

## Sınır zekâ ve zihinsel yetersizliği olan çocuklarda WISC-R profillerinin makine öğrenme algoritmaları ile incelenmesi

### The investigation of WISC-R profiles in children with border intelligence and intellectual disability with machine learning algorithms

Sinan ALTUN<sup>1\*</sup>, Ahmet ALKAN<sup>2</sup>, Hatice ALTUN<sup>3</sup>

<sup>1,2</sup>Elektrik-Elektronik Bölümü, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi, Kahramanmaraş, Türkiye.  
s.altun86@gmail.com, aalkan@ksu.edu.tr

<sup>3</sup>Dahili Tıp Bilimleri Bölümü, Tıp Fakültesi, Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi, Kahramanmaraş, Türkiye.  
haltun@ksu.edu.tr

Geliş Tarihi/Received: 10.03.2020  
Kabul Tarihi/Accepted: 20.11.2020

Düzeltilme Tarihi/Revision: 10.03.2020

doi: 10.5505/pajes.2020.53077  
Araştırma Makalesi/Research Article

#### Öz

Bilgisayar destekli tanı (BDT) sistemleri, çeşitli hasta bilgilerini kullanarak doktora yardımcı karar destek sistemi oluşturmak amacıyla son yıllarda sıklıkla kullanılmaktadır. Bu çalışmada BDT sistemine yönelik yapılan karar ağaçları algoritması uygulamasıyla, Wechsler Çocuklar için Zekâ Ölçeği (WISC-R) profillerinin, sınır zekâ (SZ), hafif ve orta düzeyde zihinsel yetersizlik (ZY) teşhisindeki sınıflandırma başarısının karşılaştırılması amaçlanmıştır. Çalışmanın veri seti DSM-V'e göre tanı konan 50 SZ, 61 hafif düzeyde ZY ve 21 orta düzeyde ZY olmak üzere toplam 132 hastanın WISC-R testi sonuç raporları kullanılarak oluşturulmuştur. WISC-R puanlarının sonuca etkisinin karşılaştırılması için 132 hastanın test puanları: toplam, sözel ve performans zekâ bölümü puanları; sözel ve performans zekâ bölümü alt ölçek puanları ve bu ikisinden oluşan 3 ayrı veri seti oluşturulmuştur. WISC-R testinin bütün puan türlerini içeren veri setinde, ilk iki düğüm toplam zekâ bölümü puanı seçilmiş ve burada 132 hastadan 108'i başka bir öznitelige bakılmaksızın sınıflandırılmıştır. Karar ağacında, toplam zekâ bölümü puan türünü içeren birinci ve üçüncü veri setleri 0.91 gibi yüksek sınıflandırma başarısı elde etmişlerdir. Bu çalışma sonuçları, SZ, hafif ve orta düzeyde ZY teşhisinde, karar ağaçları algoritmasında WISC-R profillerinden toplam zekâ bölümü puanının en etkili olduğunu ve BDT sistemlerinin mümkün olabileceğini göstermektedir.

**Anahtar kelimeler:** WISC-R, Karar ağaçları, Makine öğrenmesi, Sınır zekâ, Zihinsel yetersizlik.

#### Abstract

Computer assisted diagnosis (CAD) systems have been used frequently in recent years in order to create a doctoral assistance decision support system using various patient information. In this study, it was aimed to compare the success of the Wechsler Intelligence Scale for Children (WISC-R) profiles by the decision trees algorithm applied to the CAD system, and the classification success in the detection of the border intelligence (BI), mild and moderate intellectual disability (ID). The data set of the study was formed by using WISC-R test results of 132 patients (50 BI, 61 mild ID and 21 moderate ID) diagnosed according to DSM-V. In order to compare the effect of WISC-R scores on the outcome, 132 patients' test scores: total, verbal and performance intelligence scores, verbal and performance intelligence subscale scores and 3 separate data sets were formed. The all the score types of the WISC-R test, the first two node total intelligence scores were selected, and 108 of 132 patients were classified regardless of another attribute. In the decision tree, the first and third datasets containing the total intelligence section score type achieved a high classification success rate of 0.91. The results of this study show that the total intelligence score of the WISC-R profiles is the most effective in the decision trees algorithm in BI, mild and moderate ID diagnosis, and that CAD systems are possible.

**Keywords:** WISC-R, Decision tree, Machine learning, Border intelligence, Intellectual disability.

## 1 Giriş

Zihinsel yetersizlik (ZY), zekâ işlevlerinin belirgin bir biçimde ortalamasının altında olması, uyumsal davranışlarda bozulmalar olması ve bunların gelişim döneminde ortaya çıkması şeklinde tanımlanmaktadır [1]. DSM-V ile birlikte çocukta ZY tanısı konulması için hem zihinsel alanda hem de uyum becerilerinde anlamlı bir bozulmanın olması gerekliliği olduğu için, bu çocuklarda çok yönlü değerlendirme yapılmalıdır. Uyum becerileri/davranışları, bu konuda geliştirilmiş çeşitli ölçekler veya klinik görüşmelerde aileden ve okuldan elde edilen bilgiler kapsamında ele alınmakta veya değerlendirilmektedir. Uyum davranışları değerlendirilirken, kavramsal beceriler (ör; dil, para ve zaman kullanımı), sosyal beceriler (ör; kişilerarası ilişkiler, sosyal problem çözüme becerisi) ve pratik beceriler (ör; günlük yaşam etkinlikleri) olmak üzere üç alan göz önünde bulundurulmalıdır [1]. Kavramsal, sosyal ve pratik yaşam becerilerindeki yetersizlik düzeyleri, hem ölçme

araçları hem de aile ve okuldan alınan bilgiler ile belirlenmelidir.

ZY olan çocuklara özgü bireysel farklılıkların belirlenmesi ve bunlara yönelik özel eğitim hizmetlerinin sağlanması açısından ZY 4 grupta sınıflandırılmıştır. DSM sınıflandırması ZY' i, zekâ bölümü (ZB) aralığına ve uyum davranışlarındaki bozukluklara göre, Hafif Düzeyde ZY (50-69 ZB), Orta Düzeyde ZY (35-49 ZB), Ağır Düzeyde ZY (20-34 ZB) ve İleri Derecede (çok ağır) ZY (0-19 ZB) olmak üzere sınıflandırmıştır [2]. Bunun yanında 70-80 arasında ZB olan bireyler de sınır zekâ olarak sınıflandırılmıştır. ZY tanımlamalarında yer alan zihinsel beceriler değerlendirilirken genellikle standardize edilmiş zekâ testleri kullanılmaktadır. Ölçüt olarak sadece zekâ testi puanları ele alındığında, ZY'nin tanımlanması için belirli bir düzeyin altında kalan bir ZB puanına sahip olmak yeterli olabilmektedir [3]. Bu da genellikle ZB'nin 70 puan ve altı ya da ortalamasının iki standart sapma altı olarak kabul edilmektedir

