

**YAPAY ZEKÂ KULLANARAK MİNNESOTA ÇOK YÖNLÜ
KİŞİLİK ENVANTERİ (MMPI) TESTİNİN YORUMLANMASI**

ÖZGE ÜSTÜNER

TEMMUZ 2024

DİYARBAKIR

DİCLE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**YAPAY ZEKÂ KULLANARAK MİNNESOTA ÇOK YÖNLÜ
KİŞİLİK ENVANTERİ (MMPI) TESTİNİN YORUMLANMASI**

ÖZGE ÜSTÜNER

DİCLE ÜNİVERSİTESİ LİSANSÜSTÜ EĞİTİM-ÖĞRETİM VE SINAV
YÖNETMELİĞİNİN BİR PARÇASI OLARAK
ELEKTRİK ELEKRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANA BİLİM DALINDA
YÜKSEK LİSANS TEZİ
OLARAK HAZIRLANMIŞTIR

TEMMUZ 2024

DİYARBAKIR

**YAPAY ZEKÂ KULLANARAK MİNNESOTA ÇOK YÖNLÜ KİŞİLİK
ENVANTERİ (MMPI) TESTİNİN YORUMLANMASI**

Özge ÜSTÜNER tarafından Dicle Üniversitesi Lisansüstü Eğitim-Öğretim ve Sınav Yönetmeliği'nin bir parçası olarak hazırlanan bu çalışma, aşağıda bilgileri yazılı jüri üyeleri tarafından değerlendirilerek **Elektrik Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı**'nda **Yüksek Lisans Tezi** olarak kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Neslihan DALKILIÇ
Müdür, **Fen Bilimleri Enstitüsü**

Doç. Dr. Cafer BUDAK
Danışman, **Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü,**
Dicle Üniversitesi

Sınav Jürisi:

Doç. Dr. Emrullah ACAR (*)
Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, Batman Üniversitesi

Doç. Dr. Cafer BUDAK (**)
Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, Dicle Üniversitesi

Doç. Dr. M. Ali ARSERİM
Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, Dicle Üniversitesi

ONAY

Savunma Tarihi: 03 / 07 / 2024

(*) Jüri Başkanı.

(**) Tez Danışmanı.

Dicle Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırlanan bu tez çalışmasında yer alan tüm bilgilerin akademik kurallara ve etik ilkelere uygun olarak elde edildiğini ve sunulduğunu beyan ederim. Ayrıca, bahse konu bu kural ve ilkelerin gerektirdiği üzere, bu çalışmada özgün olmayan tüm bilimsel içerikleri kurallara uygun biçimde alıntılıyıp kaynak gösterdiğimi beyan ederim. Beyanıyla çelişen herhangi bir delil bulunduğu takdirde tüm sorumluluğu üstleneceğimi kabul ederim.

Ad, Soyad: Özge ÜSTÜNER

İmza:

TEŞEKKÜR

Öncelikle danışmanım Doç. Dr. Cafer BUDAK'a çalışmanın daha fikir aşamasından, örnekleme, deney setlerini oluşturma, analizlerin yorumlanması ve tez taslağındaki düzeltmeler konularına kadar gösterdikleri destek ve sabırdan dolayı teşekkür ederim. Jüri üyelerime de bu tezin daha nitelikli bir hale gelmesi için yaptıkları eleştiri ve önerileri için teşekkür ederim.

Tezin her aşamasındaki yardımları ve yol göstericiliğı için Psikolog Rezak KÜÇÜKKAYA'ya çok teşekkür ederim.



İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR.....	iv
İÇİNDEKİLER	v
ŞEKİLLER LİSTESİ	vii
TABLolar LİSTESİ.....	viii
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ	ix
ÖZET.....	x
ABSTRACT.....	xi
1. GİRİŞ	1
2. YAPAY ZEKA.....	5
2.1 Makine Öğrenmesi	5
2.1.1 Makine öğrenmesinde CRISP-DM metodolojisi	6
2.1.2 Makine öğrenmesi türleri	8
2.2 Derin Öğrenme	12
3. MİNNESOTA ÇOK YÖNLÜ KİŞİLİK ENVANTERİ TESTİ	14
3.1 Geçerlilik Alt Testleri.....	16
3.1.1 Bilmiyorum - bir şey diyemem alt testi.....	16
3.1.2 L- yalan (lie) alt testi	16
3.1.3 F- sıklık ya da nadirlik (frequency) alt testi	17
3.1.4 K-Düzelme (correction) alt testi	18
3.1.5 Geçerlilik alt testlerinde sık rastlanan konfigürasyonlar.....	19
3.2 Klinik Alt Testler.....	27
3.2.1 Hipokondriazis (Hs).....	27
3.2.2 Depresyon (D).....	27
3.2.3 Histeri (Hy)	27
3.2.4 Psikopatik sapma (Pd).....	27
3.2.5 Kadınlık-erkeklik (Mf).....	28

3.2.6 Paranoya (Pa)	28
3.2.7 Psikasteniy (Pt)	28
3.2.8 Şizofreniy (Sc)	28
3.2.9 Hipomani (Ma).....	28
3.2.10 Sosyal içe dönüklük (Si)	28
3.3 Yükselmeler.....	28
3.3.1 12/21 yükselmesi (hipokondriazis-hs/ depresyon-d)	29
3.3.2 270 yükselmesi (depresyon-d/ psikasteniy-pt/ sosyal içedönüklük- si).....	29
3.3.3 1237 yükselmesi (hipokondriazis/ depresyon /histeriy / psikasteniy).....	29
4. METARYAL VE METOD	31
4.1 Veriy Setinin Oluşturulması.....	31
4.2 Makine Öğrenmesi :Karar Ağacı ve Rastgele Orman Yöntemi.....	32
4.2.1 Performans parametreleri	35
4.3 Makine Öğrenmesi ile MMPI Testinin Yorumlanması İçin Önerilen Mimari.36	
4.4 Deneysel Sonuçlar Ve Tartışma.....	37
4.4.1 Tartışma.....	41
5. SONUÇ	43
KAYNAKLAR	44
ÖZGEÇMİŞ	47

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 2.1 Yapay zeka, makine öğrenmesi ve derin öğrenme	5
Şekil 2.2 Klasik programlama ve makine öğrenmesi.....	6
Şekil 2.3 CRISP-DM Akış şeması	7
Şekil 2.4 Makine öğrenmesi türleri.....	9
Şekil 3.1 MMPI testi önerme ve soru örnekleri.....	15
Şekil 3.2 MMPI testi cevap kağıdı örneği.....	16
Şekil 3.3 Konfigürasyon 1	19
Şekil 3.4 Konfigürasyon 2	19
Şekil 3.5 Konfigürasyon 3	20
Şekil 3.6 Konfigürasyon 4	21
Şekil 3.7 Konfigürasyon 5	22
Şekil 3.9 Konfigürasyon 7	22
Şekil 3.10 Konfigürasyon 8	23
Şekil 3.11 Konfigürasyon 9	23
Şekil 3.12 Konfigürasyon 10	24
Şekil 3.13 Konfigürasyon 11	24
Şekil 3.14 Konfigürasyon 12	25
Şekil 3.15 Konfigürasyon 13	25
Şekil 3.16 Konfigürasyon 14	26
Şekil 3.17 Konfigürasyon 15	26
Şekil 4.1 Karar ağacı ve rastgele orman diyagramı	33
Şekil 4.2 Çapraz doğrulama (cross validation) iş-akış şeması.....	35
Şekil 4.3 Makine Öğrenmesi ile MMPI Testi Yorumlanması İçin Önerilen Mimari.36	
Şekil 4.4 Geçerlilik alt testi değerlendirmesine ait karmaşıklık matrisi	37

TABLULAR LİSTESİ

Tablo 3.1 MMP1 testi alt testleri	14
Tablo 4.1 Konfigürasyonlara göre oluşturulmuş yapay veri örnekleri.	31
Tablo 4.2 Yükselme tiplerine göre oluşturulmuş yapay veri örnekleri.....	32
Tablo 4.3 Sınıflandırma rapor sonuçları.	38



SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

Simge	Açıklama
?	Bir şey diyemem alt testi
<i>L</i>	Yalan alt testi
<i>F</i>	Sıklık alt testi
<i>K</i>	Düzeltilme alt testi
<i>Hs</i>	Hipokondriasiz klinik alt testi
<i>D</i>	Depresyon klinik alt testi
<i>Hy</i>	Histeri alt testi
<i>Pd</i>	Psikopatik Sapma klinik alt testi
<i>Mf</i>	Kadınlık-Erkeklik klinik alt testi
<i>Pa</i>	Paranoya klinik alt testi
<i>Pt</i>	Psikasteni klinik alt testi
<i>Sc</i>	Şizofreni klinik alt testi
<i>Ma</i>	Hipomani klinik alt testi
<i>Si</i>	Sosyal içe dönüklük klinik alt testi
<i>y</i>	Çıktı değişkeni
<i>xn</i>	Giriş değişkeni
<i>w0</i>	Sapma terimi
<i>wn</i>	Regresyon katsayıları
<i>E</i>	Entropi
<i>P(ci)</i>	İ sınıfının olasılığı
<i>IG(p)</i>	Gini impurity değeri
<i>pi</i>	İ sınıfına ait örneklerin oranı
<i>TP</i>	Doğru pozitif değeri
<i>TN</i>	Doğru negatif değeri
<i>FP</i>	Yanlış pozitif değeri
<i>FN</i>	Yanlış negatif değeri

ÖZET

YAPAY ZEKÂ KULLANARAK MİNNESOTA ÇOK YÖNLÜ KİŞİLİK ENVANTERİ (MMPI) TESTİNİN YORUMLANMASI

ÜSTÜNER, Özge

Yüksek Lisans, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü

Danışman: Doç. Dr.Cafer BUDAK

Temmuz 2024, 59 sayfa

Minnesota Çok Yönlü Kişilik Envanteri (Minnesota Multiphasic Personality Inventory - MMPI), kişilik özelliklerini değerlendirmek amacıyla dünyada en yaygın kullanılan psikolojik testtir. MMPI, ülkemizde de klinik değerlendirmelerde ve araştırmalarda, psikolojik raporlamalarda ve personel seçme-yerleştirme de kullanılan standart bir testtir. Genellikle psikolojik bozuklukların tanısını koymak, kişilik özelliklerini değerlendirmek, davranış sorunlarını anlamak ve tedavi planlamasına yardımcı olmak amacıyla kullanılır. Değerlendirme süreci, test sonuçlarının bir profil oluşturmasıyla başlar. Profil, kişinin farklı özelliklerini ve olası psikolojik durumlarını gösteren bir grafik veya tablo şeklinde sunulur. 566 test sorusundan oluşan bu testin cevaplarının tek tek işlenmesi oldukça zaman almakta, konuda uzman ve eğitimle yetkilendirilmiş kişilerin okuma ve işleme sürecini gerektirmektedir. Mahremiyeti korumak ve değerlendirmenin sağlıklı olması için, değerlendirme sadece eğitimli kişiler tarafından yapılabilir; ancak bu uygulama, testin uygulanabileceği kitleyi sınırlar, bu nedenle testin değerlendirmesini yapacak kullanıcı için bir yapay zekâ programına ihtiyaç duyulur. Bu çalışmada psikopatolojik sonuçların sınıflandırılması için makine öğrenmesi yöntemlerinden rastgele orman yöntemi kullanılmıştır. Testin tüm olası sonuçları içeren 153 sınıf için 10'ar yapay veri üretilerek 1530 veriden oluşan veri seti elde edilmiştir. Veri setinin %70'i ile eğitim gerçekleştirilmiş, %30'u ile gerçekleştirilen test ile 0.99 doğruluk oranı elde edilmiştir. Çalışmanın sonucunda, bireylerin psikolojik sorunlarını fark edip uzman yardımına ihtiyaçlarını belirleyebilecekleri; testin daha geniş bir kitleye ulaşmasıyla, kendini tanıyan bireyler arasında daha etkili bir iletişim sağlanabileceği öngörülmektedir.

Anahtar Kelimeler: Yapay zeka, psikoloji, MMPI, makine öğrenmesi, rastgele orman

ABSTRACT

INTERPRETATION OF THE MINNESOTA MULTIDIMENSIONAL PERSONALITY INVENTORY (MMPI) TEST USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

ÜSTÜNER, Özge

Master of Science in Department of Electrical and Electronics Engineering

Supervisor: Assoc. Dr. Cafer BUDAK

July 2024, 59 pages

The Minnesota Multiphasic Personality Inventory (MMPI) is the most widely used psychological test in the world to assess personality traits. MMPI is also a standard test used in clinical evaluations and research, psychological reporting and personnel selection and placement in Turkey. It is generally used to diagnose psychological disorders, assess personality traits, understand behavioral problems and assist in treatment planning. The assessment process begins with the test results forming a profile. The profile is presented in the form of a graph or table showing the different characteristics and possible psychological states of the person. Consisting of 566 test questions, the individual processing of the answers is time-consuming and requires reading and processing by trained and authorized people who are experts in the field. To protect privacy and to ensure that the assessment is healthy, the assessment can only be done by trained people; however, this practice limits the audience to which the test can be applied, so an artificial intelligence program is needed for the user to evaluate the test. In this study, random forest method, one of the machine learning methods, was used to classify psychopathological outcomes. A data set consisting of 1530 data was obtained by generating 10 artificial data for 153 classes containing all possible results of the test. Training was performed with 70% of the data set and an accuracy rate of 0.99 was obtained with 30% of the test. As a result of the study, it is predicted that individuals will be able to recognize their psychological problems and determine their need for expert help; with the test reaching a wider audience, more effective communication can be achieved between individuals who know themselves.

Keywords: Artificial intelligence, psychology, MMPI, machine learning, random forest

1.GİRİŞ

Psikoloji insan davranış, düşünce ve duygularını inceleyen bir bilim dalıdır. Psikoloji bireylerin duygu ve düşüncelerini anlamaya çalışırken davranışlarına etki eden çevresel, kültürel ve sosyal faktörleri de inceler. Klinik psikoloji, deneysel psikoloji ve gelişim psikolojisi gibi alt alanlara sahip bu disiplinde temel amaç bireylerin zihinsel süreçlerinin açıklanmasıdır ve bu doğrultuda birçok araştırma yöntemi kullanır. Psikolojik test uygulamaları da bu yöntemler arasında önemli yer tutmaktadır.

Bireylerin ruh sağlığı ve psikolojik sorunlarının teşhis ve tedavisinin yapıldığı klinik psikoloji alanı için Minnesota Çok Yönlü Kişilik Envanteri belirleyici ve yaygın kullanılan bir testtir. Çok Yönlü Kişilik Envanteri (Minnesota Multiphasic Personality Inventory – MMPI) 1930’lu yıllarda testin adını aldığı Minnesota Üniversitesinde geliştirilmeye başlandı. Dr. Starke R. Hathaway ve Dr. J. Charnley McKinley tarafından yürütülen çalışma, psikolojik hastalıkların tanısının yapılmasındaki yöntem eksikliğinden doğan ihtiyaçla başlatıldı. 1943 yılında tamamlanan ilk versiyonu hala dünyada en yaygın kullanılan kişilik envanteri testidir[1][2]. MMPI testi Amerika Birleşik Devletleri başta olmak üzere birçok Asya, Avrupa ve Güney Amerika ülkesinde kültürel uyarlaması yapılarak kullanılan bir psikolojik testtir[2].

MMPI-2 testi başta olmak üzere, alkol bağımlılığının değerlendirilmesi, intihar davranışının belirleme testleri ve kişilik bozukluğu testleri gibi MMPI testinden geliştirilen birçok test mevcut olsada MMPI testi ülkemizde ve dünyada en yaygın kullanılan format olarak yerini korumaktadır[2]. MMPI testinden yola çıkılarak geliştirilen bu testler daha fazla ölçek ve tanıların daha geniş yelpazede incelenmesi için geliştirilmiş özel testlerdir. 550 maddeden oluşan MMPI testi, kitap formunda 16 maddenin tekrarı ile toplamda 566 maddelik test sorusundan oluşmaktadır. Bu maddelerin , “doğru”, “yanlış” ve “bilmiyorum” şeklinde yanıtlanmasıyla bireylerin kişilik envanterini yorumlamayı amaçlayan bir testtir[2].

Test bilmiyorum-bir şey diyemem (?) geçerlilik alt testi dışında; “yalan (L,lie), sıklık (F,frequency) ve düzeltme (K, correction)” olmak üzere 3 adet geçerlilik alt testinden ve “hipokondriazis (Hs), depresyon (D), histeri (Hy), psikopatik sapma (Pd) , kadınlık-erkeklik (Mf), paranoya (Pa),Psikasten (Pt), Şizofreni (Sc), Hipomani (Ma)

ve sosyal içe dönüklük (Si)” olmak üzere 10 adet klinik alt testten oluşmaktadır[2][3]. Klinik alt testlerine ve geçerlilik alt testlerine karşılık gelen maddelerin cevaplanmasıyla oluşan T puanlarının değerlendirilmesiyle kişilik envanteri yorumu yapılabilmektedir. Ancak klinik alt testlerinin yorumlanabilmesinin ön koşulu testin geçerlilik alt testlerinde geçerli bulunmasıdır [2][3]. Örneğin Depresyon T puanı yükselen bir birey için Depresyon tanısı konulmadan önce testin geçerliliği değerlendirilmelidir.

