

## Öğrenci ve Akademisyenlerin E-Öğrenmeye Hazır Bulunuşlarının Daha Az Soru ile Sınıflandırılması

Merter Hami KARACAN<sup>1,3\*</sup>, Sait Can YÜCEBAŞ<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> Bilgisayar Mühendisliği, Mühendislik Fakültesi, Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesi, Çanakkale, Türkiye

<sup>3</sup> Uşak Üniversitesi, Uşak, Türkiye

\*<sup>1</sup> merterhk@gmail.com, <sup>2</sup> can@comu.edu.tr

(Geliş/Received: 25/07/2022;

Kabul/Accepted: 30/11/2022)

**Öz:** Küresel boyuttaki KOVID-19 pandemisinin etkisiyle birlikte tüm dünyada alışveriş, çalışma ve eğitim gibi konular “uzaktan” ve “elektronik” olarak daha fazla değerlendirilmeye başlandı. Mart 2020’deki Yüksek Öğretim Kurumu kararının ardından Türkiye’deki tüm üniversiteler eğitimlerine uzaktan devam etme kararı almıştır. Bu karar sonucunda akademisyenlerin ve öğrencilerin e-öğrenme sürecine ne kadar hazır olduklarını değerlendiren çalışmalar da hızla artmıştır. Bu çalışmada iki farklı üniversitedeki akademisyen ve öğrencilerin e-öğrenmeye ne kadar hazır olduklarının incelendiği bir anket çalışmasına makine öğrenmesi teknikleri uygulanmış, daha az soru ile aynı sonuçların elde edilmesi hedeflenmiştir. Soruların azaltılmasında öz yinelenmeli öz nitelik eleme yöntemi kullanılmış, azaltılan sorular ile en yüksek Cronbach Alpha değerini CatBoost ve XGBoost yöntemleri sağlamıştır. Ek olarak, en yüksek sonuç tahmin performansını destek vektör makineleri sağlamıştır. Destek vektör makineleri, daha az soru ile akademisyen yanıtlarını %100, öğrencilerin yanıtlarını %97.48 doğrulukla tahmin etmiştir. Önerilen yaklaşım, anket sonuçlarında en az kayıpla uzun süren anket verisi toplama süresini azaltmada yardımcı olacaktır.

**Anahtar kelimeler:** makine öğrenmesi, anket sınıflandırma, soru azaltma, e-öğrenmeye hazır bulunuşluk.

### Classification of E-Learning Readiness of Students and Academics with Fewer Questions

**Abstract:** With the impact of the global COVID-19 pandemic, issues such as shopping, work and education have started to be evaluated more as "remote" and "electronic" all over the world. Following the decision of the Higher Education Institution in March 2020, all universities in Turkey continued their education remotely. As a result, the number of studies evaluating e-learning increased rapidly. In this study, machine learning techniques were used to reduce the number of questions in the survey without changing the final result in e-learning readiness surveys. Recursive feature elimination was used to reduce the number of the questions. Catboost and XGBoost methods provided the highest cronbach alpha value with the reduced questions. Additionally, support vector machines outperformed other models with 100% accuracy for academicians and 97.48% accuracy for students with fewer questions. The proposed approach will help in reducing the long survey data collection time with minimal loss in survey results.

**Key words:** machine learning, questionnaire classification, question reduction, e-learning readiness.

### 1. Giriş

2020 yılının başlarında tüm dünyada daha fazla hissedilen Covid-19 pandemisinin etkisi ile alışveriş, çalışma ve eğitim gibi konular “uzaktan alışveriş, uzaktan çalışma ve uzaktan eğitim” gibi seçeneklere daha fazla yönelmişlerdir. Türkiye’de Yüksek Öğretim Kurumunun 13 Mart 2020 tarihli bilgilendirme notuyla eğitime 3 hafta ara verilirken, 18 Mart 2020 tarihinde yapılan basın açıklaması ile eğitime verilen ara ucu açık şekilde uzatılmış ve üniversitelerden eğitimlere senkron veya asenkron şekilde devam etmek için gerekli çalışmalarını yapmaları istenmiştir [1]. Bu dönemde farklı üniversiteler Moodle, Google Classroom, Google Meet, Microsoft Teams, Zoom vb. platformları kullanarak uzaktan eğitim sürecine geçmişlerdir.