\*Yazışılan yazar/Corresponding author

[1],[2]. ZB düzeyinin bireysel olarak uygulanan, iyi standardize edilmiş ve güvenilir bir zekâ testi ile belirlenmesi önemlidir [3]. Wechsler Çocuklar için Zekâ Ölçeği-Yenilenmiş formu (WISC-R) mental kapasitenin belirlenmesinde ve sınıflandırmasında kullanılan önemli bir zekâ testidir. 1986 yılında Savaşır ve Şahin tarafından WISC-R zekâ testinin Türk kültürüne uygunluğu 1639 çocuktan oluşan bir örnekleme yapılmıştır. Testin güvenilirliği sözel bölüm için 0.97, performans bölümü için 0.93 olarak hesaplanmıştır. Elde edilen bu sonuçlar yüksek güvenilirliği ile testin ülkemizde çocuklar üzerinde uygulanabilirliğini ortaya koymuştur. Test gittikçe zorlaşan sorular aracılığıyla sözel, performans ve toplam zekâ bölümü düzeyini belirlemek için kullanılmaktadır [4]. Bu yönüyle WISC-R ile yapılan değerlendirmelerde Toplam ZB puanının 70'ten düşük olması önemli bir ölçüt olarak karşımıza çıkmaktadır. Bunun yanında uyum becerileri de göz önünde bulundurulurken çocuğun bu alanda özel eğitim ihtiyacı olup olmadığı değerlendirilmektedir.

Bilgisayar destekli tanı (BDT) sistemleri, çeşitli hasta bilgilerini kullanarak doktora yardımcı karar destek sistemi oluşturmak amacıyla kullanılmaktadır. Herhangi bir hastalığın teşhisi konusunda doktora yardımcı BDT sistemlerinin oluşturulmasında makine öğrenmesi algoritmaları ile yapılan sınıflandırma yöntemleri önem arz etmektedir. Literatüre bakıldığında farklı hastalıkların teşhisi koymada kullanılan kan değerleri, tıbbi görüntüleme teknikleri (MRI, fMRI, PET, EKG...) kullanılarak BDT sistemi temeli olan sınıflandırma yöntemlerinin başarısı incelenmektedir [5]-[8].

Psikiyatrik hastalıklarda, BDT sistemlerinde sınıflandırma yöntemlerinin başarısını değerlendiren çok az sayıda çalışma bulunmaktadır. Otizm spektrum bozukluğunun tanısında [9], dikkat eksikliği hiperaktivite bozukluğundaki olaya bağlı potansiyellerin değişmesine göre sınıflandırmada [10], şizofrenide serbest konuşma analizine göre sınıflandırmada [11], erişkin dikkat eksikliği hiperaktivite bozukluğu olan hastalarda dinlenme hali göz açık, dinlenme hali göz kapalı, görsel performans testi, duygusal performans testi olmak üzere 4 farklı durumda elde edilen EEG ölçümlerine göre sınıflandırmada [12] makine öğrenmesi algoritmaları kullanılmıştır.

Yakın zamanda Usta ve arkadaşları (2018) tarafından yapılan bir çalışmada ise; otizm spektrum bozukluğunda prognozu etkileyecek ön görücü faktörlerin sınıflandırmasında makine öğrenmesi algoritmaları kullanılmıştır. Çalışmada DSM-4 kriterlerine göre otizm teşhisi konmuş hastaların klinik global izlenim ölçeği (CGI), değerini 36 aydan az ve 36 aydan çok şeklinde 2 sınıf oluşturmuşlardır. Çalışmanın veri seti ise hasta bilgileri kullanılarak hastaların prognozunda rol alabileceği düşünülen çeşitli veriler ile oluşturulmuştur. Naive bayes, lojistik regresyon, lineer model ve karar ağaçlarını kullandıkları çalışmada en yüksek sınıflandırma başarısı 0.71 ile karar ağaçlarında gerçekleşmiştir [13].

Makine öğrenmesi algoritmalarından biri olan karar ağacı, sınıflandırma ve regresyon için kullanılan ve klinik araştırmalarda öngörü ve karar vermeyi görsel olarak ve açıkça göstermek için yaygın olarak kullanılan, öğrenme yöntemidir [14],[15].

Karar ağaçları, regresyon ağaçları ve entropiye dayalı dallanma yapan (ID3, C4.5) olmak üzere ikiye ayrılır. Entropiye dayalı dallanma yapan C4.5 karar ağacı literatürde sıkça yer almakta olup bu çalışmada da C4.5 karar ağacı kullanılmıştır [15]-[17].

Sınır zekâ ve ZY teşhisini koymada önemli bir yeri olan WISC-R testinde genel olarak toplam zekâ bölümü puanı, sözel ve performans zekâ bölümü puanı dikkate alınırken, sözel ve performans zekâ bölümlerinin alt ölçek puanları teşhiste öncelik arz etmemektedir. Ancak alt ölçek puanları çocukların eğitimlerinin belirlenmesinde önemli olabilmektedir. Literatür taramasında, ZY tanısında ve sınıflandırmasında, WISC-R testi profilleri ile makine öğrenmesi algoritmaları (karar ağaçları, yapay sinir ağları, naive bayes, ...) kullanılarak yapılan bir çalışmaya rastlanılmamıştır. C4.5 karar ağacı algoritması, veri setindeki özniteliklerin sonuca olan etkisine göre yukarıdan aşağı dallanma yapmaktadır ve bu dallanma yapısı da kolay yorumlanabilecek şekilde görsel olarak verilmektedir. Bizim bilgilerimize göre ilk kez yapılacak olan bu çalışmada, C4.5 algoritmasının bu özelliğini kullanarak, sınır zekâ ve hafif ve orta ZY teşhisinde WISC-R toplam, sözel ve performans zekâ bölümü puanlarının etki durumunun karşılaştırılması ve bunun yanı sıra C4.5 karar ağacı algoritması bir sınıflandırma yöntemi olduğundan, sınır zekâ ve hafif ve orta ZY teşhisi için WISC-R profilleri ile oluşturulan 3 ayrı veri setinde sınıflandırma başarısının karşılaştırılması amaçlanmıştır.