MMPI testi, 566 sorudan oluşur ve cevaplama zor olduğu için uzmanlar tarafından yorumlanması zaman alır. Ayrıca patolojik sonuçları belirlemek ve psikolojik tanıları yapmak için sıklıkla kişisel ve mahremiyet sınırlarını zorlayan sorular içerir. Bu soruları uzmanın değerlendireceği düşüncesiyle yanıtlamak, verilen yanıtların doğruluğunu ve dolayısıyla test sonucunu etkileyebilir. Bu nedenle, uzmanlara yardımcı olmak ve verilen özel cevapları gizlemek adına bilgisayar destekli yazılımlar bu sorunu ortadan kaldıracaktır.

Yapay zekânın görüntü sınıflandırma, ses tanıma, çeviri uygulamaları, meme kanseri teşhisi, ilaçların benzerliklerinin teşhisi ve arıza tespiti gibi birçok bilinen alanda uygulaması bulunsada çoğu sektörde uygulaması sınırlıdır [4] [23].

Vitaly Levashenko ve arkadaşları, 2018 Bilgisayar Bilimi ve Bilgi Sistemleri Federal Konferansında (FedCSIS) yayınlanan makalelerinde bulanık karar ağaçları yöntemiyle MMPI profillerinin sınıflandırmasını tartışmışlardır[6]. Krzysztof Pancierz ve arkadaşları 2020 yılında yaptıkları çalışmada V.Levashenko ve arkadaşlarının önerdiği veri ve tahminleri kullanarak bulanık karar ağaçlarını temel alan bir sınıflandırıcı ile MMPI profillerini sınıflandırmışlardır[6][8]. Sunhae Kim ve arkadaşları 2021’de yaptıkları bir çalışmada, yetişkinlerde dikkat eksikliği ve hiperaktivite bozukluğu tahmini için makine öğrenmesi yöntemlerini kullanmışlardır. Çalışmalarının veri setini 5726 üniversite öğrencisinin MMPI-2 test sonuçlarını analiz ederek oluşturmuşlardır. Çalışmalarında kullandıkları K-en yakın komşu (KNN) yöntemi ile %93.1, doğrusal diskriminant analizi (LDA) yöntemi ile %91.2 ve rastgele orman yöntemi ile %93.6 doğruluk oranları elde etmişlerdir[7]. Sunhae Kim ve arkadaşları 2021’de iki farklı çalışma daha gerçekleştirerek çalışmalardan birinde MMPI testinin MMPI-2-RF

versiyonunu kullanarak depresif ve hipomanik semptomları değerlendirmek için makine öğrenmesi yöntemlerinden K-en yakın komşu (KNN) yöntemiyle sınıflandırma gerçekleştirmişlerdir. Bir diğer çalışmada ise yine KNN yöntemini kullanarak MMPI-2 test sonuçlarıyla intihar riski değerlendirmesi gerçekleştirmişlerdir[34][35].

Hangyoung Choi ve arkadaşları 2023 yılında yaptıkları bir çalışmada Otizm spektrum bozukluğuna sahip bireylerin ebeveynlerinin stres-kaygı bozukluğunun ön görülebilmesi için, MMPI-2 testi uygulamasının sonuçlarından oluşan bir veri seti ile makine öğrenmesi yöntemlerinden; aşırı gradyan artırma (XGBoost), rastgele orman (RF), lojistik regresyon ve destek vektör makinesi (SVM) yöntemlerini kullanarak sınıflandırma gerçekleştirmişlerdir [5]. Hangyoung Choi ve arkadaşları 2008-2022 yılları arasında yaptıkları literatür taramasında ebeveynlik stresi üzerine yapılan çalışmalarda makine öğrenmesi yönteminin kullanılmadığını ve makine öğrenmesinin doğrusal olmayan ilişkileri ayırt edebilme yetisinin sunduğu avantajı vurgulamışlardır[5].

Yapılan literatür taramalarında yapay zeka uygulamalarının MMPI sonuç değerlendirmelerinde kullanıldığı çalışmaların yaklaşık son 6 yılda yapıldığı gözlemlenmiştir. MMPI testi sonuçlarının doğrudan yapay zekâ ile yorumlandığı bir uygulama örneği gözlemlenmezken, çalışmalarda mevcut sonuçların sınıflandırılmasında genel olarak makine öğrenmesi tekniklerinin kullanıldığı gözlemlenmiştir[5]-[8].

Bu çalışmanın sağlayacağı katkılar aşağıdaki gibidir:

1-MMPI testinin toplumda uygulanabilirliğinin artırılması ve tarafsız sonuçlar elde edilebilmesini sağlayacaktır.

2-Çalışma, testin toplumun uç noktalarına erişebilirliğinin artmasına katkı sağlayacaktır.

3-Marks ve Seeman'ın çalışmasına göre, ikili kod yükselmelerinin yorumlanmasında önemli bir kaybın olmadığı belirtilmiştir.[12][13] Bu görüşe dayanarak, tanımları karmaşıklaştıran yükselme tiplerinin göz ardı edilme ihtimalini ortadan kaldırmak ve test dışı tüm tanımları uzmana eksiksiz sunmak amaçlanmıştır. Yapay zekâ ile tüm

yükselme sınıflarını içeren yorumlama teknikleri kullanılarak tanımlamalardaki kayıpların en aza inmesi sağlanacaktır.

4-Test sürecinin kısalması ve yapay zekâ ile kapsamlı değerlendirmenin yapılması uzman kişilere tedavi sürecini planlama ve uygulamada kolaylık sağlayacaktır.

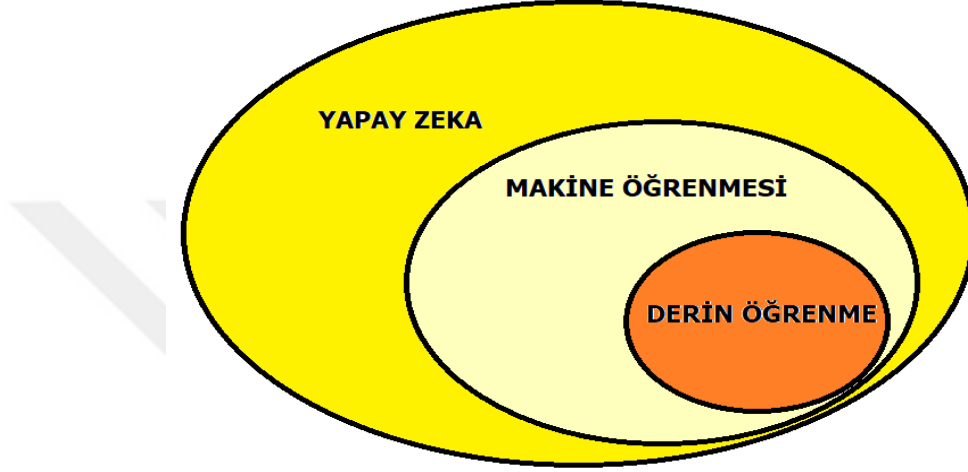
5-İşe alımlarda doğru pozisyonun belirlenmesi veya evliliklerde sağlıklı iletişimin kurulabilmesi gibi günlük iletişim becerilerinin geliştirilmesine katkı sağlayarak, çalışmanın toplumda uzun vadede verimlilik ve üretkenliğe katkı sağlayacağı öngörülmektedir

6-Test sorularının mahremiyet kaygısı olmadan tarafsız cevaplanmasına ve daha sağlıklı sonuçlar elde edilmesine katkı sağlayacaktır.

Testin değerlendirmesi için gerekli sınıflar, kullanılan veri seti ve çalışma yöntemleri “Metaryal ve Metod” başlığı altında, elde edilen sonuç ve doğruluklar “Sonuç” başlığı altında verilmiştir.

2.YAPAY ZEKÂ

Yapay zekâ derin öğrenme ve makine öğrenmesi gibi alt alanları kapsayan, bilgisayar sistemlerinin insan gibi düşünme ve problem çözme becerilerini geliştirmek için kullanılan bir teknolojidir. Yapay zekâ, makine öğrenmesi ve derin öğrenmenin birbirleri ile ilişkileri şekil 2.1’de verilmiştir.

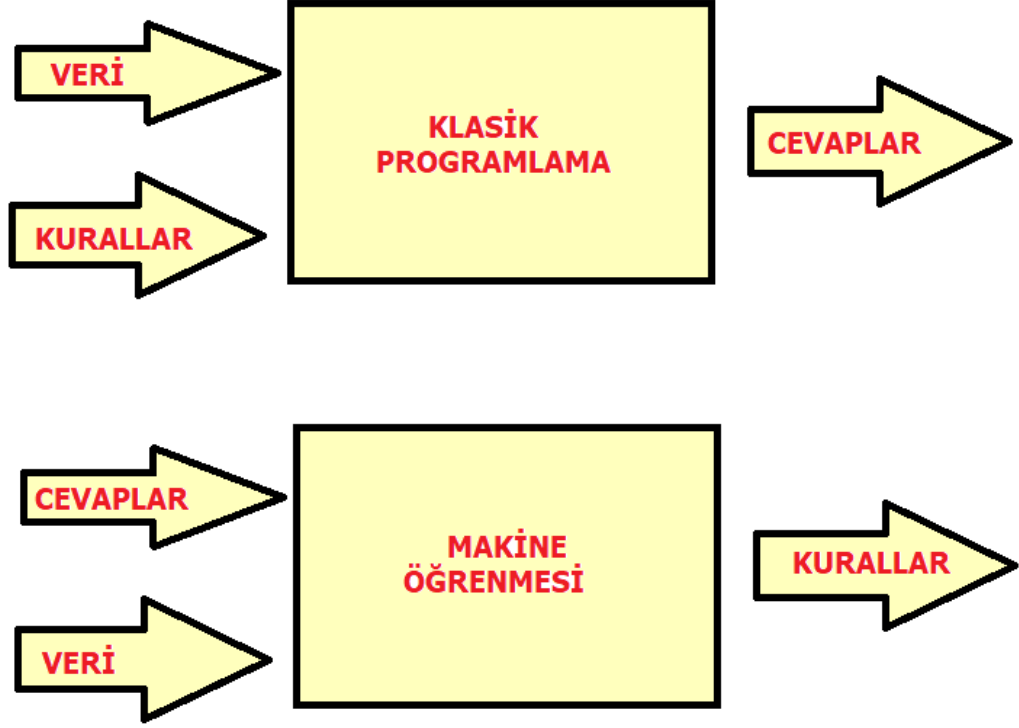


Şekil 2.1 Yapay zekâ, makine öğrenmesi ve derin öğrenme (Python ile derin öğrenme kitabından değiştirilerek)

Yapay zeka “bilgisayarlar düşünebilir mi” sorusundan yola çıkılarak 1950’li yıllarda gelişmeye başlamıştır. Yapay zeka, insanların düşünsel faaliyetlerinin otonom hale dönüştürülmesi olarak tanımlanabilir. Bu yılların başında bir çok uzman bilgi ve kuralların geliştiriciler tarafından el ile kodlanmasıyla yapay zekâyı geliştireceğini düşünselerde, satranç oynayabilen ilk uygulamalar insanlar tarafından tek tek kodlandığından makine öğrenmesi olarak kabul edilmemektedir. Sembolik yapay zeka olarak adlandırılan bu yaklaşım satranç gibi kurallı oyunlarda iyi sonuçlar versede problem çözmeye yetersiz kalmıştır[4].

2.1 Makine Öğrenmesi

Klasik yapay zekâ programları girdi olarak kuralları ve verileri kullanarak cevaplar elde eder, makine öğrenmesi ise beklenen cevapları ve verileri kullanarak yeni ve özgün cevaplar oluşturabilecek kuralları öğrenir. Bu durum ile ilgili gösterim Şekil 2.2’de yer almaktadır.

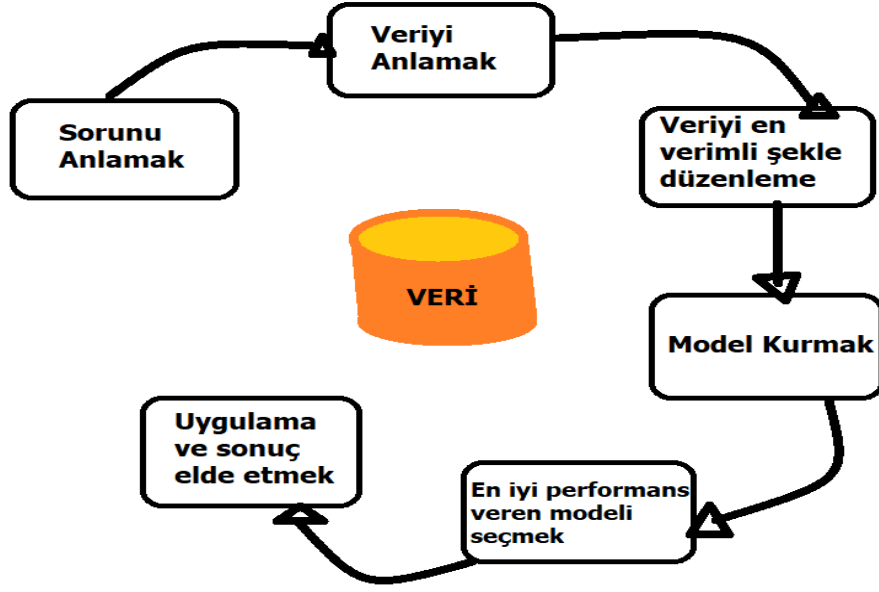


Şekil 2.2 Klasik programlama ve makine öğrenmesi (Python ile derin öğrenme kitabından değiştirilerek)

Makine öğrenmesi; bilgisayarın, işlenen verilerle elde ettiği bilgileri ve deneyimleri kullanarak model oluşturmasını ve bu modele göre karar vermesini sağlayan bir yapay zekâ alanıdır.[14]

2.1.1 Makine Öğrenmesinde CRISP-DM Metodolojisi.

CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining), iş problemlerinin veri odaklı çözümlerle ele alınmasını ve iş süreçlerinin etkinliğinin artırılmasını hedefleyen bir standart metodolojidir. 6 aşamadan oluşan bu metodoloji için akış şeması şekil 2.3'de verildiği gibidir



Şekil 2.3 CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) Akış şeması

İşin anlaşılması: Bu aşamada, projenin hedefleri ve gereksinimleri iş perspektifinden ele alınır. Daha sonra, bu değerlendirmeler doğrultusunda belirlenen problem tanımına ve hedeflere ulaşmak için bir ön plan oluşturulur. Bu süreç, veri kaynaklarının ve ihtiyaç duyulan alanların tanımlanmasını içerir, ancak verilerin analizi bu aşamada gerçekleştirilmez.

Veriyi anlama süreci: İkinci aşama olan veriyi anlama süreci, başlangıçta verilerin toplanmasıyla başlar. Bu aşamada, verilerin tanınması, veri kalitesi sorunlarının belirlenmesi ve verilerle ilgili ilk bilgilerin keşfedilmesi amaçlanır. Ayrıca, gizli bilgileri ortaya çıkarmak için hipotezler oluşturma gibi etkinlikler de bu aşamanın bir parçasıdır.

Verinin Hazırlanması: verinin hazırlandığı aşamada, veriler bir sonraki adım olan veri modelleme aşamasına hazırlanır. Genellikle, veriler temiz veya yapısal olarak düzgün olmayabilir. Bu aşamada, veri setindeki eksik verilerle başa çıkma stratejileri geliştirilir, aykırı ve gürültülü veriler düzeltilir, değişkenler kategorik hale getirilir veya sıralanır ve logaritmik dönüşümler gibi işlemler uygulanır.