Bu kapsamlı uzaktan eğitim dönemine geçişten önce öğrencilerin ve öğretmenlerin (öğretmen, akademisyen) uzaktan öğrenme ile ilgili konularda görüşlerinden yararlanılarak yapılmış çeşitli çalışmalar mevcuttur. Bu çalışmalar genelde anketlerle verilerin toplanması ve istatistiksel olarak değerlendirilmesi şeklinde yapılmıştır. Sosyal bilimlerle mühendislik çoklu disiplinleri alanında, kişilerden elde edilen bu anket ölçümlerinin makine öğrenmesi teknikleri ile incelendiği az sayıda çalışma bulunmaktadır. Yapılan çalışmalar genellikle katılımcıların demografik bilgileri ile anket sorularının istatistiksel özelliklerinin incelenmesi şeklindedir. 17.07.2022 tarihine

\* Sorumlu yazar: [merterhk@gmail.com](mailto:merterhk@gmail.com). Yazarların ORCID Numarası: <sup>1</sup> 0000-0002-8605-8750, <sup>2</sup> 0000-0002-1030-3545

kadar yapılan literatür çalışması sonucunda makine öğrenmesi teknikleri ile ölçüm kaybı oluşturmadan anket soru sayısının azaltılmasına yönelik sadece bir çalışmaya rastlanmıştır. Özen vd. tarafından yapılmış bu çalışmada e-öğrenmeye hazır bulunuşluk konusunda öğrencilerden alınan yanıtlar C4.5 algoritması ile budanarak oluşturulan karar ağacı ile sınıflandırılmıştır [2].

Yapılan literatür taraması makina öğrenme yöntemlerinin anket sonucu tahmin etmede yeni yeni kullanılmaya başladığını göstermektedir. Ancak ilgili anket veya anketlerin, içeriği ve ölçüm sonucu bozulmayacak şekilde daha az soru ile temsili için makina öğrenmesinin kullanılması alanında henüz bir çalışma yoktur. Bu motivasyonla gerçekleştirdiğimiz çalışmada farklı makine öğrenme yöntemleri kullanılarak, e-öğrenmeye hazır bulunuşluk anketlerindeki soru sayısının, anketin içeriği ve nihai ölçüm sonuçları değiştirilmeden, azaltılması amaçlanmıştır. Buna ek olarak anket sonuçlarının tahmini için de ilgili yöntemlerin başarımlarını karşılaştırılmıştır. Çalışmanın literatüre katkısı iki başlıkta verilebilir. İlki ve en önemlisi makine öğrenme teknikleri ile ölçüm anketlerinde yer alan soru sayısının anket özünü etkilemeden değiştirilebileceği gösterilmiştir. Diğer yandan anketlerin değerlendirilmesi ve sonuç tahminlemede hangi makine öğrenme yönteminin daha başarılı olduğu test edilmiştir.

Makalenin akışı şu şekildedir; ikinci bölümde e-öğrenme ile ilgili geliştirilmiş ölçekler, ölçeklerden elde edilen sonuçlar ve ölçek sonuçlarına makine öğrenmesi yöntemlerinin uygulandığı çalışmalara değinilmiştir. Üçüncü bölümde veri toplama aracından ve ölçeği yanıtlayanlara ait bilgilere yer verilmiştir. Dördüncü bölümde verilerin toplanması, özniteliklerin belirlenmesi ve uygulanan makine öğrenmesi tekniklerinden bahsedilmiştir. Beşinci bölümde ölçek sonuçlarının analiz sonuçları ile makine öğrenmesi teknikleri ile elde edilen sonuçlar sunulmuştur. Altıncı bölümde ölçek çalışmalarına makine öğrenmesi tekniklerinin kullanılması ile yapılabilecek iyileştirmelerden ve gelecekte yapılabilecek çalışmalardan bahsedilmiştir.

## 2. İlgili Çalışmalar

Pandemi döneminden önce e-öğrenmeye hazır bulunuşluk ile ilgili ölçekler devlet veya vakıf üniversitelerinin çeşitli bölümlerinde uygulanarak sonuçları değerlendirilmiştir [3]–[8]. İlgili anketler zaman içerisinde teknolojik gelişmeler ve değişen alışkanlıklar ile yenilenmiş ve güncellenmiştir [3]–[9]. Pandeminin yayılmasıyla birlikte, özellikle Mart 2020 tarihinden sonra yapılan bu çalışmalar hız kazanmıştır [9]–[21].

