox, T., Hellemann, G., & Brooks, J. O. (2019). High-Risk Phenotypes of Early Psychiatric Readmission in Bipolar Disorder With Comorbid Medical Illness. *Psychosomatics*, 60(6), 563–573. <https://doi.org/10.1016/j.psych.2019.05.002>
- Efron, B., & Tibshirani, R. C. N.-Q. . . E. 1993. (1993). *An Introduction to the Bootstrap*. Chapman & Hall.
- Ellis, R. J., Wang, Z., Genes, N., & Ma’ayan, A. (2019). Predicting opioid dependence from

- electronic health records with machine learning. *BioData Mining*, 12(1), 3. <https://doi.org/10.1186/s13040-019-0193-0>
- Emre, İ. E., Erol, N., Ayhan, Y. İ., Özkan, Y., & Erol, Ç. (2019). The analysis of the effects of acute rheumatic fever in childhood on cardiac disease with data mining. *International Journal of Medical Informatics*, 123. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2018.12.009>
- Ergüzel, T. T., Noyan, C. O., Eryılmaz, G., Ünsalver, B. Ö., Cebi, M., Tas, C., Dilbaz, N., & Tarhan, N. (2019). Binomial Logistic Regression and Artificial Neural Network Methods to Classify Opioid-Dependent Subjects and Control Group Using Quantitative EEG Power Measures. *Clinical EEG and Neuroscience*, 50(5), 303–310. <https://doi.org/10.1177/1550059418824450>
- Erguzel, T. T., Ozekes, S., Gultekin, S., Tarhan, N., Hizli Sayar, G., & Bayram, A. (2015). Neural Network Based Response Prediction of rTMS in Major Depressive Disorder Using QEEG Cordance. *Psychiatry Investigation*, 12(1), 61–65. <https://doi.org/10.4306/pi.2015.12.1.61>
- Ergüzel, T. T., Özekes, S., Sayar, G. H., Tan, O., & Tarhan, N. (2015). A hybrid artificial intelligence method to classify trichotillomania and obsessive compulsive disorder. *Neurocomputing*, 161, 220–228. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.02.039>
- Ergüzel, T. T., & Tarhan, N. (2018). *Machine Learning Approaches to Predict Repetitive Transcranial Magnetic Stimulation Treatment Response in Major Depressive Disorder* (Y. Bi, S. Kapoor, & R. Bhatia (ed.); ss. 391–401). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-56991-8_29
- Ergüzel, T. T., Taş, C., & Çebi, M. (2015). A wrapper-based approach for feature selection and classification of major depressive disorder–bipolar disorders. *Computers in Biology and Medicine*, 64, 127–137. <https://doi.org/10.1016/j.compbimed.2015.06.021>
- Eugene, A. R., Masiak, J., & Eugene, B. (2018). Predicting lithium treatment response in bipolar patients using gender-specific gene expression biomarkers and machine learning. *F1000Research*, 7. <https://doi.org/10.12688/f1000research.14451.3>
- Feng, C., Wang, H., Lu, N., Chen, T., He, H., Lu, Y., & Tu, X. M. (2014). Log-transformation and its implications for data analysis. *Shanghai Archives of Psychiatry*, 26(2), 105–109. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1002-0829.2014.02>
- Feng, P., Wang, B., Liu, D. L., Waters, C., Xiao, D., Shi, L., & Yu, Q. (2020). Dynamic wheat yield forecasts are improved by a hybrid approach using a biophysical model and machine learning technique. *Agricultural and Forest Meteorology*, 285–286, 107922. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2020.107922>
- Fernandes, B. S., Karmakar, C., Tamouza, R., Tran, T., Yearwood, J., Hamdani, N., Laouamri, H., Richard, J.-R., Yolken, R., Berk, M., Venkatesh, S., & Leboyer, M. (2020). Precision psychiatry with immunological and cognitive biomarkers: a multi-domain prediction for the diagnosis of bipolar disorder or schizophrenia using machine learning. *Translational Psychiatry*, 10(1), 1–13. <https://doi.org/10.1038/s41398-020-0836-4>

- Fernandes, B. S., Williams, L. M., Steiner, J., Leboyer, M., Carvalho, A. F., & Berk, M. (2017). The new field of “precision psychiatry”. *BMC Medicine*, 15(1). <https://doi.org/10.1186/s12916-017-0849-x>
- Filiz, E., & Öz, E. (2017). Classification Of BIST -100 Index’ Changes Via Machine Learning Methods. *Marmara Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 39(1), 117–129. <https://doi.org/10.14780/muiibd.329913>
- Flach, P. (2012). *Machine Learning: The Art and Science of Algorithms That Make Sense of Data*. Cambridge University Press.
- Fond, G., Bulzacka, E., Boucekine, M., Schürhoff, F., Berna, F., Godin, O., Aouizerate, B., Capdevielle, D., Chereau, I., D’Amato, T., Dubertret, C., Dubreucq, J., Faget, C., Leignier, S., Lançon, C., Mallet, J., Misdrahi, D., Passerieux, C., Rey, R., ... Llorca, P. M. (2019). Machine learning for predicting psychotic relapse at 2 years in schizophrenia in the national FACE-SZ cohort. *Progress in Neuro-Psychopharmacology and Biological Psychiatry*, 92, 8–18. <https://doi.org/10.1016/j.pnpbp.2018.12.005>
- Fu, C H Y, & Costafreda, S. G. (2013). Neuroimaging-based biomarkers in psychiatry: Clinical opportunities of a paradigm shift. *Canadian Journal of Psychiatry*, 58(9), 499–508. <https://doi.org/10.1177/070674371305800904>
- Fu, Cynthia H Y, & Costafreda, S. G. (2013). Neuroimaging-based biomarkers in psychiatry: clinical opportunities of a paradigm shift. *Can J Psychiatry*, 58(9), 499–508. <https://doi.org/10.1177/070674371305800904>
- Galatzer-Levy, I. R., Karstoft, K.-I., Statnikov, A., & Shalev, A. Y. (2014). Quantitative forecasting of PTSD from early trauma responses: A Machine Learning application. *Journal of Psychiatric Research*, 59, 68–76. <https://doi.org/10.1016/j.jpsychires.2014.08.017>
- García, S., Luengo, J., & Herrera, F. (2015). *Data Preprocessing in Data Mining* (1. baskı). Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-10247-4>
- Gaur, A., & Dubey, R. (2018). Predicting Customer Churn Prediction In Telecom Sector Using Various Machine Learning Techniques. *2018 International Conference on Advanced Computation and Telecommunication (ICACAT)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/ICACAT.2018.8933783>
- Gorunescu, F. (2011). Data Mining - Concepts, Models and Techniques. İçinde *Intelligent Systems Reference Library* (1. baskı, C. 12). Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- Guénard, G., Morin, J., Matte, P., Secretan, Y., Valiquette, E., & Mingelbier, M. (2020). Deep learning habitat modeling for moving organisms in rapidly changing estuarine environments: A case of two fishes. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 238, 106713. <https://doi.org/10.1016/j.ecss.2020.106713>
- Gürsakal, N. (2017). *Makine Öğrenmesi & Derin Öğrenme* (1. baskı). Dora Yayıncılık.

- Gutberlet, I., Debener, S., Jung, T.-P., & Makeig, S. (2009). Techniques of EEG Recording and Preprocessing. İçinde S. Tong & N. V Thakor (Ed.), *Quantitative EEG Analysis Methods and Clinical Applications*. Artech House.
- Han, D.-H., Lee, S., & Seo, D.-C. (2020). Using machine learning to predict opioid misuse among U.S. adolescents. *Preventive Medicine*, 130, 105886. <https://doi.org/10.1016/j.ypmed.2019.105886>
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. C. N.-Q. 9. D. H. 2011. (2012). *Data mining: concepts and techniques* (3. baskı). Morgan Kaufman Publishers.
- Harrington, P. (2012). *Machine Learning in Action*. Manning Publications Co.
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. İçinde *Springer Series in Statistics* (2. baskı). Springer-Verlag.
- Hatton, C. M., Paton, L. W., McMillan, D., Cussens, J., Gilbody, S., & Tiffin, P. A. (2019). Predicting persistent depressive symptoms in older adults: A machine learning approach to personalised mental healthcare. *Journal of Affective Disorders*, 246, 857–860. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2018.12.095>
- Hauschild, M., Davoodi, R., & Loeb, G. E. (2007). A virtual reality environment for designing and fitting neural prosthetic limbs. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 15(1), 9–15. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2007.891369>
- Hempstalk, K., McParland, S., & Berry, D. P. (2015). Machine learning algorithms for the prediction of conception success to a given insemination in lactating dairy cows. *Journal of Dairy Science*, 98(8), 5262–5273. <https://doi.org/10.3168/jds.2014-8984>
- Hoens, T. R., & Chawla, N. V. (2013). Imbalanced Datasets: From Sampling to Classifiers. İçinde H. Haibo & Y. Ma (Ed.), *Imbalanced Learning: Foundations, Algorithms, and Applications* (ss. 43–59). Wiley-IEEE Press. <https://doi.org/10.1002/9781118646106>
- Höppner, S., Stripling, E., Baesens, B., Broucke, S. vanden, & Verdonck, T. (2020). Profit driven decision trees for churn prediction. *European Journal of Operational Research*, 284(3), 920–933. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.11.072>
- HosseiniFard, B., Moradi, M. H., & Rostami, R. (2013). Classifying depression patients and normal subjects using machine learning techniques and nonlinear features from EEG signal. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 109(3), 339–345. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2012.10.008>
- İnce, R., Adanır, S. S., & Sevmez, F. (2020). The inventor of electroencephalography (EEG): Hans Berger (1873–1941). *Child's Nervous System*. <https://doi.org/10.1007/s00381-020-04564-z>
- Iniesta, R., Stahl, D., & McGuffin, P. (2016). Machine learning, statistical learning and the future of biological research in psychiatry. *Psychological Medicine*, 46(12), 2455–2465. <https://doi.org/10.1017/S0033291716001367>