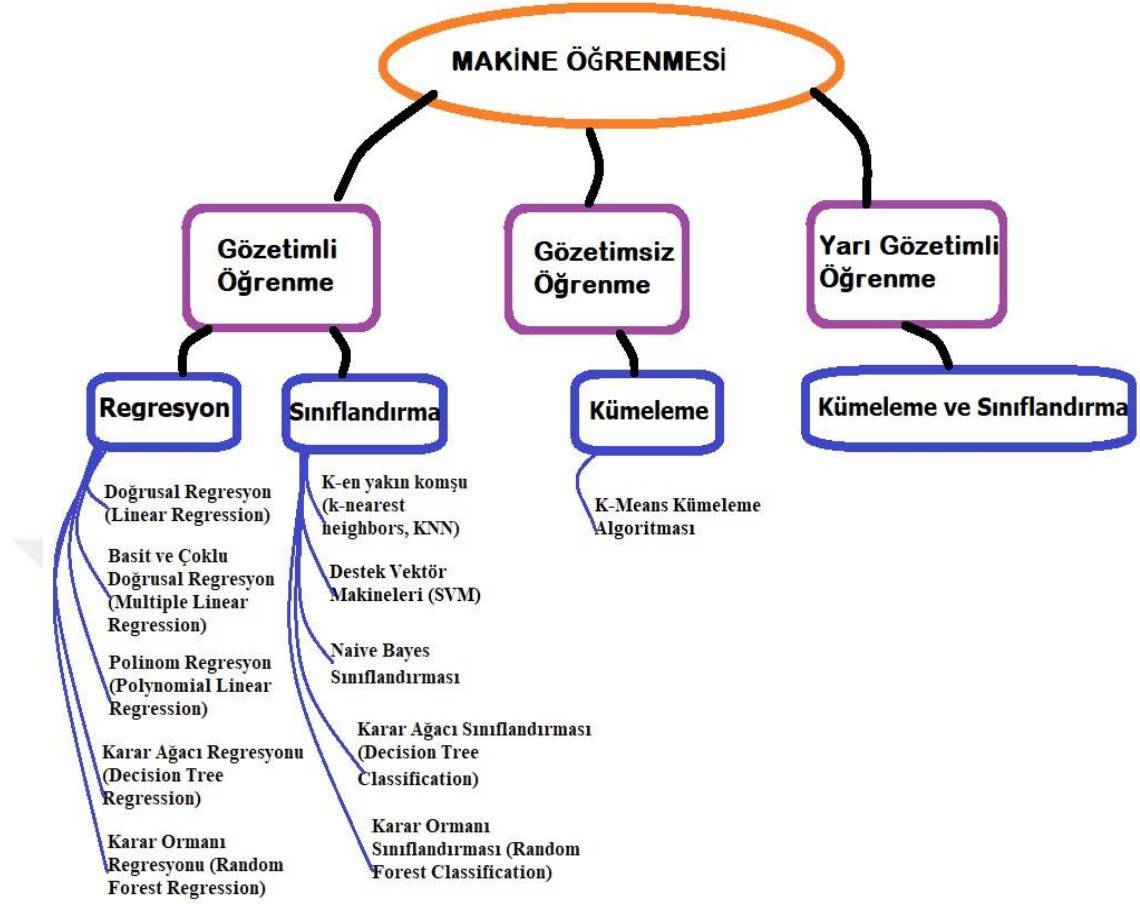
Modelleme: Modelleme, verileri tanımlayan ve örüntü oluşturmaya çalışan temel adımlardan biridir. Bu aşama, proje hedeflerinin karşılanması veya istenen sonuçların elde edilmesi açısından kritik öneme sahiptir. Bu nedenle, probleme uygun doğru algoritmanın seçilmesi ve uygulanması büyük önem taşır.

Değerlendirme: Model oluşturulduktan sonra, performansın değerlendirilmesi gerekir. Bu aşamada, modelin ne kadar iyi çalıştığını görmek için performans hedeflerimizle karşılaştırarak ölçümler yapılır. Veri bilimi projelerinde, genellikle veriler eğitim ve test veri setleri olarak ikiye bölünür. Test verilerini kullanarak, bir önceki aşamada oluşturulan modelin gerçek dünyadaki durumlara ne kadar uygun olduğunu doğrular ve modelin başarısı, performansı değerlendirilir.

Uygulama: Metodolojinin son aşaması olan uygulama aşamasında, değerlendirilen model farklı gerçek zamanlı testlere, örneğin A/B testlerine tabi tutulur. Bu testler ve değerlendirmeler sonucunda elde edilen nihai bilgiler, onay sürecinin ardından canlı ortamda uygulanır.[23-33]

2.1.2 Makine Öğrenmesi Türleri

Makine öğrenmesinin birçok metodu vardır. Bu metodların ortak amacı ise, geçmişteki verileri kullanarak yeni veriler için en uygun modelleri oluşturmaktır. Makine öğrenmesi türlerinin yer aldığı şematik gösterim şekil 2.4'te verilmiştir.



Şekil 2.4 Makine öğrenmesi türleri

2.1.2.1 Gözetimli Öğrenme

Gözetimli öğrenme, genellikle yapay zekâ ve makine öğrenmesi alanlarında sıkça kullanılan bir yöntemdir. Kısaca, yapay zekâlı makinelerin öğrenmesi ve gelişmesi için tasarlanmış bir makine öğrenme algoritmasıdır. Bu algoritmayı kullanırken, yapay zekâyâ belirli bir görevi öğretmek için önceden etiketlenmiş veriler kullanılır. Yani, kullanılan verilerin bazıları belirli çıktılarla (cevaplarla) etiketlenmiştir. Algoritma, bu etiketlenmiş verilerden öğrenir ve bu sayede bilinmeyen veriler için çıktıları tahmin edebilir. Ancak, bu süreç kolay değildir. Yeterince iyi bir makine öğrenme algoritması geliştirmek için uzman ve yetenekli bir veri bilimcilerinden oluşan bir ekip gereklidir. Bu ekip, verilerin analiz edilmesi, uygun algoritmaların seçilmesi, modelin eğitilmesi ve değerlendirilmesi gibi adımları başarıyla tamamlar. Yapay zekâyâ eğitim verilirken

gözetimli makine öğrenmesi büyük bir rol oynar. Eğitim sürecinde, yapay zekâya çok sayıda etiketlenmiş veri ile beslenir. Bu veriler, yapay zekâya farklı girdilerin doğru çıktılarının nasıl olması gerektiği konusunda bilgi sağlar. Eğitim tamamlandıktan sonra yapay zekâ test edilir ve test verileri gönderilir. Bu aşamada, araştırmacılar yapay zekânın eğitim ve doğruluk seviyesi hakkında bilgi edinirler. Ancak, test verilerinin boyutu, kalitesi ve algoritmanın karmaşıklığına bağlı olarak değişebilir. Test verilerinin eğitim verilerinden farklı olması önemlidir çünkü eğitim verilerine benzer test verileri, başarıyı yanıltıcı bir şekilde artırabilir. Bu nedenle, test verileri eğitim verilerinden farklı ve çeşitli olmalıdır. Başarı, eğitim verilerinden farklı test verilerinde de kanıtlanmalıdır. Bu, projenin genel başarısını daha iyi değerlendirmeye yardımcı olur. Gözetimli öğrenme yöntemleri regresyon ve sınıflandırma olarak ikiye ayrılır [23-33].

Regresyon

Regresyon, istatistiksel bir yöntemdir ve bağımlı bir değişken ile bağımsız bir veya daha fazla değişken arasındaki ilişkiyi modellemek için kullanılır. Bu ilişkinin doğası, bağımlı değişkenin sürekli veya nicel olmasından kaynaklanır. Bağımlı değişkenin sürekli olduğu durumlarda, regresyon analizi, bu ilişkiyi belirlemek ve gelecekteki değerleri tahmin etmek için kullanılır. Bağımsız değişkenlerin değerleri bilindiğinde, regresyon analiziyle bağımlı değişkenin değeri tahmin edilir. [23-33] Regresyonda en yaygın kullanılan yöntem olarak doğrusal regresyon (linear regresyon) örnek verilebilir. Doğrusal regresyon basit ve anlaşılırdır. Bağımlı değişkenlerin bağımsız değişkenlere doğrusal olarak bağlı olduğu verilerin modellenmesinde kullanılır.

Sınıflandırma

Sınıflandırma, makine öğrenimi ve istatistikte, giriş değişkenlerini (x) kullanarak kategorik bir çıktı değişkeni (y) tahmin etmeye çalıştığımız bir problemdir. Bu, bir tür denetimli öğrenme problemidir, çünkü verilerin etiketleri (y sınıfları) zaten bilinmektedir ve makineye doğru tahminleri öğretmek için kullanılır.

Daha basit bir ifadeyle, sınıflandırma problemlerinde amaç, belirli bir giriş (x) için doğru kategoriyi veya sınıfı tahmin etmektir. Örneğin, hasta/sağlıklı, yağmurlu/güneşli, başarılı/başarısız, pozitif/negatif gibi kategorik değerler tahmin edilmeye çalışılır. Bu tür problemlerde, çıktı değişkeni genellikle bir etiket veya sınıf

adadır ve alabileceği değerler önceden tanımlıdır. Sınıflandırma algoritmaları, bu sınıfları tahmin etmek için veriye dayalı bir model oluşturur. Örneğin yaygın kullanılan yöntemlerden biri olan KNN (K-En Yakın Komşu) algoritması bir gözleme en yakın K adet gözlemi öklid mesafesi veya benzer bir ölçü kullanarak belirler. Regresyonda, bu K gözlemin bağımlı değişken değerlerinin ortalaması kullanılarak tahmin yapılır. Sınıflandırmada ise, en sık tekrarlanan sınıf (mod) veya ağırlıklı mod yöntemiyle tahmin edilen sınıf belirlenir. Yaygın kullanılan sınıflandırma algoritmalarından bir diğeri ise SVM algoritmasıdır. SVM (Support Vector Machine, Destek Vektör Makineleri), bir veri kümesindeki sınıfları ayırmak için maksimum marjinle bir karar sınırı oluşturur. Marjin, farklı sınıflar arasındaki en geniş boşluğu ifade eder. SVM, doğrusal veya doğrusal olmayan karar sınırları çizebilir ve yüksek boyutlu uzaylara dönüştürme yeteneği sayesinde karmaşık veri yapılarında da etkilidir.

Gözetimsiz Öğrenme

Gözetimsiz öğrenme, makine öğreniminin bir alt dalıdır ve verilerin etiketlenmemiş olduğu durumlarda kullanılır. Bu yöntemde, veri bilimcileri veya makine öğrenimi mühendisleri, algoritmaların verileri kendi başlarına inceleyerek öğrenmelerini sağlarlar. Gözetimsiz öğrenme, veri setlerindeki etiketlenmiş verilere gerek duymaz ve genellikle verilerin gruplandırılması veya yapılandırılması gibi karmaşık işlemler için tercih edilir.

Gözetimsiz öğrenme sürecinde, veri kümesi önceden belirlenmiş bir algorithmadan geçirilir. Bu süreçte kullanılan veriler, etiketlenmemiş ve kategorize edilmemiş verilerdir. Algoritma, bu veri kümelerindeki desenleri anlamaya çalışarak yeni verileri bu desenlere göre gruplandırabilir veya yapılandırabilir.

Örneğin, bir gözetimsiz öğrenme algoritması, hayvan fotoğraflarından oluşan bir veri grubunu analiz ederken bu hayvanları kürklü, pullu veya tüylü gibi gruplara ayırabilir. Daha ileri seviyede, algoritma daha spesifik gruplar oluşturabilir ve belki de belirli türlerin tanınmasını sağlayabilir.

Kümeleme analizi, gözetimsiz öğrenmenin bir türüdür ve verileri benzerliklerine göre gruplara ayırır. Bu gruplama işlemi sırasında, en fazla benzerliğe sahip veriler aynı kümede toplanırken, farklılıklar diğer kümelere ayrılır.

Kümeleme yöntemi, özel kümeleme, hiyerarşik kümeleme, örtüşen kümeleme ve olasılıksal kümeleme olmak üzere dört ana kategoriye ayrılır. Özel kümeleme, belirli

verilerin sadece bir kümede birleştirilmesini sağlarken, hiyerarşik kümeleme aglomeratif ve bölücü olmak üzere iki farklı yaklaşımı içerir. Örtüşen kümeleme ise bir veri grubunun birden çok kümede gruplandırılmasını sağlar, olasılıksal kümeleme ise olasılığı kullanarak kümeler oluşturur.

Yarı Gözetimli Öğrenme

Yarı-gözetimli öğrenme, denetimli ve gözetimsiz öğrenme arasında bir geçiş noktasıdır. Denetimli öğrenme, doğru cevaplarla etiketlenmiş eğitim verileriyle başlar ve öğrenme sürecinde bu etiketler kullanılarak bir model oluşturulur. Bu model, daha sonra benzer ancak önceden etiketlenmemiş veriler için tahminler yapabilir.

Yarı-gözetimli öğrenme ise, modeli eğitmek için hem etiketlenmiş hem de etiketlenmemiş verileri kullanır. Bu yöntemde, etiketlenmemiş verilerin eklenmesi bazı durumlarda modelin doğruluğunu artırabilir. Ancak, bazı durumlarda etiketlenmemiş verilerin eklenmesi modelin performansını olumsuz etkileyebilir; çünkü farklı algoritmaların farklı veri özelliklerine göre güvenlik açıkları bulunabilir. Bu nedenle, yarı-gözetimli öğrenme, denetimli ve gözetimsiz öğrenme arasında bir denge sağlamak için kullanılır.

2.2 Derin Öğrenme

Derin öğrenme, verilerin birbirini takip eden katmanlarda işlenerek giderek daha kullanışlı gösterimler elde edilebildiği bir makine öğrenmesi alt alanıdır. "Derin" terimi, derin öğrenmenin karmaşık bilgiler elde etmesinden ziyade, birbirini takip eden çok sayıda gösterim katmanını ifade etmektedir. Modeldeki katman sayısı, modelin derinliğini belirler. Bu nedenle, derin öğrenme katman gösterim öğrenimi veya hiyerarşik gösterim öğrenimi olarak da adlandırılabilir.

Modern derin öğrenme modelleri, onlarca hatta yüzlerce ardışık katman içerir. Diğer makine öğrenme algoritmaları genellikle bir veya iki katmandan oluşur ve bu nedenle bazen sığ öğrenme olarak adlandırılır. Bu katmanlı gösterim, birbirini takip eden katmanları olan sinir ağları sayesinde öğrenilir. Sinir ağları, nörobiyolojiye atıfta bulunsa ve derin öğrenmenin ana kavramları insan beyninden ilham alsada da, derin öğrenme aslında insan beyninin bir modeli değildir. Ayrıca, insan beyninin günümüz derin öğrenme modellerine benzer şekilde çalıştığını gösteren herhangi bir kanıt da bulunmamaktadır.

Bazı popüler bilim makalelerinde, derin öğrenmenin insan beynini modellediği veya benzer şekilde çalıştığı iddia edilse de bu doğru değildir. Yeni başlayanlar için, derin öğrenme ile biyoloji arasında bir bağlantı olduğu yönündeki iddialar kafa karıştırıcı olsada derin öğrenme veriden işe yarar gösterimler öğrenebilen matematiksel bir araçtır.

Derin ağlar, çok aşamalı bilgi damıtma işlemi olarak ele alınabilir. Veriler, ardışık filtrelerden geçerek giderek daha fazla saflaştırılır. Dolayısıyla, derin öğrenme, veri gösterimi öğreniminin çok aşamalı bir yöntemidir. Bir katmanın girdisine uygulanan işlem, o katmanın ağırlık matrisinde yer alır. Teknik olarak, katmandaki dönüşüm işlemi, o katmanın ağırlıklarına bağlıdır. Bu bağlamda, öğrenme süreci, girdiyi beklenen çıktıya ulaştıran ağırlıkların tüm katmanlarının ağırlıklarının belirlenmesi olarak tanımlanır.

Bununla birlikte, derin sinir ağları milyonlarca parametre içerebilir. Her bir parametrenin doğru şekilde belirlenmesi zorlu bir süreçtir ve bir parametredeki değişiklik, aynı anda diğer tüm parametrelerin davranışını etkileyebilir.

3. MİNNESOTA ÇOK YÖNLÜ KİŞİLİK ENVANTERİ TESTİ

MMPI testi, günümüzde birçok psikolojik testin üretilmesinde ve daha özel alanların incelenmesine yarar sağlamış, tam versiyonunu tamamladığı tarihten (1943) beri 10 ölçek üzerinde tanımlama ve sınıflandırma yapabilen kapsamlı bir testtir. İki aşamalı değerlendirmeden oluşan testte klinik ölçekleri sınıflandırabilmek için testin geçerliliği ele alınır. Geçerlilik alt testleri ve Klinik alt testler olmak üzere toplamda 14 alt test içermektedir. Bu alt testlere tabla 3.1’de yer verilmiştir.

Tablo 3.1 MMPI testi alt testleri

Test adı	Kısaltma isim	Kod
Geçerlilik Alt Testleri		
Bir Şey Diyemem	?	-
Lie (yalan)	L	-
Frequency (sıklık ya da nadirlik)	F	-
Correction (düzeltme)	K	-
Klinik Alt Testler		
Hipokondriazis	Hs	1
Depresyon	D	2
Histeri	Hy	3
Psikopatik sapma	Pd	4
Kadınlık-erkeklik	Mf	5
Paranoya	Pa	6
Psikasteni	Pt	7
Şizofreni	Sc	8
Hipomani	Ma	9
Sosyal içe dönüklük	Si	0

MMPI testinde değerlendirmenin yapıldığı 566 test sorusuna ait test sorusu örnekleri (ilk 15 soru) ve teste başlarken verilen önerme, şekil 3.1’ de yer almaktadır. “Doğru” ve “Yanlış” işaretlemelerinin yapıldığı cevap kâğıdı örneği ise şekil 3.2’de yer almaktadır.

MİNNESOTA ÇOK YÖNLÜ KİŞİLİK ENVANTERİ

Her soruyu okuyarak *KENDİ DURUMUNUZA GÖRE DOĞRU YA DA YANLIŞ* olup olmadığına karar veriniz. Vereceğiniz karara göre her sorunun cevabını cevap anahtarına işaretleyiniz. Soruya vereceğiniz cevap sizin durumunuza göre doğru veya çoğu zaman doğru ise D seçeneğini, sorunun cevabı sizin durumunuza göre yanlış veya genel olarak doğru değilse Yanlış seçeneğini işaretleyiniz. Mümkünse bütün soruları cevaplandırmaya çalışınız.