Sosyal veya eğitim bilimleri alanında kişilerin görüşlerinden elde edilen ölçüm sonuçlarının geleneksel istatistiksel yöntemlerle değerlendirildiği birçok çalışma mevcuttur [22]–[27]. Ayrıca makina öğrenme yöntemleri kullanılarak öz nitelik eleme çalışmalarının özellikle tıp alanında sıklıkla tercih edildiği görülmektedir [28]–[29]. Ancak anket uygulamalarından elde edilen verilerin makine öğrenme yöntemleri ile değerlendirildiği ve orjinal anketin özellik eleme yöntemleri ile daha az soru ile temsiledilebildiği çalışmalar oldukça azdır.

Eğitim alanında olmasa da anket sorularının makine öğrenmesi ile değerlendirildiği bir örnek çalışma Türkiye hane halkı zeytinyağı tüketimi hakkında karar ağaçları uygulanarak yapılmıştır [30]. Yakın zamanda eğitim alanında yapılmış az sayıdaki örneklerden birisi, öğretmenlerin FeTeMM farkındalık ölçeğine verdikleri yanıtlara C5.0 algoritması uygulandığı çalışmadır [31]. Bir diğer çalışmada [32] teknoloji bağımlılığı konusunda C4.5 algoritması kullanılarak %84 başarılı sonuç elde edilmiştir.

PISA 2012 Matematik okuryazarlığı Türkiye araştırması puanlarının J.48 ve CHAID karar ağacı ile analiz edilip sınıflandırıldığı bir çalışma yapılmıştır [33]. Özyeterlik, tutum, çalışma disiplini, kaygı ve ilgi faktörleri ile öğrencilerin matematik okuryazarlıkta başarılı veya başarısız olarak sınıflandırılması yapılmıştır.

“Üniversite öğrencilerinin bilgi okuryazarlık öz-yeterlik algısı” konusunda toplanan yanıtlar karar ağacı ile incelenmiştir [34]. Üniversite öğrencilerine Wikipedia kullanma becerisi, Facebook kullanma becerisi, haftalık internet kullanma süresi, yabancı dil düzeyi, sınıf ve cinsiyet verilerinin elde edildiği ölçek sonuçları ile oluşturulan bir CART karar ağacı analiz edilmiştir. İleri derecede Wikipedia kullanabilen kadın öğrencilerin en yüksek bilgi okuryazarlığı öz-yeterlik algısına sahip olduğu gösterilmiştir.

“Türkiye’deki ortaöğretim öğrencilerinin internet bağımlılık düzeyini etkileyen faktörlerin” araştırılması amacıyla 754 ortaöğretim öğrencisinden İnternet Bağımlılık Ölçeği ile toplanan verilere CHAID karar ağacı yöntemi uygulanmış ve öğrencilerin ailelerinin sosyal durumları ve öğrencilerin internet kullanım verilerine göre sonuçları incelenmiştir [35]. Elde edilen sonuçlarda interneti kullanım amacı, günlük internet kullanım saati, cinsiyet, ailenin gelir düzeyi ve babanın eğitim düzeyi değişkenlerinin belirleyici olduğu bulunmuştur.

Yapmış olduğumuz çalışmaya en yakın çalışma ise Özen vd. tarafından öğrencilerin e-öğrenmeye hazır bulunuşluklarının ölçüldüğü, ilgili sorulardan C4.5 yöntemi ile budanmış bir karar ağacı elde edildiği çalışmadır [2]. Bu çalışmada 667 öğrencinin 3 faktörden oluşan 19 soruya verdiği yanıtlar kullanılmıştır. C4.5 algoritması sonucunda elde edilen beş kuralda üç tane soruya verilmiş yanıtlar kullanılmıştır. Bu sayede üç soru ile e-öğrenmeye hazır ve hazır değil olmak üzere %83 başarılı tahmin elde edilmiştir. Yanıtlar k-ortalama ile gruplandırıldığında ise %70 başarılı tahmin elde edilmiştir.