## 2 Yöntem

Çalışmanın veri seti, Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Tıp Fakültesi Çocuk ve Ergen Ruh Sağlığı ve Hastalıkları AD'ya başvuran ve sınır zekâ, hafif ve orta düzeyde ZY tanısı saptanan 6-15 yaş 132 hastanın verileri ile gerekli izinler alınarak oluşturulmuştur. Bu çalışmada daha doğru bir sınıflandırma başarısı elde edebilmek için, hastaların WISC-R test sonuçlarıyla birlikte dosyaları tek tek incelenerek teşhis doğruluğu teyit edilmiştir. Dosya incelemeleri, Çocuk ve Ergen Ruh Sağlığı ve Hastalıkları uzmanı tarafından yapılmıştır. Hastaların tanıları DSM-V'e göre yapılan klinik psikiyatrik muayene ve WISC-R testi sonucuna göre belirlenmiştir.

Çalışmada kullanılan veri setinde 50 sınır zekâ, 61 hafif düzeyde ZY ve 21 orta düzeyde ZY bulunmaktadır. Toplam 132 hastanın bütün bilgileri sayısal değere sahiptir. Sınıf oluşturulurken de yine sayısal değer kullanmak için sınır zekâ 'Sınıf 1', hafif düzeyde ZY 'Sınıf 2', orta düzeyde ZY ise 'Sınıf 3' olarak belirlenmiştir.

Puanların sonuca etkisinin daha anlaşılır şekilde yorumlanabilmesi ve BDT sisteminin temeli sınıflandırma konusunda oldukça başarılı olan karar ağaçları algoritması bu çalışmada tercih edilmiştir. Çalışmada karar ağaçları algoritmasının dallanma yapısını kullanarak WISC-R testi ile sınır zekâ ve ZY teşhisinde puan türlerinin ağırlıkları incelenmek istenmiştir. WISC-R testi sonucunda oluşturulan raporda, toplam zekâ bölümü puanı, sözel ve performans zekâ bölümü puanları ile sözel ve performans zekâ bölümlerinin alt ölçek puanları yer almaktadır. Sınıflandırmada ve puan türlerinin sınır zekâ, ZY ile olan ilişkisi karşılaştırılacağından bu çalışmada, 132 hastanın, toplam, sözel ve performans zekâ bölümü puanları; sözel ve performans zekâ bölümleri alt ölçek puanları ve bütün zekâ bölümleri puanları için 3 farklı veri seti oluşturulmuştur. Tablo 1'de toplam, sözel ve performans zekâ puanlarını içeren veri seti öznitelikleri ve kısaltmaları, Tablo 2'de sözel ve performans zekâ bölümlerinin alt puanlarını içeren öznitelikler ve kısaltmaları, Tablo 3'te ise toplam, sözel ve performans zekâ bölümleri ve alt ölçek puan türlerinin tamamını içeren öznitelikler ve kısaltmaları yer almaktadır.

Tablo 1. Toplam puan türleri ve kısaltmalar.

Table 1. Total score types and abbreviations.

Özellik Adı	Kısaltması	Türü
Yaş	Yaş	NÜMERİK
Cinsiyet	Cinsiyet	NÜMERİK
Sözel puan	WSP	NÜMERİK
Performans puan	WPP	NÜMERİK
Toplam puan	WTP	NÜMERİK

Tablo 2. Sözel, performans bölümü alt puan türleri ve kısaltmalar.

Table 2. Verbal, performance section sub-score types and abbreviations.

	Özellik Adı	Kısaltması	Türü
	Yaş	Yaş	NÜMERİK
	Cinsiyet	Cinsiyet	NÜMERİK
Sözel Bölüm	Genel bilgi	WS1	NÜMERİK
	Benzerlik	WS2	NÜMERİK
	Aritmetik	WS3	NÜMERİK
	Yargılama	WS4	NÜMERİK
	Sayı dizisi	WS5	NÜMERİK
Performans Bölüm	Resim	WP1	NÜMERİK
	tamamlama	WP2	NÜMERİK
	Küplerle desen		NÜMERİK
	Parça birleştirme	WP3	NÜMERİK
	Şifre	WP4	NÜMERİK
Resim düzenleme	WP5	NÜMERİK	

Tablo 3. Bütün puan türleri ve kısaltmalar.

Table 3. All score types and abbreviations.

Özellik Adı	Kısaltması	Türü
Yaş	Yaş	NÜMERİK
Cinsiyet	Cinsiyet	NÜMERİK
Toplam zekâ puanı	WTP	NÜMERİK
Sözel puan	WSP	NÜMERİK
Performans puanı	WPP	NÜMERİK
Genel bilgi.	WS1	NÜMERİK
Benzerlik.	WS2	NÜMERİK
Aritmetik	WS3	NÜMERİK
Yargılama	WS4	NÜMERİK
Sayı dizisi	WS5	NÜMERİK
Resim tamamlama	WP1	NÜMERİK
Küplerle desen	WP2	NÜMERİK
Parça birleştirme	WP3	NÜMERİK
Şifre	WP4	NÜMERİK
Resim düzenleme	WP5	NÜMERİK

## 2.1 WISC-R testi profilleri

Genel Bilgi, çocuğun genel kültür bilgisi ve konuşma yeteneği bu bölümde ölçülür. Genel kültür bilgisini ölçtüğü için çocuğa yöneltilen sorular yaşadığı çevre ile ilgilidir.

Benzerlikler, testin amacı çocuğu somut kavramların soyut kavramlarda eş değerini bulabilmesini sağlamaktır. Somut ve soyut kavramlar arasındaki benzerliği anlatabilmesi için çocuğa yöneltilen sorularda, çocuğun açık uçlu cevap vermesi istenir.

Aritmetik, çocuğa temel aritmetik işlemler sorulan bu testte çocuğa kalem ya da kâğıt verilmez. Çocuğun temel işlemleri kısıtlı zaman içerisinde aklından çözmesi beklenir. Test sayesinde çocuğun dikkatini ne derece yoğunlaştırdığı, akıl yürütebilme kabiliyeti ölçülmüş olur.

Yargılama, soyut düşünme ve sosyal durumlar için kararlar vermenin ölçüldüğü bu testte çocuğun bulunduğu toplumdaki bazı durumlar çocuğa okunur. Bu okuma işlemi yavaş yavaş olup çocuğun durum hakkında genişçe düşünmesi ve öyle cevap vermesi istenir.

Sayı Dizisi, test ile çocuğun kısa süreli belleği hakkında bilgi sahibi olunur. Testte ikili ile başlayan ve dokuzluya kadar devam eden sayı dizileri gösterilir ve bunların ne olduğunu kâğıda bakmadan söylemesi istenir. Testin ikinci bölümünde ise gösterilen dizileri sondan itibaren okuması istenir.

WISCR testinde uygulanan performans bölümünün alt ölçekleri:

Resim tamamlama, test sayesinde çocuğun ayrıntılara olan dikkati ve görsel uyanıklık düzeyi hakkında bilgi edinilir. Çocuğa parçaları eksik olan bazı resimler gösterilir ve eksik parçaları bulması istenir.