Cevap anahtarını işaretlerken sorunun numarası ile işaretlediğiniz yerin numarasının aynı olmasına dikkat ediniz. Kaydırma yapmadığımızdan emin olunuz. Değiştirmek istediğiniz cevabı değiştirebilirsiniz. ***Her soruyu cevaplandırmaya çalışınız.***

1. Teknik yazılardan hoşlanırım.
2. İştahım iyidir.
3. Çok defa sabahları dinç ve dinlenmiş olarak uyanırım.
4. Kütüphaneci olarak çalışmayı seveceğimi sanıyorum.
5. Gürültüden kolayca uyanırım.
6. Cinayet haberlerini okumaktan hoşlanırım.
7. Çoğu zaman el ve ayaklarımın sıcaklığı iyidir.
8. Günlük hayatım beni ilgilendirecek şeylerle doludur.
9. Bugün de hemen hemen eskisi kadar iyi çalışabiliyorum.
10. Çoğu zaman boğazım tıkanır gibi olur.
11. İnsan rüyalarını anlamaya çalışmalı ve kendini onlara göre ayarlamalıdır.
12. Polis romanlarından ya da esrarengiz yazılardan hoşlanırım.
13. Büyük bir sinir gerginliği içinde çalışırım.
14. Ayda bir iki defa ishal olurum.
15. Arasına söylenemeyecek kadar ayıp şeyler düşünürüm.

Şekil 3.1 MMPI testi önerme ve soru örnekleri

MMPI TESTİ CEVAP ANAHTARI																																				
	D	Y	D	Y	D	Y	D	Y	D	Y	D	Y	D	Y	D	Y	D	Y	D	Y	D	Y	D	Y	D	Y	D	Y								
1		31		61		91		121		151		181		211		241		271		301		331		361		391		421		451		481		511		541
2		32		62		92		122		152		182		212		242		272		302		332		362		392		422		452		482		512		542
3		33		63		93		123		153		183		213		243		273		303		333		363		393		423		453		483		513		543
4		34		64		94		124		154		184		214		244		274		304		334		364		394		424		454		484		514		544
5		35		65		95		125		155		185		215		245		275		305		335		365		395		425		455		485		515		545
6		36		66		96		126		156		186		216		246		276		306		336		366		396		426		456		486		516		546
7		37		67		97		127		157		187		217		247		277		307		337		367		397		427		457		487		517		547
8		38		68		98		128		158		188		218		248		278		308		338		368		398		428		458		488		518		548
9		39		69		99		129		159		189		219		249		279		309		339		369		399		429		459		489		519		549
10		40		70		100		130		160		190		220		250		280		310		340		370		400		430		460		490		520		550
11		41		71		101		131		161		191		221		251		281		311		341		371		401		431		461		491		521		551
12		42		72		102		132		162		192		222		252		282		312		342		372		402		432		462		492		522		552
13		43		73		103		133		163		193		223		253		283		313		343		373		403		433		463		493		523		553
14		44		74		104		134		164		194		224		254		284		314		344		374		404		434		464		494		524		554
15		45		75		105		135		165		195		225		255		285		315		345		375		405		435		465		495		525		555
16		46		76		106		136		166		196		226		256		286		316		346		376		406		436		466		496		526		556
17		47		77		107		137		167		197		227		257		287		317		347		377		407		437		467		497		527		557
18		48		78		108		138		168		198		228		258		288		318		348		378		408		438		468		498		528		558
19		49		79		109		139		169		199		229		259		289		319		349		379		409		439		469		499		529		559
20		50		80		110		140		170		200		230		260		290		320		350		380		410		440		470		500		530		560
21		51		81		111		141		171		201		231		261		291		321		351		381		411		441		471		501		531		561
22		52		82		112		142		172		202		232		262		292		322		352		382		412		442		472		502		532		562
23		53		83		113		143		173		203		233		263		293		323		353		383		413		443		473		503		533		563
24		54		84		114		144		174		204		234		264		294		324		354		384		414		444		474		504		534		564
25		55		85		115		145		175		205		235		265		295		325		355		385		415		445		475		505		535		565
26		56		86		116		146		176		206		236		266		296		326		356		386		416		446		476		506		536		566
27		57		87		117		147		177		207		237		267		297		327		357		387		417		447		477		507		537		
28		58		88		118		148		178		208		238		268		298		328		358		388		418		448		478		508		538		
29		59		89		119		149		179		209		239		269		299		329		359		389		419		449		479		509		539		
30		60		90		120		150		180		210		240		270		300		330		360		390		420		450		480		510		540		

ISIM : _____ YAŞ : _____
 DOĞUM TARİHİ : _____ CİNSİYET : _____ TEST ALMA TARİHİ : _____

Şekil 3.2 MMPI testi cevap kağıdı örneği

3.1 Geçerlilik Alt Testleri Geçerlilik Alt Testleri

Geçerlilik alt testleri, test değerlendirilirken bireylere psikopatolojik tanı ya da kişilik envanteri yorumu yapılmadan önce testin ne derece geçerli olduğunun değerlendirildiği alt testlerdir.

3.1.1 Bilmiyorum - bir şey diyemem alt testi

Cevaplanmayan ya da hem doğru hem de yanlış olarak cevaplanan maddelerin oluşturduğu alt testtir. 30 dan fazla maddenin bilmiyorum olarak cevaplanması testi geçersiz kılar. Bu durumda bireyin maddeleri tekrar gözden geçirmesi istenebilir ve ya boş bırakmasındaki alt nedenler sorgulanabilir.[1][2]

3.1.2 L- yalan (lie) alt testi

L alt testi test maddeleri içerisindeki 15 maddeye verilen yanıtlarla değerlendirilir. Herkesçe yapıldığı bilinen “Kaybetmektense kazanmayı tercih ederim.” gibi genel geçer ifadelerle verilen cevaplara göre bireyin test yaklaşımı değerlendirilebilir. L puanı yüksekliğine göre, bireyin toplum tarafından kabul görmeyen dürtü ve

davranışlarını ortaya koymaktaki eğilimi, savunma ve inkâr mekanizması, sosyalliği veya gelenkselliği hakkında çıkarımda bulunulabilir. Testte dürüst yanıt verilmeyen L maddelerinin önemi öğrenim düzeyine göre farklılık gösterebilir. Lisans ve üstü eğitime sahip bireylerde 6 madde ve üzerinde yanlış cevap için sorunlarını ortaya koymama eğilimi olduğu kabul edilirken, ilköğretim ve lise düzeyi eğitime sahip bireylerde 8 ve üstü olarak kabul edilir. Maddelere verilen yanıtlara göre elde edilen T puanlarına göre bireylerin kişilik envanterleri ile ilgili çıkarımlarda bulunulabilir. [1][2]

69 T puanı ve üstü için: Test geçersiz sayılabilir veya patolojik yükselmeyi gösterebileceğinden 4 ve 9 numaralı kod yükselmeleri ile beraber incelenmelidir.

64-69 T puanı için: Maddelerin rastgele doldurulmuş olabileceği anlamına gelir, bu durumda test geçerliliği diğer geçerlilik alt testlerinin birlikte incelenmesi ile gerçekleşmelidir.

59 -63 T puanı için: Bu T puanına sahip bireylerde iyi görünme çabası olduğu söylenebilir. Aşırı geleneksel ve sosyal uyumları yüksek bireyler oldukları söylenebilir.

36-55 T puanı için: Özel bir durum tanımlanmamıştır.

35 ve altı T puanı için: Tüm maddelerin doğru yanıtlanmasıyla oluşur. Birey kendini patolojik göstermeye çalışıyor olabilir veya özgüvenli ve sosyal kurallara önem vermeyen biri olabilir. [1][2]

3.1.3 F- sıklık ya da nadirlik (frequency) alt testi

F alt testi bireyin sorunlarını kabul edip etmediğinin, varsa patolojinin sıklık ve nadirliğinin belirlendiği alt testtir. 64 test madesinden oluşan F alt testinde 50 T puanının altındaki bireyler için sorunlarını kabul etmediği, 50 T puanının üstündeki bireyler için sorunlarını kabul ettiği yorumu yapılabilir. F ham puanına göre veya tekabül eden T puanına göre farklı kişilik envanteri yorumları yapılabilir. [1][2]

80 ve üstü T puanı için: birey soruları rastgele cevaplamış olabilir yada soruların hepsine “doğru” olarak cevap vermiş olabilir. Bu durumda test geçersiz sayılabilir.

60-80 T puanı için: Birey tüm sorulara “yanlış” olarak cevap vermiş olabilir bu durumda test geçersiz kabul edilebilir. Yardım almak için sorunlarını abartıyor olabilir veya teste karşı önyargılı-dirençli olabilir.

50-60 T puanı için: sosyal konularda bulunduğu toplumdan farklılık gösterebilir. Eşlik eden psikopatoloji ölçęi varsa ölçęe göre değerlendirilmelidir. Psikopatoloji göstermeyen bireyler için hassas, sabırsız ve karamsar oldukları söylenebilir.

50 T puanı ve altı için: sorunları ile başedebilen, sosyal açıdan uyumlu, ruhsal bozukluğu olmayan bireyler olduğu söylenebilir. [1][2]

3.1.4 K-Düzelme (correction) alt testi

Bu alt test 30 madde ile ölçmeyi gerçekleştiren ve teste karşı savunucu tutumu ölçen alt testtir. Diğer alt testlere göre belirginliği daha düşüktür. Yine eğitim düzeyine göre kabul sınırları değişiklik gösterebilmektedir. K alt testi yorumu bireyin sosyo ekonomik durumuna göre ve testi aldığı ortama göre değişiklik gösterebilir. Belirtilen durumlara göre değişiklik gösterebilir K alt testi T puanına göre aşağıdaki kişilik envanteri yorumları yapılabilir. [1][2]

72 T puanı ve üstü için: Sorunlarını kabul etmeyen, katı ve savunucu bireyler olduğu söylenebilir.

61-72 T puanı için: Bu bireyler sorunlarını görmezden gelme eğiliminde olan savunucu tutuma sahip bireylerdir.

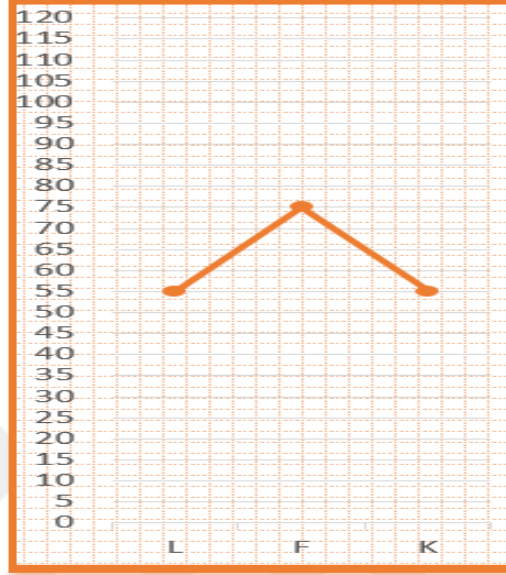
46-60 T puanı için: Bu puanlara sahip bireyler için dengeli, kendilik değeri yüksek uyumlu bireyler olduğu söylenebilir.

27-45 T puanı için: Bu puan aralığındaki bireyler için kendilik değeri düşük, sosyoekonomik düzeyi düşük bireyler olduğu söylenebilir. Ergenlerde düşük K puanı kimlik arayışından kaynaklı olabilmektedir. [1][2]

L,F ve K alt testlerinin her biri tek başına bir kişilik envanteri yorumunu ifade etsede geçerlilik alt testlerinin birlikte değerlendirilmesi daha sağlıklıdır. Test sonuçları T puanlarının profil kağıdına işaretlenmesiyle oluşan grafikler üzerinden değerlendirilir. (Bilmiyorum alt testi profil kağıdı üzerinden değerlendirilmez.) L,F,K alt testleri için genel değerlendirmeler dışında sık rastlanan geçerlilik testi profillerinden 15 adet konfigürasyon örneği ve kişilik envanter yorumları mevcuttur. Geçerlilik testi için eğitim ve test aşamasında kullanılacak yapay verilerin bir kısmı bu konfigürasyonlardaki değerlere göre üretilmiştir.

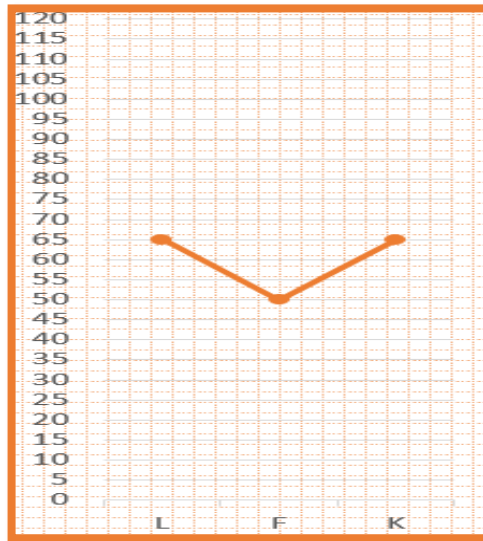
3.1.5 Geçerlilik alt testlerinde sık rastlanan konfigürasyonlar

Konfigürasyon 1: L ve K puanının 50-60 aralığında F puanının 70'in üzerinde olduğu durumlarda gözlenir. Tersine V konfigürasyonu olarak da adlandırılır. Birey sorunlarıyla baş edemeyeceğini düşünür ve yardım çağrısı içindedir. Konfigürasyona ait T puanı grafiği şekil 3.3'de verilmiştir.



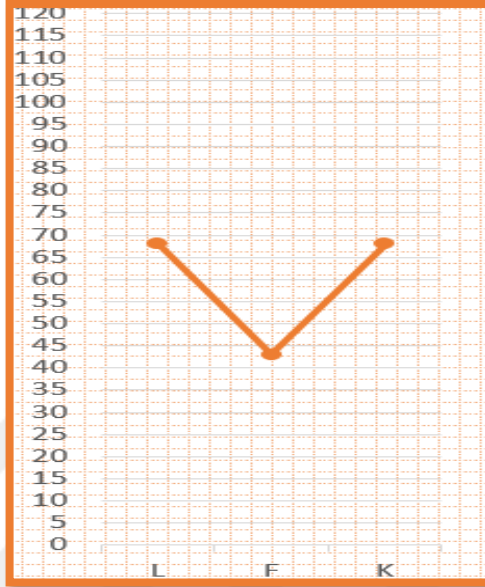
Şekil 3.3 Konfigürasyon 1 (Minnesota çok yönlü kişilik envanteri kitabından değiştirilerek)

Konfigürasyon 2: L ve K puanının en az 60 F puanının 50'ye yakın olduğu durumlarda gözlenir. Bu bireylerin terapi almaya isteksiz sorunlarını inkar etme eğiliminde oldukları söylenebilir. Konfigürasyona ait T puanı grafiği şekil 3.4'te verilmiştir.



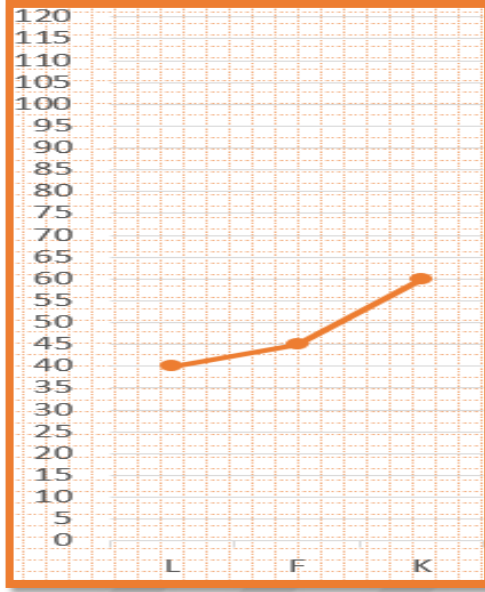
Şekil 3.4 Konfigürasyon 2 (Minnesota çok yönlü kişilik envanteri kitabından değiştirilerek)

Konfigürasyon 3: L ve K puanının 60 puanın üstünde F puanının 50'ye yakın olduğu durumlarda gözlenir. Çok kapalı V konfigürasyonu olarak da adlandırılır. Bu kişilerin kendilerini iyi gösterme isteği içinde oldukları söylenebilir. Duygularını ve dürtülerini bastırma eğilimindedirler. Konfigürasyona ait T puanı grafiği şekil 3.5'te verilmiştir.