Yaptığımız çalışmada iki farklı üniversitede eğitim gören öğrenciler ve eğitim veren akademisyenler tarafından yanıtlanan iki farklı ölçek kullanılmıştır [36]. Yanıtlarının ortalamalarına göre öğrenci ve akademisyenler “hazır değil”, “kısmen hazır” ve “hazır” şeklinde üç eşit gruba ayrılmıştır. Kullanılan ölçekte yer alan soruları azaltarak benzer sonuçlara makine öğrenmesi yöntemleri ile ulaşmak için öz yinelenmeli öz nitelik eleme yöntemi [37] kullanılarak sorular azaltılmıştır. Sınıflandırıcı olarak karar ağacı temelli yöntemler ile destek vektör makineleri, k-en yakın komşu, rastgele orman, gradyan artırma, CatBoost ve XGBoost kullanılmıştır.

### 3. Materyal

Çalışmada kullanılan veriler birden fazla evrenden elde edilmiştir. Uşak Üniversitesi 2021 bahar döneminde kayıtlı bulunan yüz doksan dokuz lisans öğrencisi ile ders veren otuz üç akademik personel ve Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesi 2021 bahar döneminde kayıtlı kırk lisans öğrencisi ile aynı dönemde ders veren beş akademik personel ölçekleri yanıtlamıştır. Araştırmaya katılım sayıları Tablo 1’de verilmiştir.

**Tablo 1.** Örneklem sayıları.

	Uşak Üniversitesi	Ç.O.M.Ü.	Toplam
Lisans Öğrencileri	199	40	239
Akademik Personeller	33	5	38

Uşak üniversitesi öğrencilerinden ölçeği yanıtlayan yüz doksan dokuz katılımcının ve ÇOMÜ öğrencilerinden ölçeği yanıtlayan kırk katılımcının fakülterlere göre dağılımları ve yüzdeleri Tablo 2’te verilmiştir.

**Tablo 2.** Fakülterlere göre öğrenci yanıtlarının dağılımı.

Uşak Üniversitesi Öğrencileri	Frekans	Yüzde	Çanakkale O.M. Üniversitesi	Frekans	Yüzde
Fen Edebiyat Fakültesi	35	17.59	Mühendislik Fakültesi	37	92.5
Eğitim Fakültesi	31	15.58	Eğitim Fakültesi	2	5
İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi	25	12.56	Çanakkale Uygulamalı Bilimler Fakültesi	1	2.5
İletişim Fakültesi	25	12.56			
Mühendislik Fakültesi	22	11.06			
Sağlık Bilimleri Fakültesi	15	7.54			
İslami İlimler Fakültesi	15	7.54			
Uygulamalı Bilimler Fakültesi	14	7.04			
Spor Bilimleri Fakültesi	5	2.51			
Ziraat Fakültesi	4	2.01			
Mimarlık ve Tasarım Fakültesi	3	1.51			
Dış Hekimliği Fakültesi	2	1.01			
Tıp Fakültesi	1	0.5			
Güzel Sanatlar Fakültesi	1	0.5			
Yabancı Diller Yüksekokulu	1	0.5			
<b>Toplam</b>	<b>199</b>	<b>100%</b>	<b>Toplam</b>	<b>40</b>	<b>100%</b>

Her iki üniversiteden çalışmaya katılmış olan öğrencilerin Hazırlık, 1, 2, 3, 4 ve üzeri sınıf olması durumuna göre dağılımları ve yüzdeleri Tablo 3’te gösterilmiştir.

**Tablo 3.** Sınıflara göre Uşak Üniversitesi öğrencilerinin ve ÇOMÜ öğrencilerinin dağılımı

Sınıf	Uşak Üniversitesi		Ç.O.M.Ü.	
	Frekans	Yüzde	Frekans	Yüzde
Hazırlık	7	3.54	0	0
1. sınıf	73	36.87	9	22.50
2. sınıf	41	20.71	17	42.50
3. sınıf	29	14.65	7	17.50
4 ve üzeri sınıf	48	24.24	7	17.50
<b>Toplam</b>	<b>199</b>	<b>100%</b>	<b>40</b>	<b>100%</b>

Uşak Üniversitesi ve ÇOMÜ akademik personellerinden araştırmaya katılanların unvanlarına göre dağılımları Tablo 4’te gösterilmiştir.