Küplerle desen, süre sınırlaması olan bir testtir. Çocuğun analitik düşünme yeteneği, görsel algılama ve motor uyumu, algısal olarak parçaları bir araya getirme hakkındaki düzeyi ölçülür. Testte her iki yüzü aynı renkte olan küpler verilir. Gösterilen şekilleri tanımlanan sürede küplerle istenen şekli yapması istenir.

Parça Birleştirme, test ile çocuğun algı düzeyi, parçadan bütünü hesaplama yeteneği, üç boyutlu düşünme yeteneği hakkında bilgi elde edilir. Şekiller parçalara ayrılmıştır ve çocuğa bu şekilleri kendisine verilen süre içerisinde bütün hale getirmesi istenir.

Şifre, test ile çocuğun öğrenebilme yeteneği ve algı-motor uyum düzeyi hakkında bilgi elde edilir. Çocuğa sayı ve şekillerin altında farklı simgeler olan bir örnek gösterilir. Daha sonra çocuğa sayı ve şekillerin olduğu ancak simgeler olmayan bir çalışmaya örneğe bakarak, sayı ve şekillerin altına uygun simgeleri koyması istenir.

Resim düzenleme, 12 adet farklı resmi bir araya getirerek çocuğun bir hikâye anlatması istenir. Üretebilme yeteneği, neden-sonuç ilişkilerini kurabilme yeteneği bu test ile ölçülür.

## 2.2 Veri önışleme-temel bileşenler analizi (Principal Component Analysis (PCA))

Aralarında korelasyon bulunan verileri, aralarında korelasyon olmayacak hale getirene kadar boyut indirgeme işlemi yapan bu yöntemin amacı işlenen veriyi daha az sayıdaki veri ile daha iyi ifade etmeyi amaçlar. Örneğin girintili çıkıntılı bir nesneye; önden, arkadan ve üstten baktığımızda nesne hakkında net bir bilgi elde edemeyiz. Oysa bakış açımızı değiştirip örneğin çapraz olarak nesneye baktığımızda nesnenin girintili çıkıntılı yapısı hakkında daha net bir bilgi elde ederiz. Temel bileşenler analizi (TBA) yaptığı işlemde tam olarak bu bir uzaya taşınan verilere doğru açıdan bakarak, onların birbiri ile olan ilişkisini tespit ettikten sonra daha etkili işlem yapabilmek için boyut sayısını indirmektedir [16].

TBA'nın çalışma yapısı ise ilk önce Denklem (1)'deki gibi kovaryans matrisler hesaplanır. Denklemdeki  $X$  ilk özellik değerini  $Y$  ise ikinci özellik değerini temsil eder. Özellik sayısına göre fonksiyondaki değişken sayısı artabilir.  $\bar{X}$  ifadesi ilgili özelliğin ortalamasını ifade eder. Sonraki adımda ise öz değerler (eigenvalues) ve öz vektörler (eigen vectors) hesaplanır. Önerilen modelde, veriler TBA ön işleme tabi tutulduktan sonra sınıflandırma işlemi yapılmıştır.

$$cov = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{n-1} \quad (1)$$

### 2.3 Karar ağaçları

Karar ağacı, sınıfın özellikleriyle ilgili kurallar oluşturarak verileri sınıflandırmak için kullanılan hiyerarşik ters bir ağaç yapısıdır. Öznitelikler, ikili, nominal, sıralı ve niceliksel değerlerden herhangi bir değişken türü olabilir. Entropi, verilerin homojenliğini bulmak için verileri sınıflara ayırır ve ortaya çıkan sınıfta benzer veriler varsa entropi 0 olurken, elde edilen sınıf eşit olarak iki veri kümesine bölündüğünde entropi 1 olacaktır. Entropi karar ağaçlarında, düğüm oluşturmak için oldukça önemli olup Denklem 2'de entropi fonksiyonu yer almaktadır [15].

ID3, J. Ross Quinlan tarafından 1979 yılında icat edilen karar ağacı olup, veri kümesini entropi ve sınıflandırma yapabilmek için kök düğüm seçimini bilgi kazancını hesaplayarak yapar [17].

C4.5, algoritması ID3'ün daha gelişmiş halidir olup güdültü verileri veya eksik verileri daha iyi ele almak için yine Quinlan tarafından geliştirilmiştir. C4.5 algoritması sınıflandırma yapmak için oluşturduğu düğümlerde bir eşik değer oluşturur ve verileri eşik değer üstünde olanlar ile eşik değere eşit ve altında olanlar şeklinde böler. Yöntem düğüm noktalarını ve dallanmaları entropi hesabı ile bilgi kazancına göre yapar [17].

$$Entropi = \sum_{i=1}^k p_i \log p_i \quad (2)$$

### 2.4 Destek vektör makineleri

Destek Vektör Makineleri(DVM), istatistiksel alanda kullanılan bir öğrenme metodudur. DVM, lineer olmayan veri seti uzayını, veri setinde yer alan örneklerin lineer olarak ayrılabilceği bir boyuta taşıyarak, farklı veriler arasında en büyük sınıırın bulunmasıdır [18].

DVM'de problemler lineer olarak ayrılabilen ve lineer olarak ayrılamayan olarak ikiye ayrılır. Gerçekte olan problemler lineer ayrılamamaktadır. Lineer olarak ayrılabilen bir problemde özellikler arasından geçen düzlemi bulmak esastır. Bu düzlem her bir sınıfa ait özelliklerin birbirine en uzak olduğu iki doğrudan oluşur.  $y = ax + b$  şeklindeki bir doğrusal denklem için, sınıfları ayıracak denklemde  $a$  ve  $b$  değerlerini hesaplamaktır. Düzlemin ortasından geçen lineer doğru sınıflar için ayırıcı olarak çalışmaktadır [18].

### 2.5 K en yakın komşu

Bu yöntem; eski, basit ama bir o kadar da etkili bir sınıflandırma yöntemidir. Eğitim için ayrılan veriler  $n$  boyutlu bir uzayda yer alır. Yeni bir örnek olarak gelen yani sınıflandırılmak istenen veri bu uzaya geldiğinde, kendisine en yakın  $k$  tane komşuya bakılır. En yakın komşulardan hangi sınıfa ait olanın sayısı fazla ise bu veri o sınıfa dahil edilir. Yöntemin sınıflandırma şekli oldukça basit olup önemli olan veriler arası mesafenin nasıl ölçüleceğidir. İşte burada veriler arası mesafe ölçümü için yaygın olarak Minkowski, Öklid ve Manhattan uzaklık hesaplama yöntemleri kullanılmaktadır [18].