- Janssen, R. J., Mourão-Miranda, J., & Schnack, H. G. (2018). Making Individual Prognoses in Psychiatry Using Neuroimaging and Machine Learning. *Biological Psychiatry: Cognitive Neuroscience and Neuroimaging*, 3(9), 798–808. <https://doi.org/10.1016/j.bpsc.2018.04.004>
- Japkowicz, N. (2013). Assessment Metrics for Imbalanced Learning. İçinde H. Haibo & Y. Ma (Ed.), *Imbalanced Learning: Foundations, Algorithms, and Applications* (ss. 187–206). Wiley-IEEE Press. <https://doi.org/10.1002/9781118646106>
- Jasper, H. H. (1958). Report of the committee on methods of clinical examination in electroencephalography: 1957. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 10(2), 370–375. [https://doi.org/10.1016/0013-4694\(58\)90053-1](https://doi.org/10.1016/0013-4694(58)90053-1)
- Jasper, H. H., & Andrews, H. L. (1938). Electro-encephalography: III. Normal differentiation of occipital and precentral regions in man. *Archives of Neurology And Psychiatry*, 39(1), 96–115. <https://doi.org/10.1001/archneurpsyc.1938.02270010106010>
- Jiang, F., Jiang, Y., Zhi, H., Dong, Y., Li, H., Ma, S., Wang, Y., Dong, Q., Shen, H., & Wang, Y. (2017). Artificial intelligence in healthcare: Past, present and future. İçinde *Stroke and Vascular Neurology* (C. 2, Sayı 4, ss. 230–243). <https://doi.org/10.1136/svn-2017-000101>
- Jo, T. (2021). *Machine Learning Foundations: Supervised, Unsupervised, and Advanced Learning*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-65900-4>
- Johannesen, J. K., Bi, J., Jiang, R., Kenney, J. G., & Chen, C.-M. A. (2016). Machine learning identification of EEG features predicting working memory performance in schizophrenia and healthy adults. *Neuropsychiatric Electrophysiology*, 2(1), 3. <https://doi.org/10.1186/s40810-016-0017-0>
- Just, M. A., Pan, L., Cherkassky, V. L., McMakin, D. L., Cha, C., Nock, M. K., & Brent, D. (2017). Machine learning of neural representations of suicide and emotion concepts identifies suicidal youth. *Nature Human Behaviour*, 1(12), 911–919. <https://doi.org/10.1038/s41562-017-0234-y>
- Kalia, M., & Costa E Silva, J. (2015). Biomarkers of psychiatric diseases: Current status and future prospects. *Metabolism: Clinical and Experimental*, 64(3), S11–S15. <https://doi.org/10.1016/j.metabol.2014.10.026>
- Karakuş, A. (2019). *Obsesif kompulsif bozukluk ve trikotilomani bozukluklarının uygun biyobelirteç kullanılarak makine öğrenme yöntemleri ile sınıflandırılması / Classification of obsessive-compulsive and trichotillomania disorders by using machine learning methods*. Üsküdar Üniversitesi.
- Karamikoğlu, P. (2015). *Investigation of EEG signals of panic disorder patients during different auditory stimuli / Farklı işitsel uyarılar sırasında panik bozukluğu hastalarının EEG sinyallerinin araştırılması*. Fatih Üniversitesi.
- Karaoğlu, B. (2015). Makine Öğrenmesi ile Spor Karşılaşmalarının Modellenmesi. *EMO Bilimsel Dergi*, 5(9), 1–5.

- Karatzoglou, A., Smola, A., Hornik, K., & Zeileis, A. (2004). kernlab -- An {S4} Package for Kernel Methods in {R}. *Journal of Statistical Software*, 11(9), 1–20.
- Karstoft, K.-I., Galatzer-Levy, I. R., Statnikov, A., Li, Z., Shalev, A. Y., & group, F. members of the J. T. O. and P. S. (J-T. (2015). Bridging a translational gap: using machine learning to improve the prediction of PTSD. *BMC Psychiatry*, 15(1), 30. <https://doi.org/10.1186/s12888-015-0399-8>
- Kartal, E., & Balaban, M. E. (2018). Machine Learning Techniques in Cardiac Risk Assessment. *Turkish Journal Of Thoracic and Cardiovascular Surgery*, 26(3), 394–401. <https://doi.org/10.5606/tgkdc.dergisi.2018.15559>
- Kartal, E., Biber, S. K., Biber, M., Özyaprak, M., Şimşek, İ., & Can, T. (2019). Makine Öğrenmesi Tekniklerini ve Kolb Öğrenme Stilleri Envanterini Kullanarak Öğrencilerin Öğrenme Stillerinin Belirlenmesi için Bir Model Önerisi. *Kastamonu Eğitim Dergisi*, 27(5), 1875–1892. <https://doi.org/10.24106/kefdergi.2863>
- Khodayari-Rostamabad, A., Hasey, G. M., MacCrimmon, D. J., Reilly, J. P., & Bruin, H. de. (2010). A pilot study to determine whether machine learning methodologies using pre-treatment electroencephalography can predict the symptomatic response to clozapine therapy. *Clinical Neurophysiology*, 121(12), 1998–2006. <https://doi.org/10.1016/j.clinph.2010.05.009>
- Khodayari-Rostamabad, A., Reilly, J. P., Hasey, G., de Bruin, H., & MacCrimmon, D. (2010). Using pre-treatment EEG data to predict response to SSRI treatment for MDD. *2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology*, 6103–6106. <https://doi.org/10.1109/IEMBS.2010.5627823>
- Khodayari-Rostamabad, A., Reilly, J. P., Hasey, G. M., de Bruin, H., & MacCrimmon, D. (2011). Using pre-treatment electroencephalography data to predict response to transcranial magnetic stimulation therapy for major depression. *2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 6418–6421. <https://doi.org/10.1109/IEMBS.2011.6091584>
- Khodayari-Rostamabad, A., Reilly, J. P., Hasey, G. M., de Bruin, H., & MacCrimmon, D. J. (2013). A machine learning approach using EEG data to predict response to SSRI treatment for major depressive disorder. *Clinical Neurophysiology*, 124(10), 1975–1985. <https://doi.org/10.1016/j.clinph.2013.04.010>
- Kim, M., & Shin, H. (2020). Machine learning-based prediction of the shale barrier size and spatial location using key features of SAGD production curves. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 191, 107205. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2020.107205>
- Kılıç, B. G., Gürkan, K., & Kerimoğlu, E. (2020). Çocukluk ve Ergenlik Döneminde Görülen Ruhsal Bozukluklar. İçinde *Ruh Sağlığı ve Bozukluklar* (16. baskı, ss. 572–627). Nobel Tıp Kitapevleri.
- Kısacık, E. (2018). *Dikkat eksikliği ve hiperaktivite bozukluğu DEHB belirtileri gösteren ve göstermeyen sağlıklı erişkinlerde dikkat süreçlerinin EEG ile incelenmesi / The investigation of attention processes on participants with and without attention deficit*

hyper. Ankara Üniversitesi.

- Koçak, O. M. (2010). *Obsesif kompulsif bozukluğun iki hemisferli model ile açıklanması / Explanation of obsessive compulsive disorder using two hemisphere model*. Ankara Üniversitesi.
- Koçoğlu, F. Ö. (2017). *Müşteri Kayıp Analizi Probleminin Çözümünde Analitik Yaklaşımlar*. İstanbul Üniversitesi.
- Koehn, D., Lessmann, S., & Schaal, M. (2020). Predicting online shopping behaviour from clickstream data using deep learning. *Expert Systems with Applications*, 150, 113342. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113342>
- Kohavi, R. (1995). A Study of Cross-Validation and Bootstrap for Accuracy Estimation and Model Selection. *International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 2, 1137–1145.
- Korkmaz, A., & Büyükgöze, S. (2019). Sahte Web Sitelerinin Sınıflandırma Algoritmaları İle Tespit Edilmesi. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 16, 826–833. <https://doi.org/10.31590/ejosat.598036>
- Köroğlu, E. (2014). *Amerikan Psikiyatri Birliği, Ruhsal Bozuklukların Tanısal ve Sayımsal Elkitabı (DSM-5)* (5. baskı). Hekimler Yayın Birliği.
- Koutina, M., & Kermanidis, K. L. (2011). *Predicting Postgraduate Students' Performance Using Machine Learning Techniques* (L. Iliadis, I. Maglogiannis, & H. Papadopoulos (ed.); ss. 159–168). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-23960-1_20
- Kraemer, H. C., Kupfer, D. J., Clarke, D. E., Narrow, W. E., & Regier, D. A. (2012). DSM-5: How Reliable Is Reliable Enough? *American Journal of Psychiatry*, 169(1), 13–15. <https://doi.org/10.1176/appi.ajp.2011.11010050>
- Kuang, D., & He, L. (2014). Classification on ADHD with Deep Learning. *2014 International Conference on Cloud Computing and Big Data*, 27–32. <https://doi.org/10.1109/CCBD.2014.42>
- Kubat, M. (2017). *An Introduction to Machine Learning* (2. baskı). Springer International Publishing.
- Kuhn, M. (2021). *caret: Classification and Regression Training. R package version 6.0-88*. Comprehensive R Archive Network (CRAN). <https://cran.r-project.org/package=caret>
- Kuhn, M., & Quinlan, R. (2020). *C50: C5.0 Decision Trees and Rule-Based Models*. <https://cran.r-project.org/package=C50>
- Kulkarni, P. (2012). *Reinforcement and Systemic Machine Learning for Decision Making*. Wiley-IEEE Press.
- Kutlu, Y. (2010). *Multi-stage classification of abnormal patterns in EEG and e-ECG using model-free methods / Modelden bağımsız yöntemler kullanılarak EEG ve EKG içindeki anormal örüntülerin çok katlı sınıflandırılması*. Dokuz Eylül Üniversitesi.