**Tablo 4.** Akademik personellerin unvana göre dağılımları

Unvan	Uşak Üniversitesi		Ç.O.M.Ü.	
	Frekans	Yüzde	Frekans	Yüzde
Profesör / Profesör Doktor	2	6.06	0	0
Doçent / Doçent Doktor	6	18.18	0	0
Doktor Öğretim Üyesi	8	24.24	1	80.0
Öğretim Görevlisi	13	39.39	4	20.0
Araştırma Görevlisi	4	12.12	0	0
<b>Toplam</b>	<b>33</b>	<b>100%</b>	<b>5</b>	<b>100%</b>

## 4. Yöntem

### 4.1. Verilerin toplanması

Her iki üniversitedeki öğrencilere Demir ve Yurdağül tarafından geliştirilmiş “Üniversite Öğrencilerinin E-öğrenmeye Hazır Bulunuşluğu Ölçeği” ve her iki üniversitedeki akademik personele Demir tarafından geliştirilmiş “Akademisyenlerin E-öğrenmeye Hazır Bulunuşluğu Ölçeği” [36], Google Forms ile çevrimiçi olarak uygulanmıştır. Öğrencilere uygulanan ölçek, otuz üç sorudan ve yedili likert tipi cevaplar şeklindedir. Ölçek altı alt faktörden oluşmaktadır, bunlar “Bilgisayar öz yeterliği”, “İnternet öz yeterliği”, “Çevrimiçi iletişim öz yeterliği”, “Kendi kendine öğrenme”, “Öğrenen kontrolü”, “E-öğrenmeye yönelik motivasyon” şeklindedir. Akademik personele uygulanan ölçek otuz beş sorudan ve likert tipi cevaplardan oluşmaktadır. Akademik personele uygulanan ölçeğin dört alt faktörü bulunmaktadır, bunlar; “Bilgi ve iletişim teknolojileri kullanım öz yeterliği”, “E-öğrenmede kendine güven”, “E-öğrenmeye yönelik tutum”, “E-öğrenmeye yönelik eğitim ihtiyacı” şeklindedir. Çalışmaya katılan öğrencilerden fakülte, sınıf, bölüm bilgileri ve akademik personelden unvan, fakülte, bölüm bilgileri alınmıştır.

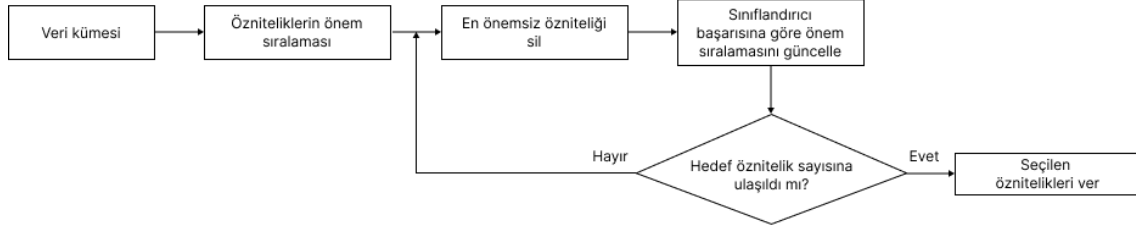
### 4.2. Öznitelik seçimi ve sınıflandırma

Sınıflandırma tekniklerinin uygulanması için Python programlama dili ve Scikit-Learn kütüphanesinden faydalanılmıştır [38]. Öznitelik seçiminde özyinelemeli öznitelik eleme (recursive feature elimination, RFE) yöntemi kullanılmıştır. Ancak CatBoost, XGBoost kendi içinde öznitelik önemi hesaplayabildikleri için ilgili yöntemlerde RFE kullanılmamıştır.

Öznitelik sıralamasından sonra her sınıflandırıcı için en önemli ilk öznitelikten başlayarak yirmi öznitelik kadar birer öznitelik artırılarak en yüksek başarıyı en az soruyla veren öznitelik sayıları aranmıştır. Bu yaklaşım ile soruların yaklaşık yarısının elenmesi hedeflenmiştir.

#### 4.2.1. Özyinelemeli öznelik eleme (Recursive Feature Elimination, RFE)

Özyinelemeli öznelik eleme yöntemi (RFE) ilk olarak 2002 yılında Guyon tarafından gen seçimi için önerilmiştir [37]. Günümüzde farklı alanlarda öznelik seçimi için kullanılan bu yöntemin temel akışı Şekil 1'de sunulmuştur.