Bu çalışmada veriler arası mesafe ölçümü için Öklid Mesafe Ölçüm yöntemi kullanılmıştır. Denklem (3)'te Minkowski, Denklem (4)'te Öklid, Denklem (5)'te Manhattan mesafe ölçüm formülleri yer almaktadır. Bu üç formülde yer alan  $x_i$  ve  $y_i$  mesafe ölçümü yapılacak iki veriyi temsil etmektedir. KNN

yönteminde diğer bir önemli ağırlık  $k$  değeridir. Bu değere göre sınıflandırma yapılacak verinin kaç adet komşusuna bakılacağı belirlenir. Bu çalışmada  $k$  değeri 3 olarak seçilerek sınıflandırma başarısına bakılmıştır.

$$Entropi = \sum_{i=1}^k p_i \log p_i \quad (3)$$

$$\text{Öklid} = \left( \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \right) \quad (4)$$

$$\text{Manhattan} = \left( \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \right) \quad (5)$$

### 2.6 Lojistik Regresyon

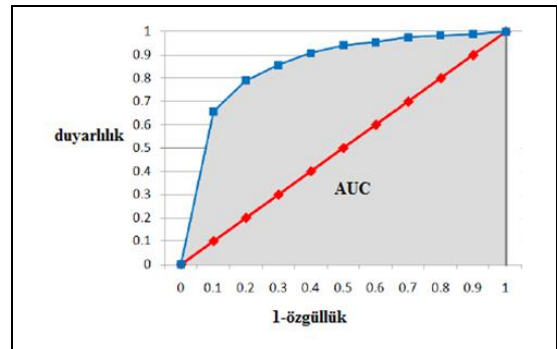
Lojistik Regresyonun sosyal arařtırmalarda ve tıp alanında kullanımı yaygındır. Lineer regresyonda oluşturulacak doğru  $y=ax+b$  şeklinde düz olarak oluşturulur. Lojistik Regresyonda logaritmik bir çizgi elde etme amacı vardır. Logaritmik çizgi ile yapılmak istenen veri setindeki verilerin taşındığı uzayda oluşturulacak doğrunun özellik verilerine en yakın şekilde geçmesini sağlamaktır. Bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkilerin incelenmesinde önemli bir yere sahiptir [19, 20].

Denklem (2) lojistik regresyon modelinin nasıl oluşturulduğunu gösteren fonksiyondur. Denklem (6)'da  $a$  değeri veri setindeki özellikler ve bu özelliklerin ağırlıklarının çarpımıdır.  $Pr$  koşullu olasılığı gösterir. Denklem (1)'de yer alan fonksiyon ile veri setindeki verilere en yakın logaritmik çizgi oluşturulmak istenir. Bu da fonksiyonda  $x^{(i)}$  olarak gösterilen ve sınıflandırma sonucu elde edilen değer ve gerçek değer arasındaki hata hesaplaması ile yapılır [20].

$$\sum_{i=1}^n (1 - x^{(i)}) \log (1 - \text{Pr} [1 | a_1^{(1)}, a_2^{(2)}, \dots, a_k^{(k)}]) + x^{(i)} \log (\text{Pr} [1 | a_1^{(1)}, a_2^{(2)}, \dots, a_k^{(k)}]) \quad (6)$$

### 2.7 Receiving operating characteristic (ROC)

Duyarlılık ve seçicilik arasındaki ilişki grafiksel olarak ROC eğrisi ile gösterilerek sınıflandırma için en uygun eşik değeri belirlenir. ROC altındaki alan 1'e ne kadar yakınsa o kadar iyi sınıflandırma yapılmıştır [21]. Şekil 1'de örnek bir ROC eğrisi görülmektedir.

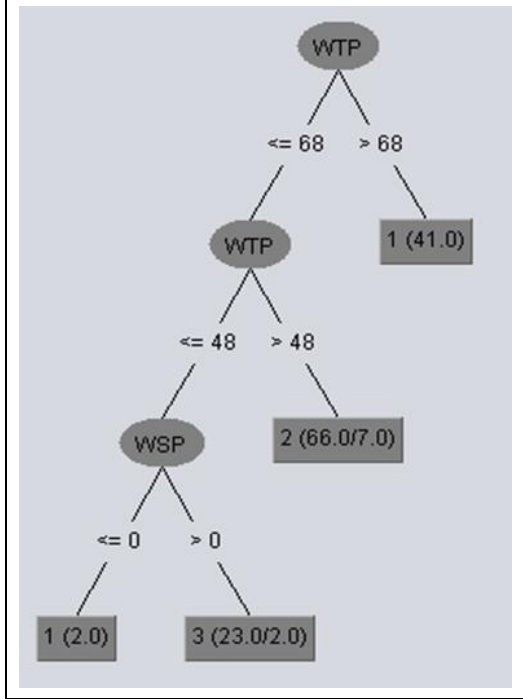


Şekil 1. ROC eğrisi.

Figure 1. ROC curve.

### 3 Bulgular

132 hastanın verilerinin değerlendirildiği bu çalışmada, toplam puanlar ile oluşturulan veri setinden elde edilen karar ağacı Şekil 2’de yer almaktadır.