- La Vaque, T. J. (1999). The History of EEG Hans Berger. *Journal of Neurotherapy*, 3(2), 1–9. https://doi.org/10.1300/J184v03n02_01
- Lee, M., Lin, L., Chen, C.-Y., Tsao, Y., Yao, T.-H., Fei, M.-H., & Fang, S.-H. (2020). Forecasting Air Quality in Taiwan by Using Machine Learning. *Scientific Reports*, 10(1), 1–13. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-61151-7>
- Lenhard, F., Sauer, S., Andersson, E., Månsson, K. N. T., Mataix-Cols, D., Rück, C., & Serlachius, E. (2018). Prediction of outcome in internet-delivered cognitive behaviour therapy for paediatric obsessive-compulsive disorder: A machine learning approach. *International Journal of Methods in Psychiatric Research*, 27(1). <https://doi.org/10.1002/mpr.1576>
- Li, Y., Rosenfeld, B., Pessin, H., & Breitbart, W. (2017). Bayesian Nonparametric Clustering of Patients with Advanced Cancer on Anxiety and Depression. *2017 16th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)*, 674–678. <https://doi.org/10.1109/ICMLA.2017.00-83>
- Liaw, A., & Wiener, M. (2002). Classification and Regression by randomForest. *R News*, 2(3), 18–22. <http://cran.r-project.org/doc/Rnews/>
- Linnainmaa, S. (1970). *The representation of the cumulative rounding error of an algorithm as a Taylor expansion of the local rounding errors*. University of Helsinki.
- López, V., Fernández, A., García, S., Palade, V., & Herrera, F. (2013). An insight into classification with imbalanced data: Empirical results and current trends on using data intrinsic characteristics. *Information Sciences*, 250, 113–141. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2013.07.007>
- Maccarrone, G., Ditzen, C., Yassouridis, A., Rewerts, C., Uhr, M., Uhlen, M., Holsboer, F., & Turck, C. W. (2013). Psychiatric patient stratification using biosignatures based on cerebrospinal fluid protein expression clusters. *Journal of Psychiatric Research*, 47(11), 1572–1580. <https://doi.org/10.1016/j.jpsychires.2013.07.021>
- Mahmoudzadeh, H., Matinfar, H. R., Taghizadeh-Mehrjardi, R., & Kerry, R. (2020). Spatial prediction of soil organic carbon using machine learning techniques in western Iran. *Geoderma Regional*, 21, e00260. <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2020.e00260>
- Maraş, A. (2016). *EEG alt bandlarının tekil spektrumu ile duygu durumları arasındaki ilişki / Intercorrelation between singular spectrum of EEG subbands and emotional states*. Bahçeşehir Üniversitesi.
- McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5(4), 115–133. <https://doi.org/10.1007/BF02478259>
- Mellem, M. S., Liu, Y., Gonzalez, H., Kollada, M., Martin, W. J., & Ahammad, P. (2020). Machine Learning Models Identify Multimodal Measurements Highly Predictive of Transdiagnostic Symptom Severity for Mood, Anhedonia, and Anxiety. *Biological Psychiatry: Cognitive Neuroscience and Neuroimaging*, 5(1), 56–67.

<https://doi.org/10.1016/j.bpsc.2019.07.007>

- Mendrick, D. L., & Tong, W. (2013). Biomarkers. İçinde *Encyclopedia of Systems Biology* (ss. 123–124). Springer New York. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-9863-7_211
- Metcalf, L., & Casey, W. (2016). Introduction to data analysis. İçinde *Cybersecurity and Applied Mathematics* (ss. 43–65). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/b978-0-12-804452-0.00004-x>
- Metin, S. Z., Balli Altuglu, T., Metin, B., Erguzel, T. T., Yigit, S., Arıkan, M. K., & Tarhan, K. N. (2020). Use of EEG for Predicting Treatment Response to Transcranial Magnetic Stimulation in Obsessive Compulsive Disorder. *Clinical EEG and Neuroscience*, 51(3), 139–145. <https://doi.org/10.1177/1550059419879569>
- Mohammadi, M., Al-Azab, F., Raahemi, B., Richards, G., Jaworska, N., Smith, D., de la Salle, S., Blier, P., & Knott, V. (2015). Data mining EEG signals in depression for their diagnostic value. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, 15(1), 108. <https://doi.org/10.1186/s12911-015-0227-6>
- Mohri, M., Rostamizadeh, A., & Talwalkar, A. (2018). *Foundations of Machine Learning* (2. baskı). The MIT Press.
- Moon, E. A., & Vawter, M. P. (2013). Biomarker Discovery, Typical Process. İçinde *Encyclopedia of Systems Biology* (ss. 119–123). Springer, New York, NY. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-9863-7_208
- Mosteller, F., & Tukey, J. (1968). Data Analysis, Including Statistics. İçinde G. Lindzey (Ed.), *Handbook of Social Psychology* (C. 2, ss. 80–203). Addison Wesley.
- Mueller, A., Candrian, G., Kropotov, J. D., Ponomarev, V. A., & Baschera, G.-M. (2010). Classification of ADHD patients on the basis of independent ERP components using a machine learning system. *Nonlinear Biomedical Physics*, 4(S1). <https://doi.org/10.1186/1753-4631-4-S1-S1>
- Mumtaz, W., Xia, L., Ali, S. S. A., Yasin, M. A. M., Hussain, M., & Malik, A. S. (2017). Electroencephalogram (EEG)-based computer-aided technique to diagnose major depressive disorder (MDD). *Biomedical Signal Processing and Control*, 31, 108–115. <https://doi.org/10.1016/j.bpsc.2016.07.006>
- Mumtaz, W., Xia, L., Yasin, M. A. M., Ali, S. S. A., & Malik, A. S. (2017). A wavelet-based technique to predict treatment outcome for Major Depressive Disorder. *PLOS ONE*, 12(2), e0171409. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0171409>
- Mwangi, B., Wu, M.-J., Cao, B., Passos, I. C., Lavagnino, L., Keser, Z., Zunta-Soares, G. B., Hasan, K. M., Kapczinski, F., & Soares, J. C. (2016). Individualized Prediction and Clinical Staging of Bipolar Disorders Using Neuroanatomical Biomarkers. *Biological Psychiatry: Cognitive Neuroscience and Neuroimaging*, 1(2), 186–194. <https://doi.org/10.1016/j.bpsc.2016.01.001>
- Najjarpour, M., Jalalifar, H., & Norouzi-Apourvari, S. (2020). The effect of formation thickness

- on the performance of deterministic and machine learning models for rate of penetration management in inclined and horizontal wells. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 191, 107160. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2020.107160>
- Nandy, A., & Biswas, M. (2018). *Reinforcement Learning - With Open AI, TensorFlow and Keras Using Python*. Apress.
- Nigam, A., Garg, S., Agrawal, A., & Agrawal, P. (2019). Crop Yield Prediction Using Machine Learning Algorithms. *2019 Fifth International Conference on Image Information Processing (ICIIP)*, 125–130. <https://doi.org/10.1109/ICIIP47207.2019.8985951>
- Nilsson, N. J. (2018). *Yapay Zekâ - Geçmişi ve Geleceği*. Boğaziçi Üniversitesi Yayınevi.
- Nouretdinov, I., Costafreda, S. G., Gammerman, A., Chervonenkis, A., Vovk, V., Vapnik, V., & Fu, C. H. Y. (2011). Machine learning classification with confidence: Application of transductive conformal predictors to MRI-based diagnostic and prognostic markers in depression. *NeuroImage*, 56(2), 809–813. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2010.05.023>
- Nti, I. K., Adekoya, A. F., & Weyori, B. A. (2020). A comprehensive evaluation of ensemble learning for stock-market prediction. *Journal of Big Data*, 7(1), 20. <https://doi.org/10.1186/s40537-020-00299-5>
- Öksüz, Ö. (2021). *Use of electroencephalographic findings in predicting response to noninvasive deep brain stimulation in obsessive compulsive disorder / Obsesif kompulsif bozuklukta noninvaziv derin beyin stimülasyonuna yanıtı öngörmede elektroensefalografi bulgularının k.* Yeditepe Üniversitesi.
- Oquendo, M. A., Baca-Garcia, E., Artés-Rodríguez, A., Perez-Cruz, F., Galfalvy, H. C., Blasco-Fontecilla, H., Madigan, D., & Duan, N. (2012). Machine learning and data mining: strategies for hypothesis generation. *Molecular Psychiatry*, 17(10), 956–959. <https://doi.org/10.1038/mp.2011.173>
- Özekes, S., & Karakoç, E. N. (2019). Makine Öğrenmesi Yöntemleriyle Anormal Ağ Trafiklerinin Tespit Edilmesi. *Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 7(1), 566–576. <https://doi.org/10.29130/dubited.498358>
- Özen, Z. (2016). *Kimlik Doğrulaması için Tuş Vuruş Dinamiklerine Dayalı Bir Güvenlik Sisteminin Yapay Sinir Ağları ile Geliştirilmesi*. İstanbul Üniversitesi.
- Özkan, B., & Özkan, Y. (2017). *R ile Programlama* (1. baskı). Papatya Yayıncılık Eğitim.
- Öztemel, E. (2016). *Yapay Sinir Ağları* (4. baskı). Papatya Yayıncılık Eğitim.
- Öztoprak, H., Toyçan, M., Alp, Y. K., Arıkan, O., Doğutepe, E., & Karakaş, S. (2017). Machine-based classification of ADHD and nonADHD participants using time/frequency features of event-related neuroelectric activity. *Clinical Neurophysiology*, 128(12), 2400–2410. <https://doi.org/10.1016/j.clinph.2017.09.105>
- Öztürk, M. O., & Uluşahin, N. A. (2020). *Ruh Sağlığı ve Bozukluklar* (16. baskı). Nobel Tıp

Kitapevleri.