Şekil 1. Özyinelemeli öznelik eleme yönteminin akış diyagramı

RFE yönteminde öncelikle öznelik sayısı ve bu öznelikleri seçecek sınıflandırıcılar belirlenir. Daha sonra RFE istenen öznelik sayısına ulaşmaya kadar verilen sınıflandırma yöntemi ile tüm parametreleri özyinelemeli olarak dolaşarak her özneliği önem derecesine göre sıralar ve en önemsiz özneliği eleyerek devam eder.

#### 4.2.2. Destek vektör makineleri (Support Vector Machines, SVM)

Destek vektör makineleri (DVM), Vapnik vd. tarafından geliştirilmiş iki veri grubu arasındaki aralığı (margin) hesaplayarak birbirinden ayıran denetimli bir öğrenme yöntemidir [39]. Eşitlik 1'de gösterildiği üzere  $y_i$  sınıflandırma sonucu olmak üzere,  $x_i$  sınıflandırılacak vektörü,  $w$  sınıflandırıcının ağırlık vektörünü ve  $b$  sınıflandırıcının yanlılığını belirtmektedir.  $C$  değişkeni ile sınıflandırıcının kabul edilebilir hatası belirtilir.  $w$  ve  $b$  değişkenleri sınıflandırıcının eğitimi sırasında belirlenir.

$$y_i = \begin{cases} +1 & \text{eğer, } w \cdot x_i + b \geq +1 - C \\ -1 & \text{eğer, } w \cdot x_i + b \leq -1 + C \end{cases} \quad (1)$$

Bu çalışmada destek vektör sınıflandırma yöntemi, kişilerin verdikleri bazı yanıtlardan, ait oldukları e-öğrenmeye hazır bulunuş sınıfını tahmin etmek için kullanılmıştır. Sınıflandırma sırasında  $C$  değeri 1.0 olarak belirlenmiştir,  $b$  değeri ise RFE ile öznelik önem sıraları belirlenirken her sınıf için sırasıyla  $b_{\text{öğrenci}} = \{6, 13, 13\}$  ve  $b_{\text{akademisyen}} = \{14.27, 5.8, 7.58\}$  olarak hesaplanmıştır.

#### 4.2.3. K-En yakın komşular (K Nearest Neighbours, KNN)

Bir veri kümesinde seçilen parametreler arasındaki uzaklığa göre, en yakın bulunan  $k$  adet sınıfa göre sınıflandırma yapan denetimli öğrenme yöntemidir. KNN; sınıflandırma, regresyon ve aykırılıkları tespit etmek gereken problemlerde kullanılabilir.

Veri kümesindeki noktaların birbirlerine uzaklığının bulunması için farklı ölçütler kullanılsa da en sık tercih edilen ölçüt Eşitlik-2'de verilen Öklid uzaklığıdır.

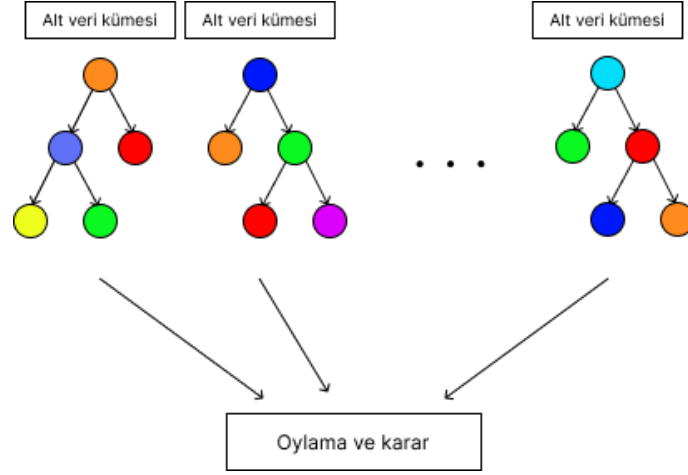
$$Uzaklık = \sqrt{(a_1 + a_2)^2 + (b_1 + b_2)^2 + \dots + (n_1 + n_2)^2} \quad (2)$$

Yukarıdaki eşitlikte öznelik kümesi  $\tilde{O} = \{a, b, \dots, n\}$  şeklinde verilmiştir. Bu çalışmada RFE ile seçilmiş öznelikler, KNN yöntemiyle  $k=3$  ve  $k=5$  için ayrı ayrı sınıflandırılmıştır.