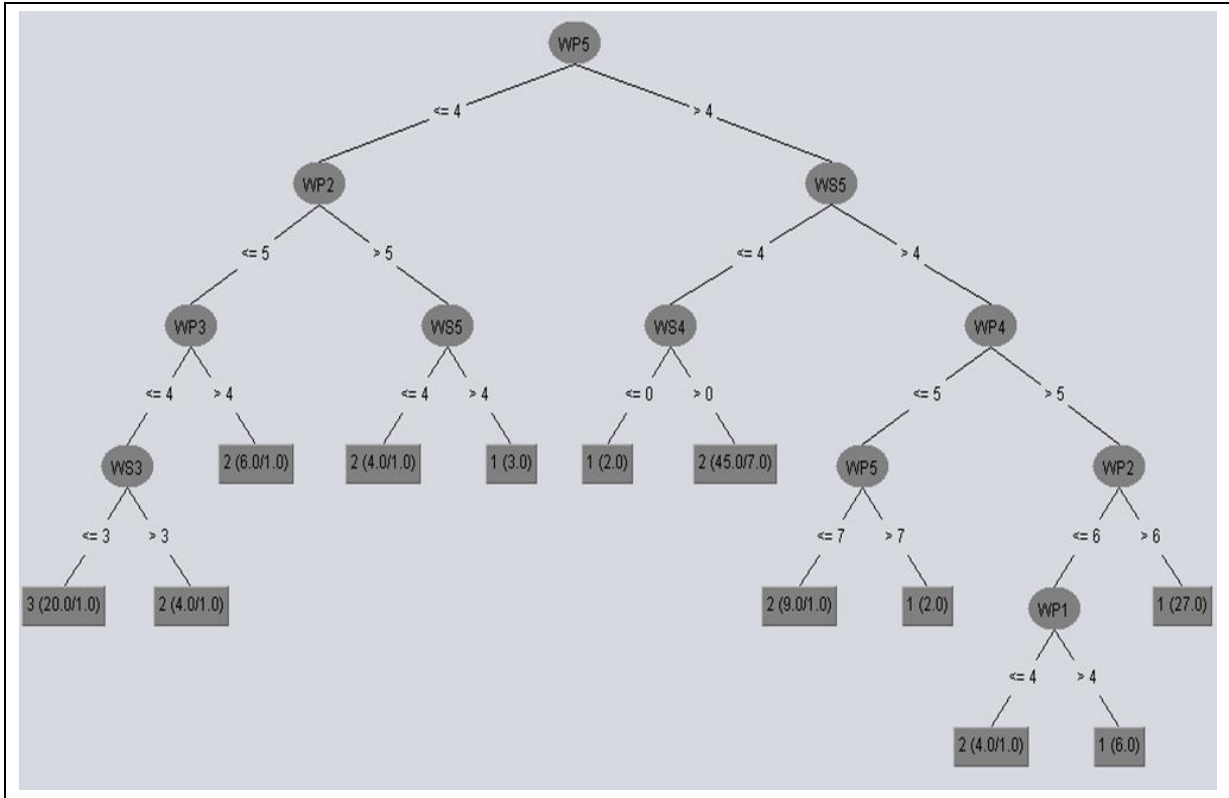
Şekil 2. Toplam puanlara göre elde edilen karar ağacı.

Figure 2. Decision tree based on total score.

Karar ağacında görüleceği üzere, kök düğüm olarak toplam zekâ puanı alınmıştır. 68 puan eşik değer olarak seçilerek, 132 hastadan toplam zekâ bölümü puanı 68 üzerinde, olanlar başka bir özneliğe bakılmaksızın “sınıf 1” yani sınır zekâ olarak belirlenmiştir. İkinci dallanma olarak yine toplam zekâ bölümü puanı alınmış, hastalardan toplam zekâ puanı 48 ile 68 arasında olanlar başka bir özneliğe bakılmaksızın “sınıf 2” yani hafif düzeyde ZY olarak belirlenmiştir. Burada dikkat çekici olan üçüncü dallanmada sözel puanı alınmış ancak performans puanı hiçbir dallanma noktasında dikkate alınmamıştır.

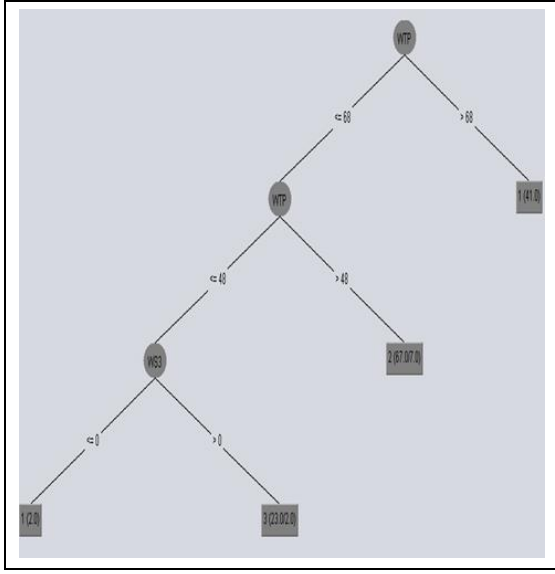
Sözel ve performans zekâ bölümlerinin alt puanlarının öznelik olarak kullanıldığı ikinci veri setinden elde edilen karar ağacı Şekil 3’te yer almaktadır. Kök düğüm olarak, performans bölümünün resim düzenleme puanı seçilmiştir. Şekil dikkatlice incelendiğinde performans bölümünün bütün puanları ağaç oluştururken düğüm noktası olarak seçilmiştir. Sözel bölümün, genel bilgi ve benzerlik bölümlerinden elde edilen puanlar dikkate alınmamıştır. İkinci dallanma, resim düzenleme puanı 4’den yüksek olanlar için sayı dizisine bakılarak oluşturulurken, 4 ve aşağı değerler için performans resim düzenleme özneliğine göre oluşturulmuştur.

Toplam, sözel ve performans zekâ bölümü puanları ile sözel ve performans zekâ bölümlerinin alt ölçek puanlarını öznelik olarak belirleyen üçüncü veri setinde elde edilen karar ağacı Şekil 4’te yer almaktadır. Toplam zekâ bölümü puanı kök düğüm olarak seçilmiştir. Puanı 68’den fazla olanlar başka bir özneliğe bakılmaksızın “sınıf 1” sınır zekâ olarak sınıflandırılmıştır. Bu çalışmanın özgün bir yönü olan, sınır zekâ ve ZY teşhisinde WISC-R puanlarının karşılaştırılması için Şekil 4 bu konuda bize bilgi sağlamaktadır.



Şekil 3. Sözel, performans bölümü alt puanlarına göre elde edilen karar ağacı.

Figure 3. Decision tree based on verbal, performance section sub-score.



Şekil 4. Bütün puanlara göre elde edilen karar ağacı.

Figure 4. Decision tree based on all score.

Şekilde görüleceği üzere 3 adet dallanma yapılmış, bunlardan ilk ikisi toplam zekâ bölümü puanına göre yapılırken, üçüncü dallanma sözel bölümün aritmetik alt ölçeğine göre yapılmıştır. Toplam zekâ bölümü puanının, sözel ve performans zekâ bölümlerinden elde edilen puanlara göre oluşturulmasına rağmen diğer 13 özneliğe bakılmadan verilerin bölünmesi ve sınıflandırılması dikkat çekicidir. Şekil dikkatlice incelendiğinde, kök düğüm olan toplam zekâ bölümü puanı 68'den fazla olan 41 kişi sınır zekâ, ikinci kök düğüm toplam zekâ bölümü puanı 48 ile 68 arasında olan 67 kişi hafif düzeyde ZY olarak, toplamda 108 hastanın sınıfı belirlenmiştir. Doktora yardımcı BDT sistemine yönelik, çalışmanın başka yönünde sınıflandırma ile elde edilen doğruluk ve F-ölçütü başarımları Tablo 4'te, ROC değerleri Tablo 5'te yer almaktadır. Tablo 4'te görüleceği üzere Karar Ağaçları yöntemi Destek Vektörleri yöntemine göre daha başarılıdır. Ancak burada elde edilen sınıflandırma başarıları da yüksektir. Karar Ağaçlarında; toplam, sözel ve performans zekâ bölüm puanları ile oluşturulan veri setlerinde 0.91 gibi yüksek sınıflandırma başarıları sağlanırken, sözel ve performans zekâ bölümlerin alt puanlarını içeren veri seti 0.73 ile oldukça başarısız sınıflandırma yapmıştır. ROC değerlerini gösteren Tablo 5 incelendiğinde Karar Ağaçları metodu için birinci ve üçüncü veri setlerinin daha başarılı oldukları, Destek Vektör Makineleri yöntemi için ikinci ve üçüncü veri setlerinin daha başarılı oldukları görülmektedir.