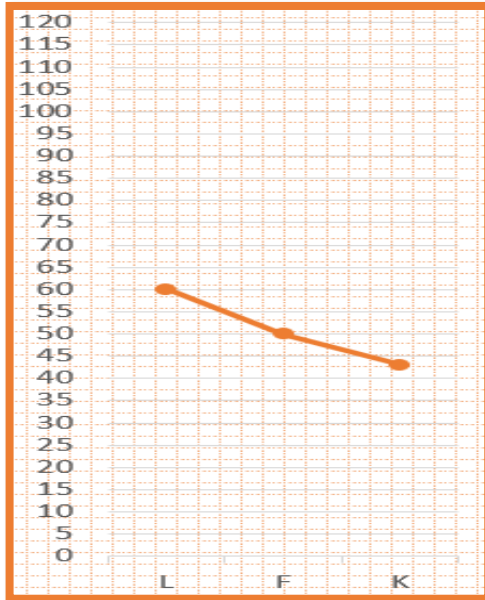
Şekil 3.5 Konfigürasyon 3 (Minnesota çok yönlü kişilik envanteri kitabından değiştirilerek)

Konfigürasyon 4: L puanının 40, F puanının 45-55 aralığında, K puanının 60 olduğu durumlarda gözlenir. Yükselen eğilim konfigürasyonu olarak da adlandırılır. Bu konfigürasyon normal kişilerde sık görülen profildir. İşe alımlarda uygulanan testlerde bireylerin kendini iyi gösterme dürtüsüyle verebileceği bir profildir. Konfigürasyona ait T puanı grafiği şekil 3.6'da verilmiştir.



Şekil 3.6 Konfigürasyon 4 (Minnesota çok yönlü kişilik envanteri kitabından değiştirilerek)

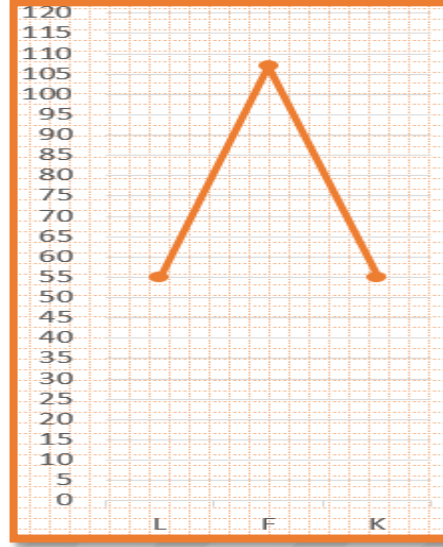
Konfigürasyon 5: L puanının 60'a yakın, F puanının 50'ye yakın, K puanının 40-45 aralığında olduğu durumlarda gözlenir. İyi görünme çabası içindeki, eğitimi ve sosyoekonomik durumu düşük bireylerde daha çok görülebilen bir konfigürasyondur. Konfigürasyona ait T puanı grafiği şekil 3.7'de verilmiştir.



Şekil 3.7 Konfigürasyon 5 (Minnesota çok yönlü kişilik envanteri kitabından değiştirilerek)

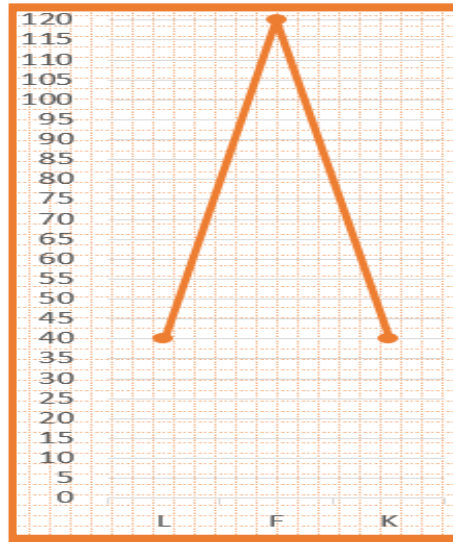
Konfigürasyon 6: Lve K testi puanlarının 55, F testi puanının 105 puanın üstünde olduğu konfigürasyondur. Geçersiz profil olarak kabul edilir. Test maddelerinin

rastgele cevaplandığı durumlarda oluşur. Konfigürasyona ait T puanı grafiği şekil 3.8’de verilmiştir.



Şekil 3.8 Konfigürasyon 6 (Minnesota çok yönlü kişilik envanteri kitabından değiştirilerek)

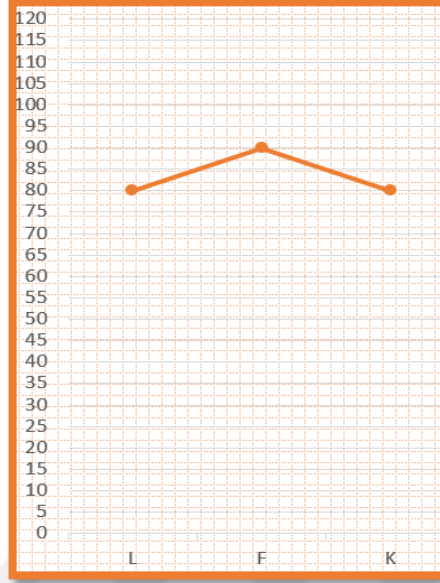
Konfigürasyon 7: L ve K testi puanlarının 35, F testi puanının 120 puanın üstünde olduğu konfigürasyondur. Geçersiz profil olarak kabul edilir. Test maddelerinin tümünün “doğru” cevaplanmasıyla oluşan profildir. Konfigürasyona ait T puanı grafiği şekil 3.9’da verilmiştir



Şekil 3.9 Konfigürasyon 7 (Minnesota çok yönlü kişilik envanteri kitabından değiştirilerek)

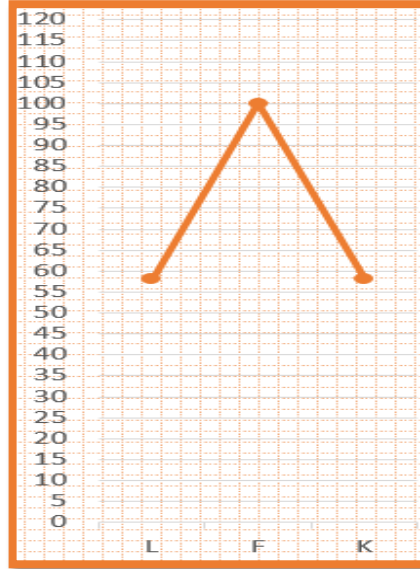
Konfigürasyon 8: L, F ve K testi puanlarının 80 puanın üstünde olduğu konfigürasyondur. Geçersiz profil olarak kabul edilir. Test maddelerinin tümünün

“yanlış” cevaplanmasıyla oluşan profildir. Konfigürasyona ait T puanı grafiği şekil 3.10’da verilmiştir.



Şekil 3.10 Konfigürasyon 8 (Minnesota çok yönlü kişilik envanteri kitabından değiştirilerek)

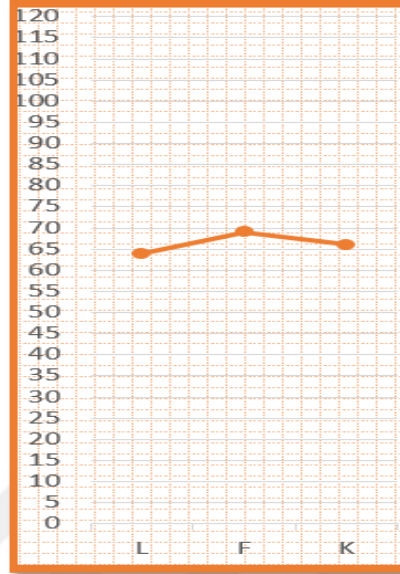
Konfigürasyon 9: L ve K testi puanlarının 66 puanın altında F puanının 100 puana yakın olduğu konfigürasyondur. Geçersiz profil olarak kabul edilir. Bu profile sahip bireylerde genelde akut bozuklukla beraber bununla başa çıkabilecekleri savunma mekanizması mevcuttur. Konfigürasyona ait T puanı grafiği şekil 3.11’de verilmiştir



Şekil 3.11 Konfigürasyon 9 (Minnesota çok yönlü kişilik envanteri kitabından değiştirilerek)

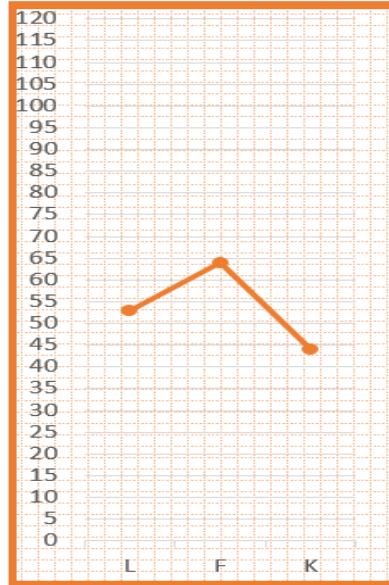
Konfigürasyon 10: L testi puanının 66 puanın altında, F puanının 69 ve K puanının 65 T puanı üstünde olduğu konfigürasyondur. Bu profildeki bireylerde akut bozukluk

görülebilir ve savunma mekanizmalarını bozulmamıştır ancak savunma mekanizmalarını kullanmakta zorlanabilirler. Konfigürasyona ait T puanı grafiği şekil 3.12'de verilmiştir



Şekil 3.12 Konfigürasyon 10 (Minnesota çok yönlü kişilik envanteri kitabından değiştirilerek)

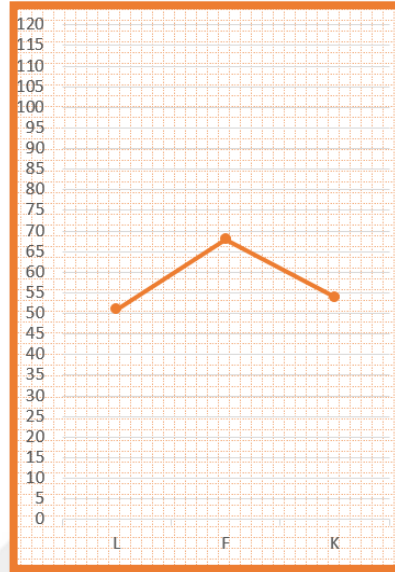
Konfigürasyon 11: L testi puanının 55 T puanı altında, F puanının 64'e yakın ve K puanının 45 T puanı altında olduğu konfigürasyondur. Bu profile sahip bireyler açık sözlüdürler. Konfigürasyona ait T puanı grafiği şekil 3.13'te verilmiştir



Şekil 3.13 Konfigürasyon 11 (Minnesota çok yönlü kişilik envanteri kitabından değiştirilerek)

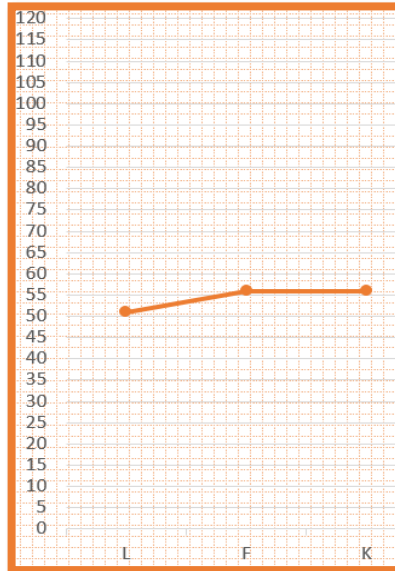
Konfigürasyon 12: L testi puanının 50'ye yakın, F puanının 70 puanın altında ve K puanının 50 T puanı üstünde olduğu konfigürasyondur. Bu profile sahip bireyler test

maddelerini anlayarak yanıtlamış ve test sonucu hastanın gerçek durumunu yansıtmaktadır.Konfigürasyona ait T puanı grafiği şekil 3.14'te verilmiştir.



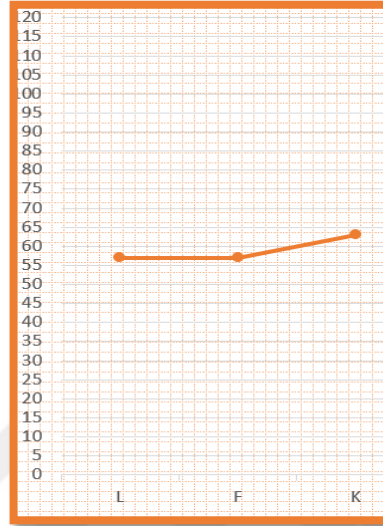
Şekil 3.14 Konfigürasyon 12 (Minnesota çok yönlü kişilik envanteri kitabından değiştirilerek)

Konfigürasyon 13: L testi puanının 50 üstü , F ve K puanının birbirine yakın ve 55 T puanı üstünde olduğu konfigürasyondur.Bu profile sahip bireyler uzun zamandır devam eden sorunlara sahip olsalarda , sorunlarıyla birlikte hayatını sürdürmeye bağlılık kazanmış kişilerdir.Konfigürasyona ait T puanı grafiği şekil 3.15'te verilmiştir.



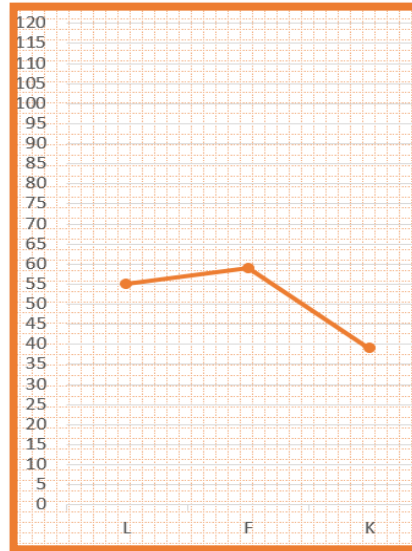
Şekil 3.15 Konfigürasyon 13 (Minnesota çok yönlü kişilik envanteri kitabından değiştirilerek)

Konfigürasyon 14: L testi puanının 60'ın altında , F puanının 70 puanın üstünde ve K puanının 59-64 aralığında olduğu konfigürasyondur.Bu profile sahip bireyler kendilerini erdemli biri olarak görmek ve göstermek isterler.Konfigürasyona ait T puanı grafiği şekil 3.16'te verilmiştir.



Şekil 3.16 Konfigürasyon 14 (Minnesota çok yönlü kişilik envanteri kitabından değiştirilerek)

Konfigürasyon 15: L testi puanının 55'in üstünde , F puanının 60 puanın altında ve K puanının 40 T puanının altında olduğu konfigürasyondur.Bu profile sahip bireyler duygusal yönlerini bastırmış geleneksel kişilerdir.Konfigürasyona ait T puanı grafiği şekil 3.17'te verilmiştir.



Şekil 3.17 Konfigürasyon 15 (Minnesota çok yönlü kişilik envanteri kitabından değiştirilerek)

Testin deęerlendirmesi yapılırken patolojik deęerlendirmeye geilmeden nce testin geerlilięi kontrol edilmelidir. Test geersizse klinik alt testlerdeki ykselmelere bakılarak tanı koymak doęru olmayacaktır. Testin geersiz olma nedenine gre uzman alacaęı aksiyona ve testin tekrar uygulanmasına karar verebilir.

3.2 Klinik Alt Testler

Klinik alt testler, testlerin adını aldıęı psikolojik rahatsızlıkların deęerlendirilmesi iin geliřtirilmiř testlerdir. Testin ierisinde her bir alt testte ait patolojiyi lmeye ynelik soru maddeleri mevcuttur. Bu klinik lcekler genel olarak 70 T puanı sınırlamasına gre deęerlendirilmekte ve 70 linin zerinde bulunan testler iin patolojinin mevcudiyedinden bahsedilebilmektedir.

3.2.1 Hipokondriazis (Hs)

Hipokondriazis iřinin normal vcud duyularını ařırı bir řekilde yanlış yorumlayarak, srekli bir saęlık endiřesi iinde olması ve srekli ciddi bir hastalık olduęuna inanması durumudur. Bu test hipokondriyak bireylerin kiřilik zelliklerini deęerlendirmek iin geliřtirilmiřtir.

3.2.2 Depresyon (D)

Depresyon iřinin genellikle znt, umutsuzluk ve ilgi kaybı gibi belirtilerle karakterize edilen ruhsal bir rahatsızlıęıdır. Bu test depresyon belirtilerinin seviyesini lmek iin geliřtirilmiřtir.

3.2.3 Histeri (Hy)

Histeri duygusal belirtilerle kendini gsteren ve kiřinin normal iřlevlerini srdrmesini engelleyen bir psikolojik bozukluktur. Bu alt test konversiyon histerisi tanısının yapılabilmesine yardımcı olmak iin geliřtirilmiřtir.

3.2.4 Psikopatik sapma (Pd)

Psikopatik sapma sosyal normlara ve toplumsal kurallara uymayan, dięer insanlara zarar veren veya onları umursamayan davranıřlarla karakterize edilen bir kiřilik bozukluęudur. Bu test psikopatik bireylerin davranıřlarını saptayabilmek iin geliřtirilmiřtir.

3.2.5 Kadınlık-erkeklik (Mf)

Kadınlık-erkeklik cinsiyet rollerine aşırı uyma veya cinsiyet kimliği ile ilgili belirsizlikler yaşama durumunu ifade eden bir terimdir. Bu test cinsel kimlik karmaşası ve sapmalarını incelemek amacıyla geliştirilmiştir.

3.2.6 Paranoya (Pa)

Paranoya; şüpheli, güvensiz ve genellikle başkalarının kendisine zarar vermek istediğine inanma eğiliminde olan bireyleri tanımlayan bir ruhsal bozukluktur. Bu test paranoyak bireylerin kişilik özelliklerini değerlendirmek için geliştirilmiştir.