- Panesar, A. (2019). Machine Learning and AI for Healthcare: Big Data for Improved Health Outcomes. İçinde *Machine Learning and AI for Healthcare: Big Data for Improved Health Outcomes*. Apress Media LLC. <https://doi.org/10.1007/978-1-4842-3799-1>
- Papini, S., Pisner, D., Shumake, J., Powers, M. B., Beevers, C. G., Rainey, E. E., Smits, J. A. J., & Warren, A. M. (2018). Ensemble machine learning prediction of posttraumatic stress disorder screening status after emergency room hospitalization. *Journal of Anxiety Disorders*, 60, 35–42. <https://doi.org/10.1016/j.janxdis.2018.10.004>
- Parkes, L., Satterthwaite, T. D., & Bassett, D. S. (2020). Towards precise resting-state fMRI biomarkers in psychiatry: synthesizing developments in transdiagnostic research, dimensional models of psychopathology, and normative neurodevelopment. *Current Opinion in Neurobiology*, 65, 120–128. <https://doi.org/10.1016/j.conb.2020.10.016>
- Perez Arribas, I., Goodwin, G. M., Geddes, J. R., Lyons, T., & Saunders, K. E. A. (2018). A signature-based machine learning model for distinguishing bipolar disorder and borderline personality disorder. *Translational Psychiatry*, 8. <https://doi.org/10.1038/s41398-018-0334-0>
- Perlis, R. (2013). A clinical risk stratification tool for predicting treatment resistance in major depressive disorder. *Biological psychiatry*, 74(1), 7–14. <https://doi.org/10.1016/j.biopsych.2012.12.007>
- Perlis, R. H., Iosifescu, D. V, Castro, V. M., Murphy, S. N., Gainer, V. S., Minnier, J., Cai, T., Goryachev, S., Zeng, Q., Gallagher, P. J., Fava, M., Weilburg, J. B., Churchill, S. E., Kohane, I. S., & Smoller, J. W. (2012). Using electronic medical records to enable large-scale studies in psychiatry: Treatment resistant depression as a model. *Psychological Medicine*, 42(1), 41–50. <https://doi.org/10.1017/S0033291711000997>
- Pinaya, W. H. L., Mechelli, A., & Sato, J. R. (2019). Using deep autoencoders to identify abnormal brain structural patterns in neuropsychiatric disorders: A large-scale multi-sample study. *Human Brain Mapping*, 40(3), 944–954. <https://doi.org/10.1002/hbm.24423>
- Qin, J., Vasefi, F., Hellberg, R. S., Akhbardeh, A., Isaacs, R. B., Yilmaz, A. G., Hwang, C., Baek, I., Schmidt, W. F., & Kim, M. S. (2020). Detection of fish fillet substitution and mislabeling using multimode hyperspectral imaging techniques. *Food Control*, 114, 107234. <https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2020.107234>
- Qin, S., Young, C. B., Duan, X., Chen, T., Supekar, K., & Menon, V. (2014). Amygdala subregional structure and intrinsic functional connectivity predicts individual differences in anxiety during early childhood. *Biological Psychiatry*, 75(11), 892–900. <https://doi.org/10.1016/j.biopsych.2013.10.006>
- Quinlan, J. R. (1986). Induction of decision trees. *Machine learning*, 1(1), 81–106.
- Quinlan, J. R. (1993). *C4.5: Programs for Machine Learning*. Morgan Kaufmann Publishers Inc.

- Ramyeard, A., Studerus, E., Kometer, M., Uttinger, M., Gschwandtner, U., Fuhr, P., & Riecher-Rössler, A. (2016). Prediction of psychosis using neural oscillations and machine learning in neuroleptic-naïve at-risk patients. *The world journal of biological psychiatry: the official journal of the World Federation of Societies of Biological Psychiatry*, 17(4), 285–295. <https://doi.org/10.3109/15622975.2015.1083614>
- Rashidi, H. H., Sen, S., Palmieri, T. L., Blackmon, T., Wajda, J., & Tran, N. K. (2020). Early Recognition of Burn- and Trauma-Related Acute Kidney Injury: A Pilot Comparison of Machine Learning Techniques. *Scientific Reports*, 10(1), 1–9. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-57083-6>
- Reagan, K. L., Reagan, B. A., & Gilor, C. (2020). Machine learning algorithm as a diagnostic tool for hypoadrenocorticism in dogs. *Domestic Animal Endocrinology*, 72, 106396. <https://doi.org/10.1016/j.domaniend.2019.106396>
- Redlich, R., Opel, N., Grotegerd, D., Dohm, K., Zaremba, D., Burger, C., Munker, S., Muhlmann, L., Wahl, P., Heindel, W., Arolt, V., Alferink, J., Zwanzger, P., Zavorotnyy, M., Kugel, H., & Dannlowski, U. (2016). Prediction of individual response to electroconvulsive therapy via machine learning on structural magnetic resonance imaging data. *JAMA Psychiatry*, 73(6), 557–564. <https://doi.org/10.1001/jamapsychiatry.2016.0316>
- Ripley, B., & Venables, W. (2015). *class: Functions for Classification*. <https://cran.r-project.org/package=class>
- Rosenblatt, F. (1957). The Perceptron - A Perceiving and Recognizing Automaton. İçinde *Report 85, Cornell Aeronautical Laboratory*.
- Rossi, A., Pappalardo, L., Cintia, P., Iaia, F. M., Fernández, J., & Medina, D. (2018). Effective injury forecasting in soccer with GPS training data and machine learning. *PLoS ONE*, 13(7). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0201264>
- Rulequest Research. (2020). *Data Mining Tools See5 and C5.0*. <https://www.rulequest.com/see5-info.html>
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323(6088), 533–536. <https://doi.org/10.1038/323533a0>
- Ruşen, E. (2018). *Erişkin tip DEHB’de sosyal kognisyon ve yürütücü işlevlerin ilişkisinin elektrofizyolojik yöntemle araştırılması / An electrophysiological research of social cognition and executive functions in adult ADHD*. İstanbul Medipol Üniversitesi.
- Sanei, S., & Chambers, J. A. (2007). *EEG Signal Processing*. John Wiley & Sons Ltd.,
- Sato, J. R., Biazoli, C. E., Salum, G. A., Gadelha, A., Crossley, N., Vieira, G., Zugman, A., Picon, F. A., Pan, P. M., Hoexter, M. Q., Amaro, E., Anés, M., Moura, L. M., Del’Aquila, M. A. G., McGuire, P., Rohde, L. A., Miguel, E. C., Jackowski, A. P., & Bressan, R. A. (2018). Association between abnormal brain functional connectivity in children and psychopathology: A study based on graph theory and machine learning. *The World Journal of Biological Psychiatry: The Official Journal of the World Federation of*