Tablo 4. Sınıflandırma, doğruluk ve F-ölçütü başarıları.

Table 4. Classification, accuracy and F-Measure achievements.

Veri seti	Başarı Ölçütü	Karar Ağaçları	DVM	KNN	Lojistik Regresyon
Toplam puanlar	Doğruluk	0.91	0.79	0.87	0.83
	F-Ölçütü	0.93	0.73	0.85	0.82
Sözel ve performans bölümleri alt puanları	Doğruluk	0.73	0.84	0.81	0.79
	F-Ölçütü	0.73	0.85	0.8	0.79
WISC-R testinin bütün puanları	Doğruluk	0.91	0.86	0.78	0.81
	F-Ölçütü	0.91	0.85	0.78	0.81

Tablo 5. Sınıflandırma için elde edilen ROC değerleri.

Table 5. ROC values obtained for classification.

Veri seti	Sınıf	KA	DVM	KNN	Lojistik Regresyon
Toplam puanlar	Sınıf 1	0.89	0.84	0.88	0.94
	Sınıf 2	0.91	0.89	0.9	0.91
	Sınıf 3	0.98	0.8	0.98	0.99
	Ortalama	0.92	0.91	0.91	0.93
Sözel ve performans bölümleri alt puanları	Sınıf 1	0.85	0.86	0.86	0.92
	Sınıf 2	0.76	0.97	0.85	0.82
	Sınıf 3	0.9	0.89	0.98	0.98
	Ortalama	0.82	0.89	0.88	0.89
WISC-R testinin bütün puanları	Sınıf 1	0.88	0.86	0.85	0.94
	Sınıf 2	0.9	0.98	0.84	0.86
	Sınıf 3	0.97	0.96	0.97	0.93
	Ortalama	0.91	0.91	0.86	0.9

## 4 Sonuçlar

Bu çalışmada, sınır zekâ, hafif ve orta düzeyde ZY tanısı saptanan 132 hastanın WISC-R testi raporları kullanılarak 3 farklı veri seti oluşturulmuştur. Veri seti oluşturulurken Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Tıp Fakültesi'nden gerekli Etik Kurul İzin Belgesi alınmıştır. Bu veri setleri, karar ağaçları algoritması ile ayrı ayrı çalışılarak sonuçlar elde edilmiştir. Test puanlarının sonuca etkisi her bir veri setinde karşılaştırılırken özellikle WISC-R testinin bütün puan türlerini içeren üçüncü veri setinde dikkat çekici sonuçlar elde edilmiştir. Burada yalnızca 3 düğüm noktası oluşturulurken, ilk ikisinde toplam zekâ bölümü puanı yer almaktadır. 132 hastanın olduğu veri setinde 108 hasta ilk iki düğümde zaten bir sınıfa dâhil edilmiştir. Sözel ve performans zekâ bölüm puanlarının karşılaştırıldığı ikinci veri setinde performans bölümünün bütün puanları düğüm noktası olarak seçilirken, sözel bölümün ilk iki puan türü hiçbir düğüm noktası olarak seçilmemiştir. Bu sonuçlar bize, sınır zekâ ve ZY teşhisinde WISC-R profillerinden karar ağaçları algoritmasında toplam zekâ bölümü puanının en etkili olduğunu göstermektedir. Çalışmada oluşturulan 3 veri setinin karar ağaçları algoritmasındaki sınıflandırma başarıları da karşılaştırılmıştır. Karar ağacında, sözel ve performans zekâ bölümünün alt ölçek puanları, sınır zekâ ve ZY teşhisi için 0.73 gibi düşük bir sınıflandırma başarıları sağlarken, toplam zekâ bölümü puan türünü içeren birinci ve üçüncü veri setleri 0.91 gibi yüksek sınıflandırma başarıları elde etmişlerdir. ZY teşhisini koymada uzman doktorlar da toplam zekâ bölümü puanına dikkat etmektedir. Bu nedenle karar ağaçları algoritmasında da toplam zekâ bölümü puanının teşhiste en etkili öznelik olarak belirlenmesinin önemli bir bulgu olduğu düşünülmüştür.

Sonuç olarak bu çalışmanın sonuçları, WISC-R testine göre sınır zekâ, hafif ve orta ZY teşhisinde BDT sistemlerinin mümkün olabileceğini göstermektedir. Son yıllarda sıklıkla kullanılan makine öğrenme algoritmaları ile elde edilen bu sistemler, karmaşık verilerin yorumlanmasındaki zorluğu giderebilmenin yanı sıra, insan hatası gibi olumsuzlukları da giderebilir. Bununla birlikte bu çalışma ilk çalışma olması nedeniyle daha fazla sayıda verinin kullanılarak yapılacağı daha ileri çalışmalara ihtiyaç vardır.

## 5 Conclusions

In this study, 3 different data sets were created by using WISC-R test reports of 132 patients who were diagnosed with

border intelligence (BI), mild and moderate Intellectual Disability (ID). While creating the data set, the necessary Ethics Committee Permit was obtained from Kahramanmaraş Sütçü İmam University Faculty of Medicine.. These datasets were studied separately with the decision trees algorithm and results were obtained. While comparing the effect of test scores to the results in each data set, remarkable results were obtained especially in the third data set containing all score types of WISC-R test. While only 3 nodes are created here, the first two contain a total intelligence score. In the data set with 132 patients, 108 patients were already included in a class in the first two nodes. In the second data set, where verbal and performance intelligence section scores are compared, all scores of the performance section are selected as the node point, while the first two points of the verbal section are not selected as node points. These results show us that the total intelligence division score is the most effective in the decision trees algorithm from WISC-R profiles in the diagnosis of BI and ID. The classification successes of the 3 data sets created in the study in the decision trees algorithm were also compared. In the decision tree, while the sub-scale scores of the verbal and performance intelligence section provided a low classification success of 0.73 for the diagnosis of border intelligence and ID, the first and third datasets including the total intelligence section score type achieved a high classification success of 0.91. Doctors specializing in diagnosing ID also pay attention to the total intelligence score. For this reason, it was thought that determining the total intelligence section score as the most effective attribute in diagnosis in decision trees algorithm is an important finding.