3.2.7 Psikasteni (Pt)

Psikasteni obsesyonlar ve kompulsiyonlar gibi takıntılı düşünce ve davranışlarla karakterize edilen bir anksiyete bozukluğudur. Bu test psikasteni ve ya obsesif kompulsif bozukluğu değerlendirmek için geliştirilmiştir.

3.2.8 Şizofreni (Sc)

Şizofreni gerçeklikten kopma, anormal düşünce kalıpları ve duygulanım bozuklukları gibi semptomlarla karakterize edilen bir psikotik bozukluktur. Bu test şizofreniye özgü semptomları değerlendirmek için geliştirilmiştir.

3.2.9 Hipomani (Ma)

Hipomani yüksek enerji seviyesi, azalmış ihtiyaçlar ve aşırı iyimserlik gibi belirtilerle karakterize edilen, ancak tam manasıyla manik atak olmayan bir durumdur. Bu test bireylerin hipomani belirtilerini değerlendirmek için geliştirilmiştir.

3.2.10 Sosyal içe dönüklük (Si)

İnsanlarla ilişki kurmakta zorlanma, sosyal etkileşimden kaçınma ve içe dönük bir yaşam tarzını tercih etme eğilimi gösterme durumudur. Bu test sosyal ilişkilerdeki içe dönüklüğü ölçmek için standart MMPI testine sonradan eklenmiş bir testtir.

3.3 Yükselmeler

Klinik alt testler için 70 T puanı sınır kabul edilsede bu ölçüt tek başına değerlendirmede kriter değildir. 70 T puanını aşan alt testlerde puan aralıklarına göre

patolojiinin oluşturduğu belirti ve davranışlar değişkenlik gösterebilmektedir. Bazı alt testlerde ise düşük puanlar da önemli anlamlar ifade edebilmektedir. Klinik alt testlerdeki yükselmeler çoğu zaman tek bir patoloji sınıfında değil birlikte yükselme olarak görülebilmektedir. Bu yükselmeler yükselen patoloji sınıflarına göre ikili kodlu, üçlü kodlu ve dördü kodlu yükselme olarak adlandırılmaktadır.

Profil kağıdı üzerinde T puanlarına göre yükselme yorumları yapılırken kullanılan klinik alt testlerin kısa isimleri ve kod karşılıkları tablo 2.1' de verilmiştir. Örneğin, Hipokondriazis (Hs-1) ve depresyon (D-2) alt testlerinde aynı anda yükselmeye sahip bireylerde ikili kod yükselmelerinden 12/21 yükselmesi mevcuttur ancak yükselmelerde testi alan bireyin yükselme gösterdiği tüm alt testlerin ifade ettiği patolojiyi taşıdığı anlamı çıkartılamaz.

12/21 kod yükselmesine sahip bir birey için değerlendirme kitabında olası tanı, pasif bağımlı kişilik bozukluğu veya somatizasyon bozukluğu olarak verilmiştir. Kitapta, tanımlanan yükselme tiplerine ait 142 adet kod mevcuttur. Bu kodlara bağlı yükselme tiplerinin her biri derin kişilik tanımları ve psikolojik tanımlar içermektedir. Yükselme tiplerinin için Minnesota Çok Yönlü Kişilik Envanteri Değerlendirme Kitabı'nda yer alan yorumlardan birkaç tanesi şu şekildedir:

3.3.1 12/21 yükselmesi (hipokondriazis-hs/ depresyon-d)

Bu kodu alan bireylerde en sık görülen belirti bedensel şikayetler ve ağrılardır. Bedensel fonksiyonları ile aşırı ilgilidirler. Stres dönemlerinde şikayetleri artar. Semptomların psikolojik sorunlarla ilgili olduğunu anlamak istemezler. İçedönük, mutsuz, endişeli ve güvensiz bireylerdir. (...)

Olası tanı: Pasif bağımlı kişilik bozukluğu, Somatizasyon Bozukluğu.

3.3.2 270 yükselmesi (depresyon-d/ psikasteni-pt/ sosyal içedönüklük- si)

Bu yükselmeye sahip bireyler suçluluk duygusu yüksek, kendini aşağılayan agresif ve gergin kişilerdir. Duygularını ifade etmekte zorlanan aşırı kontrollü kişilerdir. İçe dönük tutumları kronik düzeydedir.

Olası tanı: Şizoid kişilik bozukluğu.

3.3.3 1237 yükselmesi (hipokondriazis-hs/ depresyon-d/histeri-hy/ psikasteni-pt)

Bu gruptaki bireylerde anksiyete, gerginlik, korku, özgüven düşüklüğü ve ilişkilerde bağımlılık artabilir. K 50 T puanından düşükse sırt ve göğüs ağrıları ve epigastrik yakınmalar sıkça görülür. Bu kişiler sorumluluklarla başetmekte zorlanabilirler. Bu özelliklere sahip erkek bireyler genellikle kendilerinden daha güçlü kadınlarla ilişki kurarlar ve bu ilişki içinde bağımlılık rolünü üstlenmeye çalışırlar. Ayrıca, bu kişilerde kronik işsizlik ve alkol bağımlılığı gibi sorunlar da ortaya çıkabilir.



4. MATERYAL VE METOD

4.1 Veri Setinin Oluşturulması

Bu çalışmada yapay zekâ ile test değerlendirmesi yapılırken testin geçerlilik sınıflandırması testin bilinen L,F,K geçerlilik alt testleri değerlendirme kuralları ve sık rastlanan geçerli-geçersiz konfigürasyonlara göre yapılmıştır. 15 sık rastlanan konfigürasyona ve değerlendirme kitabında verilen T puanı şartlarına göre konfigürasyonlar için Tablo 4.1’de örneği verildiği gibi 306 adet yapay veri oluşturulmuş, geçerli-geçersiz sınıflandırması için eğitim ve test aşamalarında bu veriler kullanılmıştır.

Tablo 4.1 Konfigürasyonlara göre oluşturulmuş yapay veri örnekleri

KONFIGÜRASYON	L	F	K	SINIF	KONFIGÜRASYON	L	F	K	SINIF
1	54,1	73,3	54,1	GE CERLİ	1	52,6	79,6	50,7	GE CERLİ
2	69,2	52,2	61,7	GE CERLİ	2	67,9	48,8	61,5	GE CERLİ
3	61,0	37,4	62,3	GE CERLİ	3	65,4	44,8	64,3	GE CERLİ
4	39,9	45,2	59,1	GE CERLİ	4	39,6	45,1	58,1	GE CERLİ
5	60,8	48,1	42,2	GE CERLİ	5	59,4	48,8	44,9	GE CERLİ
6	54,4	113,8	57,0	GE CERSİZ	6	56,9	111,6	54,1	GE CERSİZ
7	31,8	120,4	33,8	GE CERSİZ	7	31,1	127,6	31,9	GE CERSİZ
8	75,2	85,5	76,2	GE CERSİZ	8	75,9	89,7	79,5	GE CERSİZ
9	61,9	93,9	64,7	GE CERSİZ	9	51,1	97,7	65,8	GE CERSİZ
10	62,0	70,3	67,1	GE CERLİ	10	59,9	74,8	66,9	GE CERLİ
11	50,5	60,6	32,8	GE CERLİ	11	54,0	64,0	33,8	GE CERLİ
12	50,7	65,1	55,4	GE CERLİ	12	49,3	64,8	55,3	GE CERLİ
13	52,3	62,5	62,5	GE CERLİ	13	52,3	62,1	62,1	GE CERLİ
14	59,4	58,9	62,4	GE CERLİ	14	57,6	57,1	63,2	GE CERLİ
15	54,2	71,9	33,9	GE CERLİ	15	55,3	74,4	38,9	GE CERLİ

Yükselme tiplerinin belirlenebilmesi ve sınıflandırılabilmesi için yapay zekâ kullanılan bu çalışmada eğitim ve test verileri oluşturulurken yükselme tiplerine ait beklenen T puanları göz önünde bulundurularak 142 kod’un her biri için yapay veriler üretilmiştir. 142 kod sınıfının yanında klinik alt testlerin tek başına patoloji vermesiyle oluşacak 10 sınıf ve patoloji vermeyen bireylere ait 1 sınıfta oluşturularak 153 sınıf için toplam 1530 yapay veri üretilmiştir. Klinik alt testlerin değerlendirmesinde oluşabilecek sınıflar ve yükselme tiplerine ait örnekler içeren verilerin bir kısmı tablo 4.2’de verilmiştir.

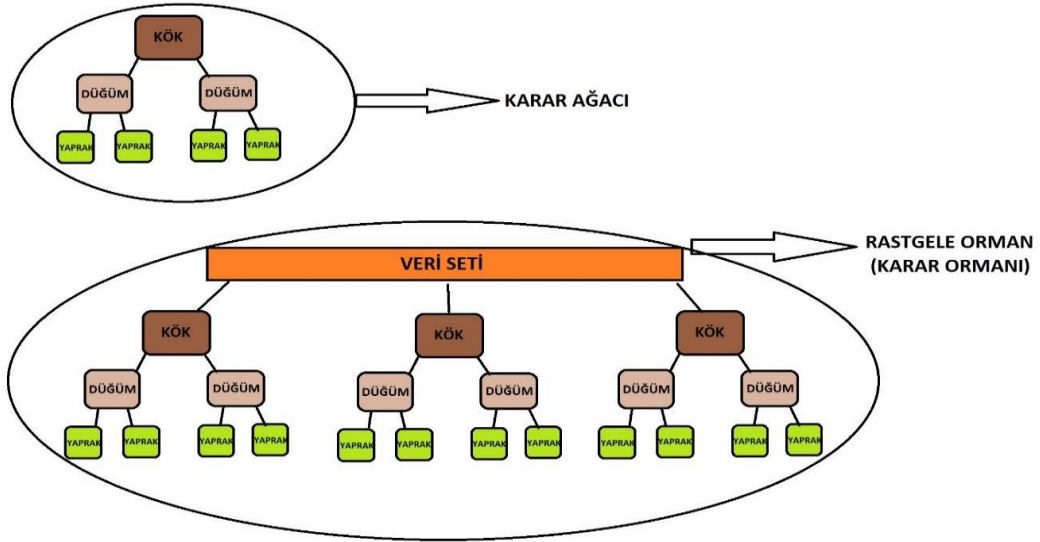
Tablo 4.2 Yükselme tiplerine göre oluşturulmuş yapay veri örnekleri

HS	D	HY	PD	MF	PA	PT	SC	MA	Sİ	KOD
49,7	58	55	45	51	45,2	46,3	55,7	42,7	48,6	S (sağlıklı)
73,3	49	36	35	39	46,4	56,3	49,0	37,4	43,0	1(tekli yükselme)
47	86,8	48	50	46	46,2	35,8	48,8	55,1	52,7	2(tekli yükselme)
39	45	73,5	49	46	57,1	40,6	56,7	58,6	37,8	3(tekli yükselme)
53	45	47	71,8	55	45,9	55,6	40,5	51,1	46,9	4(tekli yükselme)
52	38	55	41	79,5	43,0	38,0	44,3	42,2	44,3	5(tekli yükselme)
42	38	45	38	58	72,7	36	58	41	50	6(tekli yükselme)
47	41	42	50,8	58,0	49,5	78,8	44	57	56	7(tekli yükselme)
58	40	37	40,7	45,6	37,5	38	74,4	45	53	8(tekli yükselme)
45	38	57	55,0	44,5	50,1	54	49	76,1	49	9(tekli yükselme)
36	56	39	52,5	50,9	39,0	39	38	51	70,5	0(tekli yükselme)
82,6	73,7	48	51,8	42,8	35,6	39	39	37	54	12(ikili yükselme)
77,0	86,6	39	48,8	41,5	57,8	52	49	38	44	21(ikili yükselme)
79,1	42	71,4	37,3	38,4	38,8	38	46	37	57	13(ikili yükselme)
72,8	52	79,6	42,8	46,5	38,6	54	49	49	39	31(ikili yükselme)
84,2	47	44	76,1	43	37	45	54	54	36	14(ikili yükselme)
71,9	49	52	77,3	54	58	38	56	58	38	41(ikili yükselme)
77,4	36,6	53,1	36,2	54,0	41,1	51,9	75,9	49	41	18(ikili yükselme)
75,7	51,3	51,9	45,8	53,7	46,2	35,7	81,9	43	55	81(ikili yükselme)
82,2	46,9	58,3	37,1	47,8	40,2	48,4	50	70,4	47	19(ikili yükselme)
71,3	43,5	52,3	51,4	54,9	54,6	49,6	46	81,4	46	91(ikili yükselme)
77,5	46,4	52,1	41,1	57,0	40,9	43,3	36	50	76,2	10(ikili yükselme)
70,2	57,7	55,7	39,6	43,5	54,9	50,4	57	54	81,8	01(ikili yükselme)
...										
86,1	85,5	79,6	72,3	42	58	43	39	35	40	1234(dörtlü yükselme)
87,3	85,6	80,8	45	49	75,2	57	52	48	53	1236(dörtlü yükselme)
86,2	82,5	79,1	35	35	42	75,5	45	51	41	1237(dörtlü yükselme)
86,7	84,9	50	57	47	49	80,0	53	44	75,7	1270(dörtlü yükselme)
83,1	79,6	76,0	42	58	53	73,2	71,8	36	48	12378(beşli yükselme)
81,9	79,2	35	58,8	40,2	44,2	41,1	70,5	38	53	128(üçlü yükselme)
76,4	81,3	51	41,0	47,1	53,1	52,3	72,8	52	48	218(üçlü yükselme)
84,5	78,6	42	41,9	46,6	52,2	45,1	43	75,1	56	129(üçlü yükselme)
76,8	85,7	51	47,3	37,7	55,8	36,0	53	73,4	47	219(üçlü yükselme)
82,6	76,5	53	55,3	48,9	53,7	58,2	54	41	75,8	120(üçlü yükselme)
...										

4.2 Makine Öğrenmesi: Karar Ağacı ve Rastgele Orman Yöntemi

Karar ağacı yönteminde makine öğrenmesi gerçekleşirken karar kuralları belirlenir. Entropi hesabı ile oluşturulan karar kuralları kök düğümden başlayarak, giderek

minimuma düşürülen entropi değerleri ile yeni karar kurallarını ve düğümleri, nihai olarak yaprak düğümleri yani sınıfları oluşturur.[15][16] Rastgele orman yöntemi ise birden çok karar ağacından oluşan makine öğrenmesi modelidir. Ormandaki her ağaç bağımsız tahmin sonucu içerir ve bu sonuçların ortalamasına göre sınıflandırma işlemi gerçekleştirilir. Rastgele orman yöntemi, karar ağacının aşırı öğrenmeye eğilimi göz önünde bulundurulduğunda sayısal verilerin sınıflandırılmasında avantajlı bir yöntemdir.[16-18] Bu çalışmada da tamamı sayısal verilerden oluşan veri seti için rastgele orman yöntemi kullanımı ile yüksek doğruluk oranı elde edilmiştir. Karar ağacı ve rastgele orman diyagramları şekil 4.1’de verilmiştir.



Şekil 4.1 Karar ağacı ve rastgele orman diyagramı

Rastgele orman algoritması ile sınıflandırma yapılırken her bir veri noktası için karar ağacı sonuçlarının tahminleri toplanarak, çoğunluklu sınıflara göre tahmin gerçekleştirilir. Karar ağaçları ise karar yapılarını entropi ölçüsü en az olan alanlara göre düzenler çünkü entropi ölçüsü yüksek veri alanlarında sonuçlar daha belirsizdir [19-21].

Her bir sınıf için olasılık değerini $P(c)$ olarak ifade edersek entropi (E) formülü aşağıda verildiği gibidir.(sınıfın olasılığı her bir sınıf için örneklerin veri setindeki oranını ifade eder)

$$E = - \sum_{i=1}^n P(c_i) \cdot \log_2(P(c_i)) \quad (4.1)$$

- n , sınıf sayısı (bu çalışmada kullanılan veri seti için 153).
- $P(ci)$, i . sınıfın olasılığı.