- Societies of Biological Psychiatry*, 19(2), 119–129.
<https://doi.org/10.1080/15622975.2016.1274050>
- Schölkopf, B., & Smola, A. J. (2002). *Learning with Kernels: Support Vector Machines, Regularization, Optimization, and Beyond*. The MIT Press.
- Shanmuganathan, S. (2016). Artificial neural network modelling: An introduction. İçinde *Studies in Computational Intelligence* (C. 628, ss. 1–14). Springer Verlag.
https://doi.org/10.1007/978-3-319-28495-8_1
- Silahtaroglu, G. (2016). *Veri Madenciliği Kavram ve Algoritmaları* (3. baskı). Papatya Yayıncılık Eğitim.
- Sohn, S., Kocher, J.-P. A., Chute, C. G., & Savova, G. K. (2011). Drug side effect extraction from clinical narratives of psychiatry and psychology patients. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 18(SUPPL. 1), 144–149.
<https://doi.org/10.1136/amiajnl-2011-000351>
- Stamate, D., Katrinecz, A., Stahl, D., Verhagen, S. J. W., Delespaul, P. A. E. G., van Os, J., & Guloksuz, S. (2019). Identifying psychosis spectrum disorder from experience sampling data using machine learning approaches. *Schizophrenia Research*, 209, 156–163.
<https://doi.org/10.1016/j.schres.2019.04.028>
- Stone, M. (1974). Cross-Validatory Choice and Assessment of Statistical Predictions. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 36(2), 111–147.
- Sugiyama, M. (2015). Statistical Reinforcement Learning: Modern Machine Learning Approaches. İçinde *Chapman & Hall/CRC Machine Learning & Pattern Recognition*. CRC Press, Taylor & Francis Group.
- Suhasini, A., Palanivel, S., & Ramalingam, V. (2011). Multimodel decision support system for psychiatry problem. *Expert Systems with Applications*, 38(5), 4990–4997.
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.09.152>
- Sütçü, C., & Aytekin, Ç. (2018). *Veri Bilimi* (1. baskı). Paloma Yayınevi.
- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). *Reinforcement Learning: An Introduction* (2. baskı). MIT Press.
- Tarhan, N., Krzan, F. Z. K., Çebi, M., Ekmen, Ş., Ergüzel, T., Özekes, S., Ünsalver, B., & Taş, C. (2017). EEG Biomarkers in Depression. İçinde Y. Chen & B. Kateb (Ed.), *Neurophotronics and Brain Mapping* (ss. 513–524). CRC Press.
- Tatum, W. O. (2008). Normal EEG. İçinde *Handbook of EEG Interpretation* (ss. 1–51). Demos Medical Publishing.
- Tenev, A., Markovska-Simoska, S., Kocarev, L., Pop-Jordanov, J., Müller, A., & Candrian, G. (2014). Machine learning approach for classification of ADHD adults. *International Journal of Psychophysiology*, 93(1), 162–166.
<https://doi.org/10.1016/j.ijpsycho.2013.01.008>

- Thabtah, F., Zhang, L., & Abdelhamid, N. (2019). NBA Game Result Prediction Using Feature Analysis and Machine Learning. *Annals of Data Science*, 6(1), 103–116. <https://doi.org/10.1007/s40745-018-00189-x>
- Tikka, S. K., Singh, B. K., Nizamie, S. H., Garg, S., Mandal, S., Thakur, K., & Singh, L. K. (2020). Artificial intelligence-based classification of schizophrenia: A high density electroencephalographic and support vector machine study. *Indian Journal of Psychiatry*, 62(3), 273–282. https://doi.org/10.4103/psychiatry.IndianJPsychiatry_91_20
- Tuszynski, J. (2021). *caTools: Tools: Moving Window Statistics, GIF, Base64, ROC AUC, etc. R package version 1.18.2*. <https://cran.r-project.org/web/packages/caTools/index.html>
- Uluğ, B., & Öztürk, M. O. (2020). Psikoaktif Madde Kullanımına Bağlı Ruhsal Bozukluklar. İçinde *Ruh Sağlığı ve Bozukluklar* (16. baskı, ss. 511–555). Nobel Tıp Kitapevleri.
- Uyulan, C., Ergüzel, T. T., Unubol, H., Cebi, M., Sayar, G. H., Nezhad Asad, M., & Tarhan, N. (2021). Major Depressive Disorder Classification Based on Different Convolutional Neural Network Models: Deep Learning Approach. *Clinical EEG and Neuroscience*, 52(1), 38–51. <https://doi.org/10.1177/1550059420916634>
- Vapnik, V. N., & Chervonenkis, A. Y. (1964a). A Class of Algorithms for Pattern Recognition Learning. *Avtomatika i Telemekhanika*, 25(6), 937–945.
- Vapnik, V. N., & Chervonenkis, A. Y. (1964b). On a Perceptron Class. *Avtomatika i Telemekhanika*, 25(1), 112–120.
- Vawter, M. P., & Moon, E. A. (2013). Biomarkers, Clinical Relevance. İçinde *Encyclopedia of Systems Biology* (ss. 125–126). Springer New York. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-9863-7_212
- Venables, W. N., & Ripley, B. D. (2002). *Modern Applied Statistics with S* (4. baskı). Springer.
- Viviano, J. D., Buchanan, R. W., Calarco, N., Gold, J. M., Foussias, G., Bhagwat, N., Stefanik, L., Hawco, C., DeRosse, P., Argyelan, M., Turner, J., Chavez, S., Kochunov, P., Kingsley, P., Zhou, X., Malhotra, A. K., Voineskos, A. N., Carpenter, W., Zaranski, J., ... Green, M. (2018). Resting-State Connectivity Biomarkers of Cognitive Performance and Social Function in Individuals With Schizophrenia Spectrum Disorder and Healthy Control Subjects. *Biological Psychiatry*, 84(9), 665–674. <https://doi.org/10.1016/j.biopsych.2018.03.013>
- Wall, D. P., Kosmicki, J., DeLuca, T. F., Harstad, E., & Fusaro, V. A. (2012). Use of machine learning to shorten observation-based screening and diagnosis of autism. *Translational Psychiatry*, 2(4), e100–e100. <https://doi.org/10.1038/tp.2012.10>
- Walsh, C. G., Ribeiro, J. D., & Franklin, J. C. (2018). Predicting suicide attempts in adolescents with longitudinal clinical data and machine learning. *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, 59(12), 1261–1270. <https://doi.org/10.1111/jcpp.12916>
- Walss-Bass, C., Suchting, R., Olvera, R. L., & Williamson, D. E. (2018). Inflammatory Markers as Predictors of Depression and Anxiety in Adolescents: Statistical Model Building with

- Component-Wise Gradient Boosting. *Journal of affective disorders*, 234, 276–281. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2018.03.006>
- Walter, W. G., & Dovey, V. J. (1944). Electro-Encephalography In Cases of Sub-Cortical Tumour. *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*, 7(3–4), 57–65. <https://doi.org/10.1136/jnnp.7.3-4.57>
- Walter, W. Grey. (1936). The Location of Cerebral Tumours By Electro-Encephalography. *The Lancet*, 228(5893), 305–308. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(01\)05173-X](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(01)05173-X)
- Watt, J., Borhani, R., & Katsaggelos, A. (2020). *Machine Learning Refined: Foundations, Algorithms, and Applications* (2. baskı). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781108690935>
- Werbos, P. (1974). *Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences*. Harvard University.
- Wiecki, T. V, Poland, J., & Frank, M. J. (2015). Model-Based Cognitive Neuroscience Approaches to Computational Psychiatry: Clustering and Classification. *Clinical Psychological Science*, 3(3), 378–399. <https://doi.org/10.1177/2167702614565359>
- Witten, I., Frank, E., & Hall, M. (2011). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques* (3. baskı). Morgan Kaufman Publishers.
- World Health Organization. (2018). *International Classification of Diseases 11th Revision The global standard for diagnostic health information*. World Health Organization (WHO). <https://icd.who.int/browse11/l-m/en>
- Xie, M., Li, H., & Zhao, Y. (2020). Blockchain financial investment based on deep learning network algorithm. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 372, 112723. <https://doi.org/10.1016/j.cam.2020.112723>
- Yapraklı, T. Ş., & Erdal, H. (2016). Firma Başarısızlığı Tahminlemesi: Makine Öğrenmesine Dayalı Bir Uygulama. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 9(1), 21–31. <https://doi.org/10.17671/btd.21000>
- YÖK Ulusal Tez Merkezi. (2021, Haziran 5). *Ulusal Tez Merkezi | Anasayfa*. <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/tezSorguSonucYeni.jsp>
- Yoon, J. H., Nguyen, D. V, McVay, L. M., Deramo, P., Minzenberg, M. J., Ragland, J. D., Niendham, T., Solomon, M., & Carter, C. S. (2012). Automated classification of fMRI during cognitive control identifies more severely disorganized subjects with schizophrenia. *Schizophrenia Research*, 135(1–3), 28–33. <https://doi.org/10.1016/j.schres.2012.01.001>
- Zhang, L., Wang, Y., Niu, M., Wang, C., & Wang, Z. (2020). Machine learning for characterizing risk of type 2 diabetes mellitus in a rural Chinese population: the Henan Rural Cohort Study. *Scientific Reports*, 10(1), 4406. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-61123-x>

- Zhang, X., Hu, B., Zhou, L., Moore, P., & Chen, J. (2013). An EEG Based Pervasive Depression Detection for Females. İçinde Q. Zu, B. Hu, & A. Elçi (Ed.), *Joint International Conference on Pervasive Computing and the Networked World* (ss. 848–861). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-37015-1_74
- Zhao, K., & So, H.-C. (2019). Drug Repositioning for Schizophrenia and Depression/Anxiety Disorders: A Machine Learning Approach Leveraging Expression Data. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 23(3), 1304–1315. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2018.2856535>
- Zhao, S., Zhao, Q., Zhang, X., Peng, H., Yao, Z., Shen, J., Yao, Y., Jiang, H., & Hu, B. (2017). *Wearable EEG-Based Real-Time System for Depression Monitoring* (Y. Zeng, Y. He, J. H. Koteleski, M. Martone, B. Xu, H. Peng, & Q. Luo (ed.); ss. 190–201). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-70772-3_18
- Zhi, Y., Yang, T., & Fu, D. (2020). An improved deep forest model for forecast the outdoor atmospheric corrosion rate of low-alloy steels. *Journal of Materials Science & Technology*, 49, 202–210. <https://doi.org/10.1016/j.jmst.2020.01.044>
- Zilcha-Mano, S., Roose, S. P., Brown, P. J., & Rutherford, B. R. (2018). A Machine Learning Approach to Identifying Placebo Responders in Late-Life Depression Trials. *The American journal of geriatric psychiatry : official journal of the American Association for Geriatric Psychiatry*, 26(6), 669–677. <https://doi.org/10.1016/j.jagp.2018.01.001>

EKLER


www.uskudar.edu.tr

Altunizade Mahallesi Haluk Türksoy Sokak No:14 34662 Üsküdar/İSTANBUL
T: 0216 400 22 22 F: 0216 474 12 56 bilgi@uskudar.edu.tr

T.C.
ÜSKÜDAR ÜNİVERSİTESİ
GİRİŞİMSSEL OLMAYAN ARAŞTIRMALAR
ETİK KURULU BAŞKANLIĞI

SAYI: 61351342/HAZİRAN 2021-40

28/06/2021

Sayın Doç.Dr.Çiğdem EROL
İlkin Ecem EMRE

Üsküdar Üniversitesi Girişimsel Olmayan Araştırmalar Etik Kurulunun 25/04/2019 tarihinde yapılan 04 No.lu toplantısında onay alan “Psikiyatrik Hastalıklarda Pekileştirmeli Öğrenme Yöntemleri ile Hastalık Ayrıştırması” adlı araştırma projenizin isminin 28/06/2021 tarihinde yapılan 06 No.lu toplantısında “Psikiyatrik Hastalıkların Makine Öğrenmesi Yöntemleri ile Ayrıştırılması” olarak değıştirilmesinin etik açıdan uygun olduğuna karar verilmiştir.