In conclusion, the results of this study show that CAD systems are possible in the diagnosis of border intelligence, mild and moderate ID, according to the WISC-R test. These systems, which are obtained with machine learning algorithms frequently used in recent years, can overcome the difficulties in interpreting complex data as well as the negativities such as human error. However, since this study is the first study, further studies are needed to be conducted using more data.

## 6 Yazar katkı beyanı

Gerçekleştirilen çalışmada Sinan ALTUN, fikrin oluşması, literatür taraması, makalenin yazılması, sonuçların incelenmesi başlıklarında; Ahmet ALKAN, tasarımın yapılması, elde edilen sonuçların değerlendirilmesi, yazım denetimi, içerik açısından makalenin kontrol edilmesi başlıklarında; Hatice ALTUN, veri setinin oluşturulması, sonuçların tıbbi olarak incelenmesi başlıklarında katkı sunmuştur.

## 7 Etik kurul onayı ve çıkar çatışması beyanı

Gerçekleştirilen çalışma, Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Klinik Araştırmalar Etik Kurulunun 20.02.2019 Tarih, 2019/03 Oturum, 20 No.lu Kararı ile verilen etik kurul izni alınarak yapılmıştır.

Hazırlanan makalede herhangi bir kişi/kurum ile çıkar çatışması bulunmamaktadır.

## 8 Kaynaklar

[1] Tassé MJ, Luckasson R, Nygren M. "AAIDD proposed recommendations for ICD-11 and the condition previously known as mental retardation". *Intellectual and Developmental Disabilities*, 51(2), 127-31, 2013.

- [2] Somma A, Marelli S, Giarolli LE, Maffei C, Strambi LF, Fossati A. "Interview-based ratings of DSM-IV Axis II/DSM-5 Section II Personality Disorder symptoms in consecutively admitted insomnia patients: A comparison study with consecutively admitted psychotherapy patients matched on age and gender". *Comprehensive Psychiatry*, 87, 100-106, 2018.
- [3] Whitaker S. "WISC-IV and low IQ: review and comparison with the WAIS-III". *Educational Psychology in Practice*, 24(2), 129-37, 2008.
- [4] Savaşır I, Şahin N. *Wechsler Çocuklar İçin Zekâ Ölçeği (WISC-R)*. Ankara, Türkiye, Milli Eğitim Basımevi, 1995.
- [5] Wang H, Ahmed NS, Mandal M. "Computer-aided diagnosis of cavernous malformations in brain MR images". *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 66, 115-123, 2018.
- [6] Garali I, Adel M, Bourennane S, Guedj E. "Brain region ranking for 18FDG-PET computer-aided diagnosis of Alzheimer's disease". *Biomedical Signal Processing and Control*, 27, 15-23, 2016.
- [7] Itani S, Lecron F, Fortemps P. "Specifics of medical data mining for diagnosis aid: A survey". *Expert Systems with Applications*, 118, 300-314, 2019.
- [8] Jahmunaha V, Oh LS, Wei EKJ, Ciaccio E, Chua K, San RT, Acharya RU. "Computer-aided diagnosis of congestive heart failure using ECG signals-A review". *Physica Medica*, 62, 95-104, 2019.
- [9] Wall D, Kosmicki J, Deluca T, Harstad E, Fusaro V. "Use of machine learning to shorten observation-based screening and diagnosis of autism". *Translational Psychiatry*, 2012. <https://doi.org/10.1038/tp.2012.10>.
- [10] Mueller A, Candrian G, Kropotov JD, Ponomarev VA, Baschera GM. "Classification of ADHD patients on the basis of independent ERP components using a machine learning system". *Nonlinear Biomedical Physics*, 2010. doi: 10.1186/1753-4631-4-S1-S1.
- [11] Bedi G, Carrillo F, Cecchi GA, Slezak DF, Sigman M, Mota NB, Ribeiro S, Javitt DC, Copelli M, Corcoran CM. "Automated analysis of free speech predicts psychosis onset in high-risk youths". *NPJ Schizophrenia*, 2015. <https://doi.org/10.1038/npschz.2015.30>.
- [12] Tenev A, Simoska MS, Kocarev L, Jordanov PJ, Müller A, Candrian G. "Machine learning approach for classification of ADHD adults". *International Journal of Psychophysiology*, 93, 162-166, 2014.
- [13] Usta BM, Karabekiroğlu K, Şahin B, Bozkurt A. "Use of machine learning methods in prediction of short-term outcome in autism spectrum disorders". *Psychiatry and Clinical Psychopharmacology*, 2018. doi:10.1080/24750573.2018.1545334.
- [14] Farr S. "Free licenses for All RapidMiner products: machine learning without coding". *C2C Digital Magazine*, 1(6), 2017. [https://scholarspace.jccc.edu/c2c\\_online/vol1/iss6/19](https://scholarspace.jccc.edu/c2c_online/vol1/iss6/19).
- [15] Gulati P, Sharma A, Gupta M. "Theoretical study of decision tree algorithms to identify pivotal factors for performance improvement: a review". *International Journal of Computer Applications*, 141(14), 19-25, 2016.
- [16] Yazar I, Yavuz SH, Çay AM. "Temel Bileşen Analizi Yönteminin ve Bazı Klasik ve Robust Uyarlamalarının Yüz Tanıma Uygulamaları". *Journal of Engineering and Architecture of Eskişehir Osamangazi University*, 22(1), 49-63, 2019.

- [17] Lee SJ, Xu Z, Li T, Yang Y. "A novel bagging C4.5 algorithm based on wrapper feature selection for supporting wise clinical decision making". *Journal of Biomedical Informatics*, 78, 144-155, 2018.
- [18] Demir H, Erdođmuş P, Kekeçođlu M. "Destek Vektör Makineleri, YSA, K-Means ve KNN Kullanarak Arı Türlerinin Sınıflandırılması". *Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 6, 47-67, 2018.
- [19] Girginer G, Cankuş B. "Tramvay Yolcu Memnuniyetinin Lojistik Regresyon Analiziyle Ölçülmesi: Estram Örneđi", *Celal Bayar Üniversitesi İ.İ.B.F Yönetim ve Ekonomi Dergisi*, 15(1), 181-193, 2008.
- [20] Şadi Evren Şeker. "Bilgisayar Kavramları". <http://bilgisayarkavramlari.sadievrenseker.com> (01.01.2019).
- [21] Tomak L, Bek Y. "İşlem karakteristik eğrisi analizi ve eğri altında kalan alanların karşılaştırılması". *Journal of Experimental and Clinical Medicine*, 27, 58-65, 2010.