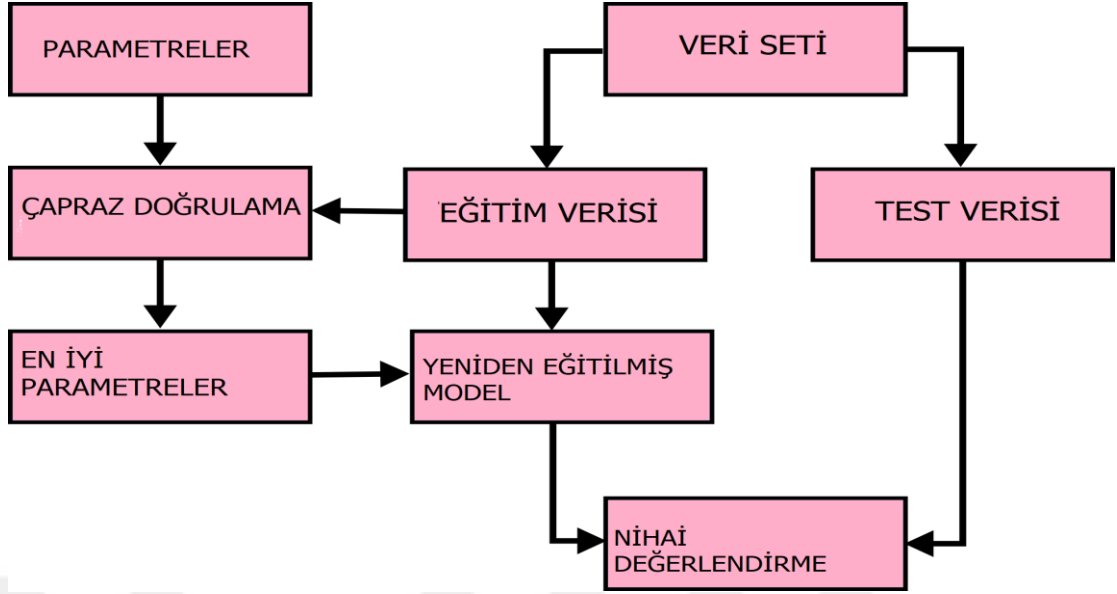
Bu çalışmada, rastgele orman algoritmasında ormanı oluşturan karar ağaçları, gini değerine dayalı ikili bölme işlemi ile çalışan C&RT(Classification and Regression Tree) algoritması ile karar yapısını oluşturmuştur. C&RT karar ağacı algoritmasında "Gini impurity" (Gini kirliliği) formülü ile veri setinin homojenliği ve bölünme kriteri değerlendirilerek sınıflandırma işlemini gerçekleştirir [19-21].

Enropi formülü gibi kullanılan gini formülü ile en iyi bölünme yani sınıflandırmada karar yapısı belirlenir.

$$IG(p) = 1 - \sum_{i=1}^n p_i^2 \quad (4.2)$$

- $IG(p)$, Gini impurity değeri.
- p_i , i . sınıfa ait örneklerin oranını.
- n , sınıf sayısı.

Rastgele orman yönteminde sınıflandırma, karar ağaçlarından alınan sınıf tahminlerinin çoğunluğuna göre gerçekleştirilir. Böylelikle tek bir karar ağacıyla elde edilecek sonuçlardaki aşırı ezberleme (overfitting) riski azaltılmış olur. Rastgele orman yönteminin tek bir karar ağacına kıyasla ezberleme riskinin düşük olduğu bilinsede bu çalışmada performans değerlendirmesi için çapraz doğrulama (cross-validation) uygulanmıştır [19-21]. Çapraz doğrulama veri setinin alt kümelere bölünerek her bir alt kümenin eğitimi ve testinden elde edilen sonuçların toplamı ile elde edilen sonuçları ifade eder. Modeldeki aşırı öğrenmenin tespiti ve modelin performansını değerlendirmede etkili bir yöntemdir. Model eğitimindeki iş akış şeması şekil 4.2'verilmiştir [22].



Şekil 4.2 Çapraz doğrulama (cross validation) iş-akış şeması.[22]

4.2.1 Performans parametreleri

Bu modelde performans değerlendirmesi için karmaşıklık matrisi (confusion matrix), doğruluk(accuracy), kesinlik(precision), Hatırlatma(recall) ve F1-skor parametreleri kullanılmıştır. Karmaşıklık matrisi tahmin edilen değerlerin gerçek pozitif (true positive-TP), Yanlış negatif (false negative-FN),gerçek negatif (true negative-TN) ve yanlış pozitif değerlerini içerir. Gerçek pozitif, değeri doğru sınıflandırılmış pozitif değerleri, yanlış negatif değeri yanlış sınıflandırılmış negatif hücreleri, gerçek negatif değeri doğru sınıflandırılmış negatif değreleri, yanlış pozitif değeri ise yanlış sınıflandırılmış pozitif değerleri ifade eder[23].

Doğruluk değeri doğru tahmin edilen pozitif ve negatif değerlerin tüm veri setine bölünmesiyle elde edilen orandır [23].

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FN+FP} \quad (4.3)$$

Kesinlik değeri yanlış pozitiflerin sayısını azaltmak ve modelin güvenilirliğini değerlendirmek için kullanılan bir ölçüttür. Doğru pozitiflerin tüm pozitif tahminlere oranı ile belirlenir [23].

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4.4)$$

Hatırlatma değeri gerçek pozitif değerlerinin tüm pozitif olması gereken değerler içindeki oranını ifade eder. Hatırlatma değeri ne kadar yüksekse model gerçek pozitif değerleri o kadar iyi tanımlar[23].

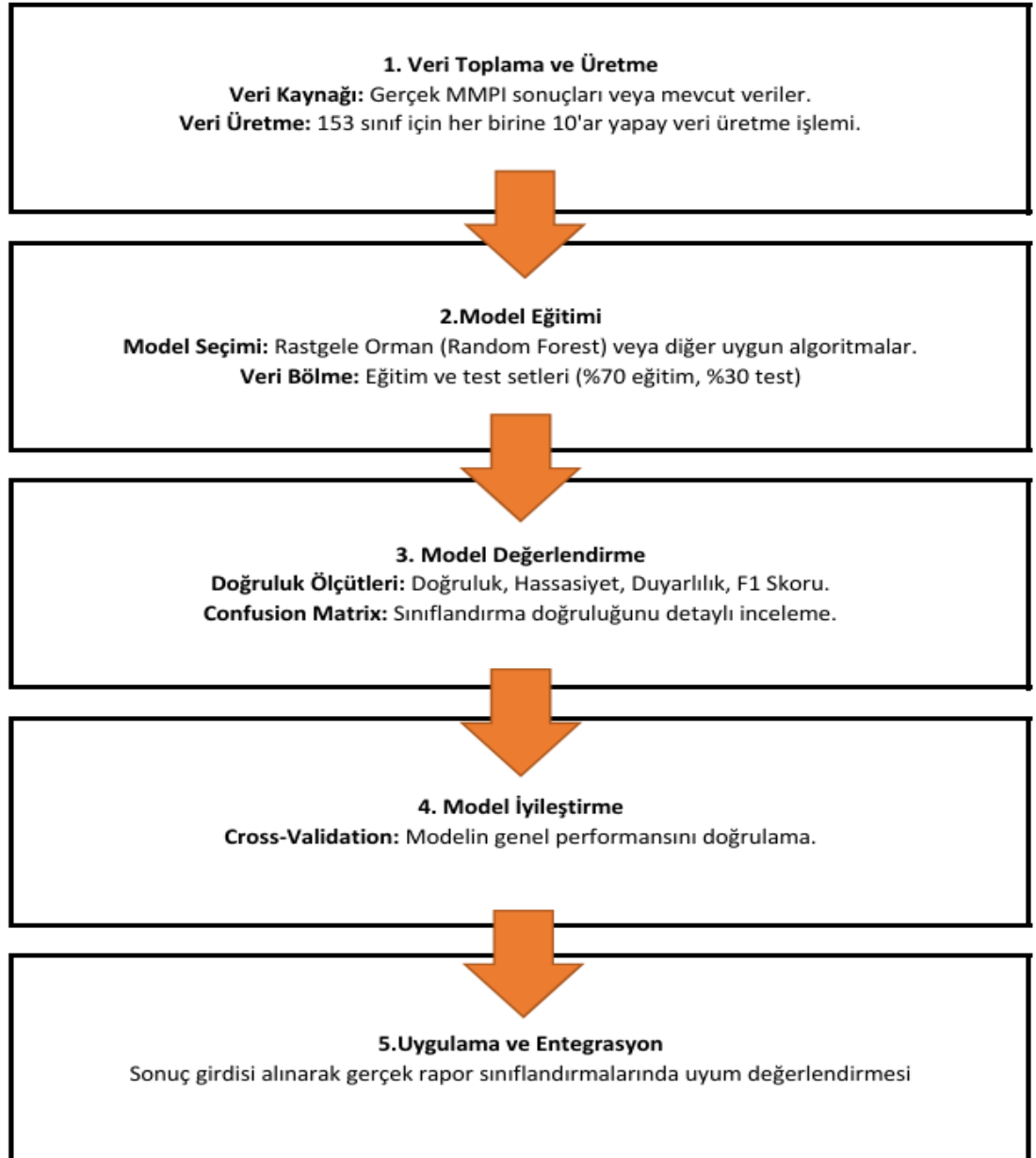
$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4.5)$$

F1-skor değeri hatırlatma ve kesinlik değerlerinin harmonik ortalaması ile elde edilir. Doğru pozitif ve yanlış pozitif tahminleri dengeli bir şekilde ele alınır, böylelikle veri setinde eşit dağılmayan hatalı model seçimi önlenir [23].

$$F1 - score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision+Recall} \quad (4.6)$$

4.3 Makine Öğrenmesi ile MMPI Testinin Yorumlanması İçin Önerilen Mimari

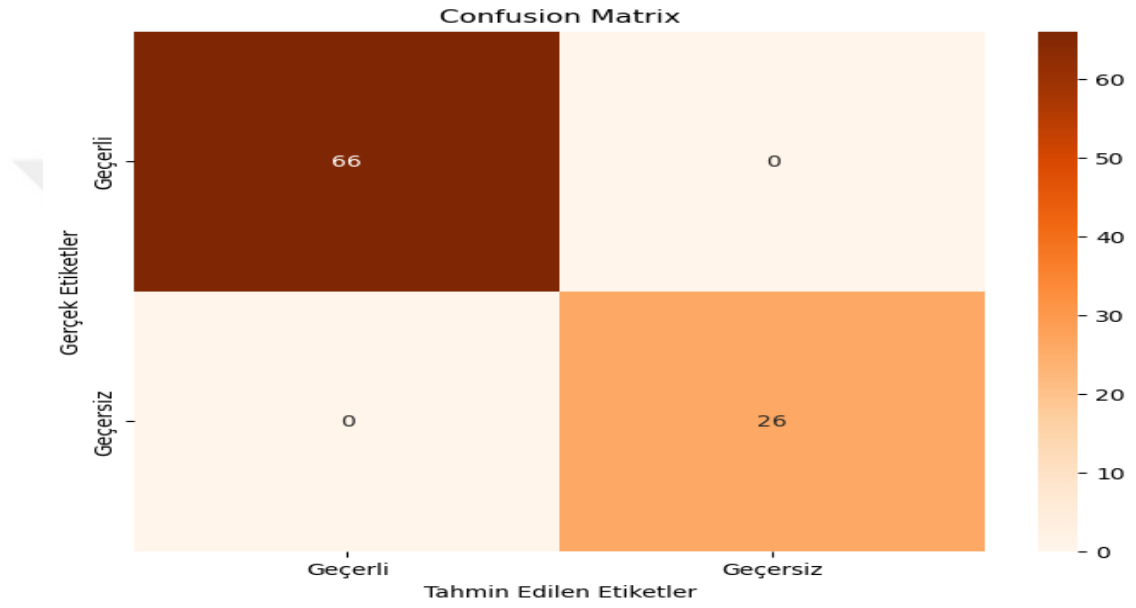
Bu çalışmada önerilen mimariye ait blog diyagram şekil 4.3'te verildiği gibidir.



Şekil 4.3 Makine Öğrenmesi ile MMPI Testinin Yorumlanması İçin Önerilen Mimari

4.4 Deneysel Sonular ve Tartışma

Testin yapay zekâ ile deęerlendirmesi de iki ařamada gerekleřtirilmiřtir. Geerlilik testleri deęerlendirmesinde 306 adet veriden oluřan veri setinin %70'i ile eęitim gerekleřtirildikten sonra %30'u ile gerekleřtirilen test ařamasında 1.0 doęruluk oranı elde edilmiřtir. 92 adet test verisinin sınıflandırılması ile elde edilen karmařıklık matrisi (confusion matrix) Őekil 4.4'te yer almaktadır.



Őekil 4.4 Geerlilik alt testi deęerlendirmesine ait karmařıklık matrisi (confusion matrix)

Klinik alt testlerin deęerlendirmesi yapılırken ilk olarak karar aęacı yntemi ile eęitim ve test gerekleřtirilerek 0.96 doęruluk elde edilmiř daha iyi sonular elde edilebilmesi iin nihai olarak rastgele orman yntemi ile eęitim ve test ařamaları gerekleřtirilmiřtir. 1530 veri ve 153 sınıftan oluřan veri setinin %70'i ile eęitim gerekleřtirildikten sonra %30'u ile gerekleřtirilen test ařamasında rastgele orman yntemi ile 0.99 doęruluk oranı elde edilmiřtir.

Modelin ařırı uyum riski ve performansını deęerlendirmek iin uygulanan apraz doęrulama ynteminde 5 alt kmenin ortalaması ile elde edilen sonuların doęruluk oranı da 0.99 olarak elde edilmiřtir. Klinik alt testlerin deęerlendirme ařamasında 153 adet sınıf bulunduęundan confusion matrix elde edilememiřtir. Her bir sınıf iin; “**precision** (hassasiyet-kesinlik deęeri)”, “ **recall**(Duyarlılık veya gerek pozitif oranı)” “**f1-score**(hassasiyet ve duyarlılık deęerlerinin ortalamasını ifade eder.)”, “

support (test verisi içindeki sınıfa ait örnek sayısını ifade eder.)” değerlerini içeren bir sınıflandırma raporu elde edilmiştir. Sınıflandırma rapor sonuçları tablo 4.3’te verildiği gibidir.

Tablo 4.3 Sınıflandırma rapor sonuçları

Sınıflar	Precision	Recall	f1-score	Support
0	1.00	1.00	1.00	2
1	1.00	1.00	1.00	3
1	1.00	1.00	1.00	5
10	1.00	1.00	1.00	3
12	1.00	1.00	1.00	3
120	1.00	1.00	1.00	5
123	1.00	1.00	1.00	1
1234	1.00	1.00	1.00	3
1236	1.00	1.00	1.00	4
1237	1.00	1.00	1.00	2
12378	1.00	1.00	1.00	4
1270	1.00	1.00	1.00	8
128	1.00	1.00	1.00	2
129	1.00	1.00	1.00	2
13	1.00	1.00	1.00	3
132	1.00	1.00	1.00	4
1342	1.00	1.00	1.00	3
136	1.00	1.00	1.00	4
137	1.00	1.00	1.00	2
138	1.00	1.00	1.00	6
1382	1.00	1.00	1.00	4
139	1.00	1.00	1.00	2
14	1.00	1.00	1.00	2
146	1.00	1.00	1.00	2
1469	1.00	1.00	1.00	3
18	1.00	1.00	1.00	4
19	1.00	1.00	1.00	5
2	0.75	1.00	1.00	3
207	1.00	1.00	1.00	3
21	1.00	1.00	1.00	2
210	1.00	1.00	1.00	3
213	1.00	1.00	1.00	4
218	1.00	1.00	1.00	2
219	1.00	1.00	1.00	1
23	1.00	1.00	1.00	3
231	1.00	1.00	1.00	3
24	1.00	1.00	1.00	2
243	1.00	1.00	1.00	3
247	1.00	1.00	1.00	5
248	1.00	1.00	1.00	1

27	1.00	1.00	1.00	1
270	1.00	1.00	1.00	3
273	1.00	1.00	1.00	4
274	1.00	1.00	1.00	4
275	1.00	1.00	1.00	2
278	1.00	1.00	1.00	3
28	1.00	1.00	1.00	2
281	1.00	1.00	1.00	4
284	1.00	1.00	1.00	3
287	1.00	1.00	1.00	3
29	1.00	1.00	1.00	1
3	1.00	1.00	1.00	4
31	1.00	1.00	1.00	3
314	1.00	1.00	1.00	3
316	1.00	1.00	1.00	3
318	1.00	1.00	1.00	1
32	1.00	1.00	1.00	6
321	1.00	1.00	1.00	4
34	1.00	1.00	1.00	1
345	1.00	1.00	1.00	2
346	1.00	1.00	1.00	2
36	1.00	1.00	1.00	6
38	1.00	1.00	1.00	5
4	1.00	1.00	1.00	3
41	1.00	1.00	1.00	3
42	1.00	0.67	0.80	3
427	1.00	1.00	1.00	4
43	1.00	1.00	1.00	2
432	1.00	1.00	1.00	3
435	1.00	1.00	1.00	4
436	1.00	1.00	1.00	4
45	1.00	1.00	1.00	2
456	1.00	1.00	1.00	6
46	1.00	1.00	1.00	3
462	1.00	1.00	1.00	2
463	1.00	1.00	1.00	4
468	1.00	1.00	1.00	5
469	1.00	1.00	1.00	2
47	1.00	1.00	1.00	4
472	1.00	1.00	1.00	5
48	1.00	1.00	1.00	3
482	1.00	1.00	1.00	3
489	1.00	1.00	1.00	3
49	1.00	1.00	1.00	4
493	1.00	1.00	1.00	1
495	1.00	1.00	1.00	5
496	1.00	1.00	1.00	3