Bilgilerinize rica ederim.

Doç. Dr. Cumhur TAŞ
Girişimsel Olmayan Araştırmalar Etik
Kurulu Başkanı

Detaylı tablolar:

Tablo 20’de ikili sınıflandırmadan elde edilen tüm modellere ait tüm sonuçlar verilmiştir. Bu tablo; Tablo 9, Tablo 10, Tablo 11’de sunulmuş olan sonuçların genişletilmiş versiyonunu içermektedir.

Tablo 20: İkili sınıflandırmada tüm modellere ait tüm sonuçlar.

	Algoritma	Normalizasyon yöntemi	Dengeleme yöntemi	Doğruluk	Duyarlılık	Belirleyicilik	Pozitif öngörü değeri, kesinlik	Negatif öngörü değeri	F-ölçütü	Dengeli doğruluk
1.	C5.0	dengelesiz	dengelesiz	0,953	1,000	0,647	0,948	1,000	0,973	0,824
2.	C5.0	z-score	dengelesiz	0,953	1,000	0,647	0,948	1,000	0,973	0,824
3.	C5.0	min-max	dengelesiz	0,953	1,000	0,647	0,948	1,000	0,973	0,824
4.	C5.0	log10	dengelesiz	0,961	1,000	0,706	0,957	1,000	0,978	0,853
5.	RF	dengelesiz	dengelesiz	0,961	1,000	0,706	0,957	1,000	0,978	0,853
6.	RF	z-score	dengelesiz	0,961	1,000	0,706	0,957	1,000	0,978	0,853
7.	RF	min-max	dengelesiz	0,961	1,000	0,706	0,957	1,000	0,978	0,853
8.	RF	log10	dengelesiz	0,961	1,000	0,706	0,957	1,000	0,978	0,853
9.	SVM_linear	dengelesiz	dengelesiz	0,937	0,991	0,588	0,940	0,909	0,965	0,790
10.	SVM_linear	z-score	dengelesiz	0,937	0,991	0,588	0,940	0,909	0,965	0,790
11.	SVM_linear	min-max	dengelesiz	0,937	0,991	0,588	0,940	0,909	0,965	0,790
12.	SVM_linear	log10	dengelesiz	0,969	0,982	0,882	0,982	0,882	0,982	0,932
13.	SVM_polynomial	dengelesiz	dengelesiz	0,945	0,973	0,765	0,964	0,813	0,968	0,869
14.	SVM_polynomial	z-score	dengelesiz	0,945	0,973	0,765	0,964	0,813	0,968	0,869
15.	SVM_polynomial	min-max	dengelesiz	0,945	0,973	0,765	0,964	0,813	0,968	0,869
16.	SVM_polynomial	log10	dengelesiz	0,976	1,000	0,824	0,973	1,000	0,987	0,912
17.	SVM_radial	dengelesiz	dengelesiz	0,898	1,000	0,235	0,894	1,000	0,944	0,618
18.	SVM_radial	z-score	dengelesiz	0,898	1,000	0,235	0,894	1,000	0,944	0,618
19.	SVM_radial	min-max	dengelesiz	0,898	1,000	0,235	0,894	1,000	0,944	0,618
20.	SVM_radial	log10	dengelesiz	0,969	1,000	0,765	0,965	1,000	0,982	0,882
21.	NNET	dengelesiz	dengelesiz	0,961	0,973	0,882	0,982	0,833	0,977	0,928

	Algoritma	Normalizasyon yöntemi	Dengeleme yöntemi	Doğruluk	Duyarluluk	Belirleyicilik	Pozitif öngörü değeri, kesinlik	Negatif öngörü değeri	F-ölçütü	Dengeli doğruluk
22.	NNET	z-score	dengesiz	0,961	0,982	0,824	0,973	0,875	0,977	0,903
23.	NNET	min-max	dengesiz	0,945	0,982	0,706	0,956	0,857	0,969	0,844
24.	NNET	log10	dengesiz	0,984	1,000	0,882	0,982	1,000	0,991	0,941
25.	MLP	dengesiz	dengesiz	0,953	0,964	0,882	0,981	0,789	0,972	0,923
26.	MLP	z-score	dengesiz	0,945	1,000	0,588	0,940	1,000	0,969	0,794
27.	MLP	min-max	dengesiz	0,945	0,991	0,647	0,948	0,917	0,969	0,819
28.	MLP	log10	dengesiz	0,969	0,982	0,882	0,982	0,882	0,982	0,932
29.	PCANNET	dengesiz	dengesiz	0,921	0,936	0,824	0,972	0,667	0,954	0,880
30.	PCANNET	z-score	dengesiz	0,921	0,936	0,824	0,972	0,667	0,954	0,880
31.	PCANNET	min-max	dengesiz	0,921	0,936	0,824	0,972	0,667	0,954	0,880
32.	PCANNET	log10	dengesiz	0,976	1,000	0,824	0,973	1,000	0,987	0,912
33.	C5.0	dengesiz	undersampling	0,937	0,955	0,824	0,972	0,737	0,963	0,889
34.	C5.0	z-score	undersampling	0,937	0,955	0,824	0,972	0,737	0,963	0,889
35.	C5.0	min-max	undersampling	0,937	0,955	0,824	0,972	0,737	0,963	0,889
36.	C5.0	log10	undersampling	0,906	0,918	0,824	0,971	0,609	0,944	0,871
37.	RF	dengesiz	undersampling	0,921	0,936	0,824	0,972	0,667	0,954	0,880
38.	RF	z-score	undersampling	0,921	0,936	0,824	0,972	0,667	0,954	0,880
39.	RF	min-max	undersampling	0,921	0,936	0,824	0,972	0,667	0,954	0,880
40.	RF	log10	undersampling	0,913	0,918	0,882	0,981	0,625	0,948	0,900
41.	SVM_linear	dengesiz	undersampling	0,835	0,827	0,882	0,978	0,441	0,897	0,855
42.	SVM_linear	z-score	undersampling	0,835	0,827	0,882	0,978	0,441	0,897	0,855
43.	SVM_linear	min-max	undersampling	0,835	0,827	0,882	0,978	0,441	0,897	0,855
44.	SVM_linear	log10	undersampling	0,953	0,955	0,941	0,991	0,762	0,972	0,948
45.	SVM_polynomial	dengesiz	undersampling	0,874	0,864	0,941	0,990	0,516	0,922	0,902
46.	SVM_polynomial	z-score	undersampling	0,874	0,864	0,941	0,990	0,516	0,922	0,902
47.	SVM_polynomial	min-max	undersampling	0,874	0,864	0,941	0,990	0,516	0,922	0,902
48.	SVM_polynomial	log10	undersampling	0,961	0,964	0,941	0,991	0,800	0,977	0,952
49.	SVM_radial	dengesiz	undersampling	0,819	0,818	0,824	0,968	0,412	0,887	0,821
50.	SVM_radial	z-score	undersampling	0,819	0,818	0,824	0,968	0,412	0,887	0,821
51.	SVM_radial	min-max	undersampling	0,819	0,818	0,824	0,968	0,412	0,887	0,821
52.	SVM_radial	log10	undersampling	0,945	0,955	0,882	0,981	0,750	0,968	0,918

	Algoritma	Normalizasyon yöntemi	Dengeleme yöntemi	Doğruluk	Duyarluluk	Belirleyicilik	Pozitif öngörü değeri, kesinlik	Negatif öngörü değeri	F-ölçütü	Dengeli doğruluk
53.	NNET	dengelesiz	undersampling	0,858	0,845	0,941	0,989	0,485	0,912	0,893
54.	NNET	z-score	undersampling	0,866	0,855	0,941	0,989	0,500	0,917	0,898
55.	NNET	min-max	undersampling	0,882	0,873	0,941	0,990	0,533	0,928	0,907
56.	NNET	log10	undersampling	0,929	0,927	0,941	0,990	0,667	0,958	0,934
57.	MLP	dengelesiz	undersampling	0,858	0,855	0,882	0,979	0,484	0,913	0,868
58.	MLP	z-score	undersampling	0,858	0,845	0,941	0,989	0,485	0,912	0,893
59.	MLP	min-max	undersampling	0,858	0,845	0,941	0,989	0,485	0,912	0,893
60.	MLP	log10	undersampling	0,913	0,918	0,882	0,981	0,625	0,948	0,900
61.	PCANNET	dengelesiz	undersampling	0,882	0,873	0,941	0,990	0,533	0,928	0,907
62.	PCANNET	z-score	undersampling	0,921	0,918	0,941	0,990	0,640	0,953	0,930
63.	PCANNET	min-max	undersampling	0,898	0,891	0,941	0,990	0,571	0,938	0,916
64.	PCANNET	log10	undersampling	0,945	0,945	0,941	0,990	0,727	0,967	0,943
65.	C5.0	dengelesiz	oversampling	0,953	0,982	0,765	0,964	0,867	0,973	0,873
66.	C5.0	z-score	oversampling	0,969	1,000	0,765	0,965	1,000	0,982	0,882
67.	C5.0	min-max	oversampling	0,969	1,000	0,765	0,965	1,000	0,982	0,882
68.	C5.0	log10	oversampling	0,953	0,991	0,706	0,956	0,923	0,973	0,848
69.	RF	dengelesiz	oversampling	0,937	0,973	0,706	0,955	0,800	0,964	0,839
70.	RF	z-score	oversampling	0,945	0,982	0,706	0,956	0,857	0,969	0,844
71.	RF	min-max	oversampling	0,945	0,982	0,706	0,956	0,857	0,969	0,844
72.	RF	log10	oversampling	0,937	0,982	0,647	0,947	0,846	0,964	0,814
73.	SVM_linear	dengelesiz	oversampling	0,898	0,900	0,882	0,980	0,577	0,938	0,891
74.	SVM_linear	z-score	oversampling	0,898	0,900	0,882	0,980	0,577	0,938	0,891
75.	SVM_linear	min-max	oversampling	0,898	0,900	0,882	0,980	0,577	0,938	0,891
76.	SVM_linear	log10	oversampling	0,961	0,973	0,882	0,982	0,833	0,977	0,928
77.	SVM_polynomial	dengelesiz	oversampling	0,945	0,964	0,824	0,972	0,778	0,968	0,894
78.	SVM_polynomial	z-score	oversampling	0,929	0,955	0,765	0,963	0,722	0,959	0,860
79.	SVM_polynomial	min-max	oversampling	0,929	0,955	0,765	0,963	0,722	0,959	0,860
80.	SVM_polynomial	log10	oversampling	0,984	0,991	0,941	0,991	0,941	0,991	0,966
81.	SVM_radial	dengelesiz	oversampling	0,890	0,909	0,765	0,962	0,565	0,935	0,837
82.	SVM_radial	z-score	oversampling	0,890	0,909	0,765	0,962	0,565	0,935	0,837
83.	SVM_radial	min-max	oversampling	0,890	0,909	0,765	0,962	0,565	0,935	0,837

	Algoritma	Normalizasyon yöntemi	Dengeleme yöntemi	Doğruluk	Duyarluluk	Belirleyicilik	Pozitif öngörü değeri, kesinlik	Negatif öngörü değeri	F-ölçütü	Dengeli doğruluk
84.	SVM_radial	log10	oversampling	0,984	0,991	0,941	0,991	0,941	0,991	0,966
85.	NNET	dengelesiz	oversampling	0,976	0,973	1,000	1,000	0,850	0,986	0,986
86.	NNET	z-score	oversampling	0,953	0,982	0,765	0,964	0,867	0,973	0,873
87.	NNET	min-max	oversampling	0,976	0,991	0,882	0,982	0,938	0,986	0,937
88.	NNET	log10	oversampling	0,961	0,973	0,882	0,982	0,833	0,977	0,928
89.	MLP	dengelesiz	oversampling	0,898	0,991	0,294	0,901	0,833	0,944	0,643
90.	MLP	z-score	oversampling	0,913	0,918	0,882	0,981	0,625	0,948	0,900
91.	MLP	min-max	oversampling	0,913	0,918	0,882	0,981	0,625	0,948	0,900
92.	MLP	log10	oversampling	0,984	0,991	0,941	0,991	0,941	0,991	0,966
93.	PCANNET	dengelesiz	oversampling	0,929	0,927	0,941	0,990	0,667	0,958	0,934
94.	PCANNET	z-score	oversampling	0,913	0,909	0,941	0,990	0,615	0,948	0,925
95.	PCANNET	min-max	oversampling	0,913	0,909	0,941	0,990	0,615	0,948	0,925
96.	PCANNET	log10	oversampling	0,984	0,991	0,941	0,991	0,941	0,991	0,966

Tablo 21’de çok sınıflı sınıflandırmadan elde edilen Tablo 13, Tablo 15, Tablo 17 sunulmuş olan sonuçların genişletilmiş versiyonunu içermektedir.

Tablo 21: Çok sınıflı sınıflandırmada en yüksek F-ölçütü ve dengeli doğruluk veren modellere ait tüm sonuçlar.

	Algoritma: hastalık kategorisi	Normalizasyon yöntemi	Dengeleme yöntemi	Duyarlılık	Belirleyicilik	Pozitif öngörü değeri, kesinlik	Negatif öngörü değeri	F-ölçütü	Dengeli doğruluk
1.	RF: depresyon	normalizasyonsuz	dengesiz	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
2.	RF: depresyon	z-score	dengesiz	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
3.	RF: depresyon	min-max	dengesiz	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
4.	RF: depresyon	log10	dengesiz	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
5.	SVMlinear: DEHB	log10	dengesiz	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
6.	SVMpoly: DEHB	normalizasyonsuz	dengesiz	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
7.	SVMpoly: DEHB	z-score	dengesiz	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
8.	SVMpoly: DEHB	min-max	dengesiz	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
9.	SVMpoly: DEHB	log10	dengesiz	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
10.	SVMradial: DEHB	normalizasyonsuz	dengesiz	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
11.	SVMradial: DEHB	z-score	dengesiz	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
12.	SVMradial: DEHB	min-max	dengesiz	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
13.	SVMradial: DEHB	log10	dengesiz	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
14.	SVMradial: depresyon	log10	dengesiz	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
15.	SVMradial: sizofreni	log10	dengesiz	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
16.	MLP: DEHB	min-max	dengesiz	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
17.	MLP: DEHB	log10	dengesiz	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
18.	PCANNET: DEHB	normalizasyonsuz	dengesiz	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
19.	PCANNET: DEHB	z-score	dengesiz	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
20.	PCANNET: DEHB	min-max	dengesiz	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
21.	SVMlinear: DEHB	log10	undersampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
22.	SVMpoly: DEHB	normalizasyonsuz	undersampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
23.	SVMpoly: DEHB	z-score	undersampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000

24.	SVMpoly: DEHB	min-max	undersampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
25.	SVMpoly: DEHB	log10	undersampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
26.	NNET: DEHB	z-score	undersampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
27.	MLP: DEHB	z-score	undersampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
28.	PCANNET: şizofreni	log10	undersampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
29.	C5.0: depresyon	normalizasyonsuz	oversampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
30.	C5.0: depresyon	z-score	oversampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
31.	C5.0: depresyon	min-max	oversampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
32.	RF: DEHB	log10	oversampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
33.	SVM_linear: DEHB	normalizasyonsuz	oversampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
34.	SVM_linear: DEHB	z-score	oversampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
35.	SVM_linear: DEHB	min-max	oversampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
36.	SVM_linear: DEHB	log10	oversampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
37.	SVM_polynomial: DEHB	normalizasyonsuz	oversampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
38.	SVM_polynomial: DEHB	z-score	oversampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
39.	SVM_polynomial: DEHB	min-max	oversampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
40.	SVM_radial: DEHB	normalizasyonsuz	oversampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
41.	SVM_radial: DEHB	z-score	oversampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
42.	SVM_radial: DEHB	min-max	oversampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
43.	SVM_radial: DEHB	log10	oversampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
44.	SVM_radial: depresyon	log10	oversampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
45.	MLP: DEHB	normalizasyonsuz	oversampling	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler	
Adı Soyadı	İlkim Ecem EMRE
Doğum Yeri	-
Doğum Tarihi	-
Uyruğu	☐ T.C. ☐ Diğer:
Telefon	-
E-Posta Adresi	-
Web Adresi	-

Eğitim Bilgileri	
Lisans	
Üniversite	Marmara Üniversitesi
Fakülte	İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi
Bölümü	İşletme Enformatiği-Almanca
Mezuniyet Yılı	2015

Yüksek Lisans	
Üniversite	İstanbul Üniversitesi
Enstitü Adı	Fen Bilimleri Enstitüsü
Anabilim Dalı	Enformatik Anabilim dalı
Programı	Enformatik Programı

Doktora	
Üniversite	İstanbul Üniversitesi
Enstitü Adı	Fen Bilimleri Enstitüsü
Anabilim Dalı	Enformatik Anabilim Dalı
Programı	Enformatik Programı

Makale ve Bildiriler
<u>SCI, SSCI ve AHCI İndekslerine Giren Dergilerde Yayımlanan Makaleler</u> • The analysis of the effects of acute rheumatic fever in childhood on cardiac disease with data mining EMRE İ. E. , EROL N., AYHAN Y. İ. , ÖZKAN Y., EROL Ç. INTERNATIONAL JOURNAL OF MEDICAL INFORMATICS, cilt.123, ss.68-75, 2019 (SCI İndekslerine Giren Dergi)

Diğer Dergilerde Yayımlanan Makaleler

- **Psikiyatride Makine Öğrenmesi Yöntemlerinin Kullanımı**

EMRE İ. E. , TAŞ C., EROL Ç.