498	1.00	1.00	1.00	2
5	1.00	1.00	1.00	4
534	1.00	1.00	1.00	4
54	1.00	1.00	1.00	1
6	1.00	1.00	1.00	5
63	1.00	1.00	1.00	2
64	1.00	1.00	1.00	5
642	1.00	1.00	1.00	4
643	1.00	1.00	1.00	4
648	1.00	1.00	1.00	6
678	1.00	1.00	1.00	5
679	1.00	1.00	1.00	3
68	1.00	1.00	1.00	4
680	1.00	1.00	1.00	4
69	1.00	1.00	1.00	4
694	1.00	1.00	1.00	3
698	1.00	1.00	1.00	1
7	1.00	1.00	1.00	2
72	1.00	1.00	1.00	4
723	1.00	1.00	1.00	4
724	1.00	1.00	1.00	2
725	1.00	1.00	1.00	3
728	1.00	1.00	1.00	3
74	1.00	1.00	1.00	5
742	1.00	1.00	1.00	4
78	1.00	1.00	1.00	4
782	1.00	1.00	1.00	3
784	1.00	1.00	1.00	5
789	1.00	1.00	1.00	2
794	1.00	1.00	1.00	1
8	1.00	1.00	1.00	3
82	1.00	1.00	1.00	2
821	1.00	1.00	1.00	1
824	1.00	1.00	1.00	7
827	1.00	1.00	1.00	2
83	1.00	1.00	1.00	2
84	1.00	1.00	1.00	2
842	1.00	1.00	1.00	1
849	1.00	1.00	1.00	4
86	1.00	1.00	1.00	3
860	1.00	1.00	1.00	1
87	1.00	1.00	1.00	1
872	1.00	1.00	1.00	3
8726	1.00	1.00	1.00	1
874	1.00	1.00	1.00	3
876	1.00	1.00	1.00	1
89	1.00	1.00	1.00	4

9	1.00	1.00	1.00	2
91	1.00	1.00	1.00	2
92	1.00	1.00	1.00	4
94	1.00	1.00	1.00	5
943	1.00	1.00	1.00	1
945	1.00	1.00	1.00	2
946	1.00	1.00	1.00	5
948	1.00	1.00	1.00	4
96	1.00	1.00	1.00	4
964	1.00	1.00	1.00	3
968	1.00	1.00	1.00	2
98	1.00	1.00	1.00	3
S	1.00	1.00	1.00	1
<hr/>				
accuracy			1.00	459
macro avg	1.00	1.00	1.00	459
weighted avg	1.00	1.00	1.00	459

4.4.1 Tartışma

Yapılan çalışmada MMPI testi değerlendirmesinin yapay zekâ ile gerçekleştirilebilirliğinin ve klinik alt test değerlendirmelerinde 153 klinik sınıfa rağmen yüksek doğruluk oranıyla sınıflandırmanın mümkün olduğu gözlemlenmiştir. MMPI testinin yapay zekâ ile yorumlanmasıyla, test uygulamasının toplumda kültürel ve sosyal farklılıklara rağmen her bireye ulaşabileceği, teşhis-tanı aşamasının hızlanmasıyla beraber tedavi planlama ve uygulama sürecinde hızlanacağı öngörülmektedir. Çalışma, uzmanlar ve psikologlar başta olmak üzere tüm topluma fayda sağlayacaktır. Yapılan literatür taraması sonucunda MMPI testi değerlendirmesinin doğrudan yapay zeka ile yorumlandığı bir çalışmaya rastlanmazken MMPI verileri kullanılarak belirli alanlardaki sonuç sınıflandırmalarının yapıldığı çalışmalar da 2018-2023 yılları arasında sınırlı kalmaktadır. Yapılan çalışmalarda genellikle spesifik psikolojik hastalıklar üzerinde çalışmalar yapılmıştır. Krzysztof Pancerz ve arkadaşları 2020 yılında, 1710 kadınının polonya uyarlaması MMPI testi sonuçlarını kullanarak bulanık karar ağaçlarıyla sınıflandırma yaptıkları çalışmada diğer çalışmalara kıyasla daha genel sınıfları inceleyerek yüksek doğruluk oranı elde etselerde MF skorunu gözardı ederek ve sadece kadınların sonuçlarını inceleyerek çalışmayı gerçekleştirmişlerdir. Bu çalışmada tüm patolojik sınıfları ve bireyleri kapsayacak yapay veriler üreterek yapay zekâ öğrenmesi gerçekleştirilmiştir. Böylelikle çalışmanın, yapay zekânın

uygulamasının sınırlı kaldığı alanlardan birinde büyük bir gelişim sağlayarak psikolojinin birçok alt alanına ve başka psikolojik testlerinde yapay zekâ ile yorumlanmasına ön ayak olacağı düşünülmektedir.



5. SONUÇ

Sonuç olarak, bu çalışma MMPI testinin uygulanmasında yapay zekânın kullanımının önemli bir etkisi olduğunu ortaya koymuştur. 1530 verilik veri seti üzerinde gerçekleştirilen sınıflandırma sonuçları, %99'luk bir doğruluk oranıyla MMPI testinin psikopatoloji sınıflandırmasında etkili olduğunu göstermektedir. Bu çalışmanın, psikoloji alanında yapay zekâ kullanımının etkinliğini artıracığı ve MMPI testinin uygulama ve yorumlama alanındaki eksiklikleri gidereceği öngörülmektedir.

Çalışmanın katkıları arasında, MMPI testinin toplumda uygulanabilirliğinin artırılması, tarafsız sonuçların elde edilebilmesi, testin toplumun uç noktalarına erişebilirliğinin artması, tanımlamalardaki kayıpların en aza indirgenmesi ve uzman kişilere tedavi sürecini planlama ve uygulamada kolaylık sağlanması yer almaktadır. Bunun yanı sıra, günlük iletişim becerilerinin geliştirilmesine ve testin mahremiyet kaygısı olmadan tarafsız cevaplanmasına katkıda bulunarak, toplumda uzun vadede verimlilik ve üretkenliğe de katkı sağlayabileceği öngörülmektedir.

Sonuç olarak, bu çalışma MMPI testinin yapay zekâ ile entegrasyonunun, psikoloji alanında önemli bir ilerleme sağlayabileceğini göstermiştir. Gelecekteki çalışmaların bu alandaki potansiyel avantajlarını ve dezavantajlarını daha fazla incelemesi beklenmektedir.

KAYNAKLAR

- [1] John R.Graham .“Mmpı Uygulama Ve Yorumlama Rehberi”(Doç. Dr. Oya SORİAS, çev.) Ankara,1998. Türk Psikologlar Derneği Yayınları.
- [2] Prof.Dr. Birsen Ceyhun, Uz. Psk. Nursen Oral.“Minnesota Çok Yönlü Kişilik Envanteri Değerlendirme Kitabı” Ankara,2003,2.Baskı. Çizgi Yayınları.
- [3] Toğrol, B. “MMPI ŞAHSİYET TESTİ”. Psikoloji Çalışmaları 7, Şubat (Şubat 2012): 51-64.
- [4] François Chollet “Python ile Derin Öğrenme” Eylül 2019,Ankara, Buzdağı Yayınevi.
- [5] Hangnyoung Choi, Jae Han Kim, Hwiyoung Kim and Keun-Ah Cheon“Identifying major predictors for parenting stress in a caregiver of autism spectrum disorder using machine learning models” Journal of frontiers, 2023 August.
- [6] Vitaly Levashenko, Krzysztof Pancerz, Jerzy Gomuła “Experiments with Classification of MMPI Profiles using Fuzzy Decision Trees” Proceedings of the Federated Conference on Computer Science and Information Systems pp. 125–128
- [7] Sun Hae Kim, Hye-Kyung Lee, Kounseok Lee “Can the MMPI Predict Adult ADHD? An Approach Using Machine Learning Methods” Journal of diagnostics, 2021 May.
- [8] Krzysztof Pancerza, Marcin Chyłaa, Sylwia Augustynowicza, Jerzy Gomułab “Experiments with Fuzzification of MMPI Profiles for the Classification Task” 24th International Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information & Engineering Systems-Elsevier- Procedia Computer Science 176 (2020) 3486–3495
- [9] Gilberstadt, H. , and Duker, J. A Handbook for Clinical and Actuarial MMPI Interpretation. Philadelphia: Saunders, 1965.
- [10] Gynther, M. D. ; Altman, H. ; Warken, R. W. ; and Sletten, I. W. A new actuarial system for MMPI interpretation: Rationale and methodology. Journal of Clinical Psychology, 28: 173-179, 1972
- [11] Gynther, M. D. ; Altman, H. ; and Sletten, I. W. Development of an empirical interpretive system for the MMPI: Some after- the- fact observations. Journal of Clinical Psychology, 29: 232-234, 1973.
- [12] Marks, P. A. , and Seeman, W. An Atlas for Use with the MMPI: The Actuarial Description of Abnormal Personality. Baltimore: Williams and Wilkins, 1963.
- [13] Marks, P. A. ; Seeman, W. ; and Haller, D. L. The Actuarial Use of the MMPI with Adolescents and Adults. Baltimore: Williams and Wilkins, 1974.

[14] Meryem Pulat, İpek Deveci Kocakoç. “Türkiye’de Makine Öğrenmesi ve Karar Ağaçları Alanında Yayınlanmış Tezlerin Bibliyometrik Analizi” Yönetim ve ekonomi dergisi. Cilt:28.Sayı:2. 2021

[15] Aslı ÇALIŞ, Sema KAYAPINAR, Tahsin ÇETİNYOKUŞ. “Veri Madenciliğinde Karar Ağacı Algoritmaları İle Bilgisayar Ve İnternet Güvenliği Üzerine Bir Uygulama” Endüstri Mühendisliği Dergisi. Cilt: 25 Sayı: 3-4 Sayfa: 2-19.2014

[16] Brownlee, J. (2016). Machine Learning Mastery with Python. San Francisco, CA: Machine Learning Mastery.

[17] Li, C. , & Managi, S. (2024). Mental health and natural land cover: A global analysis based on random forest with geographical consideration. Scientific Reports, 14:2894.

[18] Sundaravadivelu, Bhuvaneswari; Santhanakrishnan, Karthikeya. “Breast Cancer Detection Using Comprising Fuzzy C-Means and Artificial Bee Colony Optimization Segmentation and Grading with Random Forest Classifier.” Traitement du Signal, 2023, Vol 40, Issue 6, p2751

[19] Yıldız Korkmaz, B., & Özcan, U. (2018). Bir Havayolu İşletmesinde Kabin Ekiplerinin Performans Değerlendirmesine İlişkin bir Veri Madenciliği Uygulaması. Karadeniz Fen Bilimleri Dergisi, 8(2), 154-170. DOI: 10.31466/kfbd.476189

[20] Çalış, A., Kayapınar, S., & Çetinyokuş, T. (Tarih yok). Veri Madenciliğinde Karar Ağacı Algoritmaları İle Bilgisayar Ve İnternet Güvenliği Üzerine Bir Uygulama. Endüstri Mühendisliği Dergisi, 25(3-4), 2-19.

[21] Özekeş, S., & Çamurcu, A. Y. (2002). "Veri Madenciliğinde Sınıflama Ve Kestirim Uygulaması," Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi, Sayı 18, ss. 1-17.

[22] Çapraz Doğrulama (Cross-validation). (Erişim tarihi: Mart 2024). Scikit-learn. https://scikit-learn.org/stable/modules/cross_validation.html

[23] Budak, C., Mençik, V. SLIC süperpiksel yöntemi ile belirlenen ilgi bölgesi ile halka hücreli kanserin histopatolojik görüntülerde tespiti. *Nöral Hesaplama ve Uygulama* 34 , 13499–13512 (2022). <https://doi.org/10.1007/s00521-022-07183-8>

[24] Balaban, M. E., & Kartal, E. (2017). Veri Madenciliği ve Makine Öğrenmesi: Temel Algoritmaları ve R Dili ile Uygulamaları. İstanbul, Türkiye: Kâğıt Kapak Yayıncılık.

[25] Zhu, X. (2005). Semi-Supervised Learning Literature Survey. University of Wisconsin Madison Computer Sciences Department.

[26] Xia, F. (2006). Semi-supervised learning and self-training. Web: <http://faculty.washington.edu/fxia/courses/LING572/self-training.ppt>

[27] Zhu, X. (2007). ICML. Semi-Supervised Learning Tutorial, 1–135. Madison, USA: University of Wisconsin Department of Computer Sciences.

- [28] Bennett, K. P., & Demiriz, A. (1999). Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS). Semi-supervised Support Vector Machines, 368–374. MIT Press.
- [29] Ding, S., Zhu, Z., & Zhang, X. (2015). An overview on semi-supervised support vector machine. *Neural Computing & Applications*. doi: 10.1007/s00521-015-2113-7
- [30] Sheikhpour, R., Sarram, M. A., Gharaghani, S., & ZareChahooki, M. A. (2017). A Survey on semi-supervised feature selection methods. *Pattern Recognition*, 141–158. doi: 10.1016/j.patcog.2016.11.003
- [31] Sawant, S. S., & Prabukumar, M. (2018). A review on graph-based semi-supervised learning methods for hyperspectral image classification. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*. doi: 10.1016/j.ejrs.2018.11.001
- [32] Xu, C., Tao, D., & Xu, C. (2013). A Survey on Multi-view Learning. 1–59. arXiv:1304.5634
- [32] Xu, C., Tao, D., & Xu, C. (2013). A Survey on Multi-view Learning. 1–59. arXiv:1304.5634
- [33] Savaş, S. (2019). Karotis Arter Intima Media Kalınlığının Derin Öğrenme ile Sınıflandırılması. Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Doktora Tezi, Ankara.
- [34] Kim, S., Lee, H.-K., & Lee, K. (2021). Detecting suicidal risk using MMPI-2 based on machine learning algorithm. *Scientific Reports*, 11, Article number: 15310. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-94607-5>
- [35] Kim, S., Lee, H.-K., & Lee, K. (2021). Screening of mood symptoms using MMPI-2-RF scales: An application of machine learning techniques. *Journal of Personalized Medicine*, 11(8), 812. <https://doi.org/10.3390/jpm11080812>

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Soyad, Ad

ÜSTÜNER, Özge

Web sayfası

(Research Gate, Academia, vs.)

Eğitim Bilgileri

Derece	Kurum	Mezuniyet Yılı
Yüksek Lisans	Dicle Üniversitesi Elektrik Elektronik Mühendisliği	2024
Lisans	Afyon Kocatepe Üniversitesi Biyomedikal Mühendisliği	2018
Lise	Mardin Anadolu Öğretmen Lisesi	2014

İş Deneyimi

Dönem (Yıl)	Şirket, Kurum	Görev
2019- Devam ediyor	Baran Mühendislik Kalibrasyon	Biyomedikal Mühendisi Kalibrasyon uzmanı

Yayınlar

1.Özge Üstüner, Cafer Budak /Recommending Tolerance Value for Spo2 Devices with Linear Regression Based on Measuring Tape/Firat University Journal of Experimental and Computational Engineering/(online)/2024

2.

3.

4.

Özel İlgiler

DİCLE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
TEZ BENZERLİK BİLDİRİMİ FORMU

Öğrencinin Adı, Soyadı	Özge ÜSTÜNER
Öğrenci No	22805010
Ana Bilim Dalı	Mühendislik Fakültesi
Program Türü	Elektrik Elektronik Mühendisliği
Tez Danışmanı (Ünvanı, Adı, Soyadı)	Doç. Dr. Cafer BUDAK
(Varsa) II. Tez Danışmanı (Ünvanı, Adı, Soyadı)	
Tez Başlığı	Yapay Zekâ Kullanarak Minnesota Çok Yönlü Kişilik Envanteri (Mmpı) Testinin Yorumlanması
RAPOR BİLGİLERİ	
Raporlama Aşaması	Tez Savunma Sınavı Sonrası
Sayfa Sayısı	59
Raporlama Tarihi	
Benzerlik Oranı (%)	13

Yukarıda bilgileri verilen tez çalışmamın toplam 59 sayfalık kısmına ilişkin, 29/07/2024. tarihinde şahsım/tez danışmanım tarafından TURNITIN isimli intihal tespit programından aşağıda belirtilen filtrelemeler uygulanarak alınmış olan intihal raporuna göre, tezimin benzerlik oranı % 13 olarak tespit edilmiştir.

Uygulanan filtrelemeler:

- Başlangıç Bölümleri (Kabul ve Onay sayfası, Teşekkür sayfası, Özet/Abstract) hariç
Kaynaklar hariç
Alıntılar hariç/dâhil
Diğer (Açıklayınız)

Tezimin benzerlik oranı, Dicle Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İntihal Raporu Uygulama Esaslarında belirtilen üst sınır benzerlik oranını aşmamaktadır. Benzerlik oranım üst sınır benzerlik oranının altında olsa dahi aksinin tespit edilmesi durumunda her türlü yasal sorumluluğu kabul ettiğimi ve hukuki sonuçlarına razı olduğumu bildirir, gereğini arz ederim.

Öğrencinin Özge ÜSTÜNER

Tarih:29.07.2024

İmza:

Danışman Adı, Soyadı: Doç. Dr. Cafer BUDAK

İmza:

Tarih:29.07.2024

Ana Bilim Dalı Başkanı Adı, Soyadı: Doç. Dr. Cafer BUDAK

İmza:

Tarih:29.07.2024