Psikiyatride Güncel Yaklaşımlar, cilt.13, sa.2, ss.332-353, 2021 (Diğer Kurumların Hakemli Dergileri)

- **Sosyal Medya Kullanımının Kişiler Üzerindeki Etkilerinin İncelenmesi**

KIRAN S., KÜÇÜKBOSTANCI H., EMRE İ. E.

Bilişim Teknolojileri Dergisi, cilt.13, sa.4, ss.435-441, 2020 (Diğer Kurumların Hakemli Dergileri)

- **Instagram'daki Influencer'ların Takipçiler Üzerindeki Etkisi**

KIRAN S., YILMAZ C., EMRE İ. E.

Uluslararası Yönetim Bilişim Sistemleri ve Bilgisayar Bilimleri Dergisi, cilt.3, sa.2, ss.100-111, 2019 (Diğer Kurumların Hakemli Dergileri)

- **Eğitim Amaçlı Sanal Gerçeklik Uygulamalarında Kullanılan Cihazların Daldırma Açısından İncelenmesi**

EMRE İ. E. , SELÇUK M., BUDAK V. Ö. , BÜTÜN M., ŞİMŞEK İ.

Bilişim Teknolojileri Dergisi, cilt.12, ss.119-129, 2019 (Diğer Kurumların Hakemli Dergileri)

- **Eğitimde Sanal Gerçeklik Uygulamalarında Geliştirilen Yazılımlar ve Kullanılan Platformlar**

BÜTÜN M., BUDAK V. Ö. , SELÇUK M., EMRE İ. E. , ŞİMŞEK İ.

Eğitim Teknolojisi Kuram ve Uygulama, cilt.9, ss.251-275, 2019 (Diğer Kurumların Hakemli Dergileri)

- **Örgün ve Uzaktan Eğitim Öğrencileri için Kullanılabilirlik Araştırması: Marmara Üniversitesi Web Sitesi Örneği**

EMRE İ. E. , AKADAL E., GÜLSEÇEN S.

Uluslararası Yönetim Bilişim Sistemleri ve Bilgisayar Bilimleri Dergisi, cilt.2, ss.12-22, 2018 (Diğer Kurumların Hakemli Dergileri)

- **Analysis of the Incidence and Predictive Factors of Chronic Postoperative Pain in Adult Population**

SUTAŞ BOZKURT A. P. , ÖZEN Z., KARTAL E., EMRE İ. E. , EROL Ç., KOÇOĞLU F. Ö. , Güngör G., GÜNEYLİ C., BAŞARANOĞLU G., ÜNLÜSOY E. Ö. , et al.

The Journal of Tepecik Education and Research Hospital, cilt.28, ss.89-94, 2018 (Diğer Kurumların Hakemli Dergileri)

- **Veri Analizinde İstatistik mi Veri Madenciliği mi?**

EMRE İ. E. , EROL Ç.

Bilişim Teknolojileri Dergisi, cilt.10, ss.161-167, 2017 (Diğer Kurumların Hakemli Dergileri)

- **A Case Study on Improving E-Learning Services Using Google Analytics in Turkey**

ÖZEN Z., KARTAL E., EMRE İ. E.

INTERNATIONAL JOURNAL OF E-ADOPTION, cilt.9, ss.26-37, 2017 (Diğer Kurumların Hakemli Dergileri)

- **Observation of Success Status of Employees in E-Learning Courses in Organizations with Data Mining**

KOÇOĞLU F. Ö. , EMRE İ. E. , EROL Ç.

INTERNATIONAL JOURNAL OF E-ADOPTION, cilt.9, ss.38-49, 2017 (Diğer Kurumların Hakemli Dergileri)

- **Fen Bilimleri ve Sosyal Bilimler Alanlarındaki Öğrencilerin Eğitimde Bilgi Teknolojilerine Bakış Açısı: İstanbul Üniversitesi İncelemesi**

EMRE İ. E. , KARTAL E., GÜLSEÇEN S.

Hasan Ali Yücel Eğitim Fakültesi Dergisi, cilt.13, ss.1-15, 2016 (Diğer Kurumların Hakemli Dergileri)

- **Abstract PR285: Older Age Is Related with Higher Pcp in Adult Patient Population in Turkey- Preliminary Report**

SUTAŞ BOZKURT A. P. , ÖZEN Z., KOÇOĞLU F. Ö. , KARTAL E., EMRE İ. E. , EROL Ç., GÜLSEÇEN S.

Anesthesia And Analgesia, cilt.123, ss.368, 2016 (Diğer Kurumların Hakemli Dergileri)

Bildiriler

- **Psikiyatrik Hastalıkların Kümeleme Algoritmaları ile Tespiti**

EMRE İ. E. , TAŞ C., EROL Ç.

7.International Management Information Systems Conference (IMISC2020) - 7.Uluslararası Yönetim Bilişim Sistemleri Konferansı, İzmir, Türkiye, 9 - 11 Aralık 2020

- **E-Ticaret Sitelerinden Alışveriş Yapan Kullanıcıların Davranışlarının İncelenmesi**

KIRAN S., ALAN B., EMRE İ. E.

7.International Management Information Systems Conference (IMISC2020) - 7.Uluslararası Yönetim Bilişim Sistemleri Konferansı, İzmir, Türkiye, 9 - 11 Aralık 2020

- **Türkiye’deki Yönetim Bilişim Sistemleri ve İşletme Enformatiği Bölümlerinin İncelenmesi**

EMRE İ. E. , KIRAN S., TATLI E.

6.International Management Information Systems Conference (IMISC2019) - 6.Uluslararası Yönetim Bilişim Sistemleri Konferansı, İstanbul, Türkiye, 9 - 12 Ekim 2019, ss.419-430

- **Web Sayfalarının Yüklenme Performansları Üzerine Bir İnceleme**

Budak V. Ö. , Emre İ. E.

13. İstanbul Bilişim Kongresi “Verinin Evrimi: Ticaretin Devrimi”, İstanbul, Türkiye, 05 Aralık 2019, ss.14

- **Veri Madenciliğinde Veri Kümeleri Dengeleme Yöntemlerinin Sınıflandırma Modeli Performansı Üzerindeki Etkileri: Sağlık Alanında Bir Uygulama**

EMRE İ. E. , EROL N., ÖZKAN Y., AYHAN Y. İ. , EROL Ç.

International Conference on Data Science and Applications (ICONDATA2018), Yalova, Türkiye, 4 - 07 Ekim 2018, ss.619-634

- **Classification of Mammography Images by Machine Learning Techniques**
BEKTAŞ B., EMRE İ. E. , KARTAL E., GÜLSEÇEN S.
3rd International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK2018), Saraybosna, Bosna-Hersek, 20 - 23 Eylül 2018, ss.580-585
- **Informatics Solutions in Health: Developing Web Interface for Acute Rheumatic Fever**
EMRE İ. E. , EROL N., ÖZKAN Y., AYHAN Y. İ. , EROL Ç.
1st International Symposium on Graduate Research in ScienceFocus on Entrepreneurship and Innovation (ISGRS2018), İstanbul, Türkiye, 4 - 06 Ekim 2018, ss.5
- **Metin Madenciliği ile Türkçe Bir Dergi Öneri Sisteminin Geliştirilmesi**
KARTAL E., EMRE İ. E. , ÖZEN Z.
Akademik Bilişim Konferansı, Karabük, Türkiye, 31 Ocak - 02 Şubat 2018, ss.27-31
- **Eğitim Amaçlı Sanal Gerçeklik Uygulamalarında Kullanılan Cihazların Daldırma Açısından İncelenmesi**
BÜTÜN M., SELÇUK M., BUDAK V. Ö. , EMRE İ. E. , ŞİMŞEK İ.
4.Uluslararası Eğitim Bilimleri Sempozyumu, Alanya, Türkiye, 3 - 05 Mayıs 2018, ss.56
- **Eğitimde Sanal Gerçeklik Uygulamalarının Geliştirilen Yazılımlar ve Platformlar Açısından İncelenmesi**
EMRE İ. E. , BÜTÜN M., BUDAK V. Ö. , SELÇUK M., ŞİMŞEK İ.
27. Uluslararası Eğitim Bilimleri Kongresi, Antalya, Türkiye, 19 - 22 Nisan 2018
- **Predicting E-Learning Readiness of Learners with Data Mining Techniques**
ÖZEN Z., KARTAL E., EMRE İ. E. , GÜLSEÇEN S., SHARMA S. K.
The International Educational Technology Conference (IETC) 2017, Cambridge, Kanada, 16 - 18 Ağustos 2017, cilt.2, ss.120
- **A Case Study on Improving E-Learning Services Using Google Analytics in Turkey**
ÖZEN Z., KARTAL E., EMRE İ. E.
6th International Conference on 'Innovations in Learning for the Future' 2016: Next Generation, 24 - 26 Ekim 2016, ss.73
- **Observation of Success in e-Learning with Data Mining Methods**
KOÇOĞLU F. Ö. , EMRE İ. E. , EROL Ç.
6th International Conference on 'Innovations in Learning for the Future' 2016: Next Generation, İstanbul, Türkiye, 24 - 26 Ekim 2016, ss.75