#### 4.2.4. Rastgele orman (Random Forests, RF)

Rastgele orman veya rastgele karar ağacı ormanı şeklinde adlandırılan bu yöntemle bir sınıflandırıcı (genellikle karar ağaçları) rastgele ve birden fazla şekilde oluşturulur. Bu rastgele oluşturulmuş yöntemlere

torbalama (bagging) yöntemi denmektedir. Yöntemin sonucu, torba içindeki her bir bireysel yöntemin sonucunun oylama veya ağırlıklı oylama ile belirlenmesine dayanır [40]. Rastgele orman yöntemi genelde tek karar ağacı içeren yöntemlerden daha iyi sonuçlar üretmektedir [41]. Şekil 2’de gösterildiği üzere farklı alt veri kümeleri ile oluşturulan farklı karar ağaçlarının sınıflandırma sonuçlarının oylaması ile Rastgele Orman algoritmasının sınıflandırma sonucu elde edilir.



Şekil 2. Rastgele orman algoritması, her renk bir özneliği ifade eder.

Bu çalışmada RFE ile seçilmiş özneliklerden elde edilen alt veri kümeleri ile Gini indeksi [42] kullanan yüz karar ağacı ile sınıflandırılmıştır.

#### 4.2.5. Gradyan arttırma (Gradient Boosting), CatBoost, XGBoost

Çalışmada topluluk (ensemble) ve arttırma (boosting) teknikleriyle geliştirilmiş karar ağacı yöntemleri olan Gradyan Arttırma, CatBoost ve XGBoost sonuçları da sunulmuştur.

Gradyan arttırma (gradient boosting) yönteminde zayıf bir sınıflandırıcı her adımda kayıp fonksiyonuna göre yeni karar ağacını optimize ederek zayıf sınıflandırıcının başarısını arttırarak ilerlemektedir [43]. Gradyan arttırma sınıflandırıcıda öğrenme oranı (learning rate) 0.1 olarak seçilmiştir, kayıp fonksiyonu olarak sapkınlık (deviance) değeri kullanılmıştır. Yüz adet sınıflandırıcı oluşturulmuştur.

XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) karar ağacı arttırma (boosting) temelli, performans odaklı, paralel ve dağıtık çalışabilen, eksik verilere toleranslı gelişmiş bir sınıflandırıcıdır [44], [45]. Bu çalışmadaki sonuçlar XGBoost ile sıralanmış özneliklerin sırayla sınıflandırma kümesine dahil edilmesi ile elde edilmiştir.

CatBoost (Categorical Boosting), simetrik ikili karar ağacı oluşturabilen, kategorik verileri kendisi kodlayabilen ve kestirim kayması (prediction shift) problemini sıralı hedef istatistiği (ordered target statistics) ile çözen bir yöntemdir [46], [47]. XGBoost gibi paralel çalışabilir ve daha hızlı sınıflandırma yapabilir [46]. Elde edilen sonuçlar CatBoost ile önemine göre sıralanmış özneliklerin sırayla sınıflandırmaya dahil edilmesiyle bulunmuştur. CatBoost sınıflandırıcı her adımda yüz iterasyon çalıştırılarak eğitilmiştir.

## 5. Bulgular

Bu bölümde araştırma sonucu elde edilen bulgular, ölçek sonuçlarının analizi ile öznelik seçimi ve sınıflandırma sonuçları şeklinde iki alt başlıkta sunulmuştur.

Yanıtların Cronbach Alpha değerleri incelendiğinde Uşak Üniversitesi öğrenci ve akademisyenleri ile Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesi Öğrencileri için güvenilirlik değerleri sırasıyla 0.964, 0.936, 0.966 iken, ÇOMÜ Akademisyenlerinin yedi yanıtı için bu değer daha düşük şekilde 0.741 olarak çıkmıştır. Yanıtların Cronbach Alpha değerleri Tablo 5’te gösterilmiştir.

**Tablo 5.** Verilen yanıtların Cronbach Alpha değerleri.

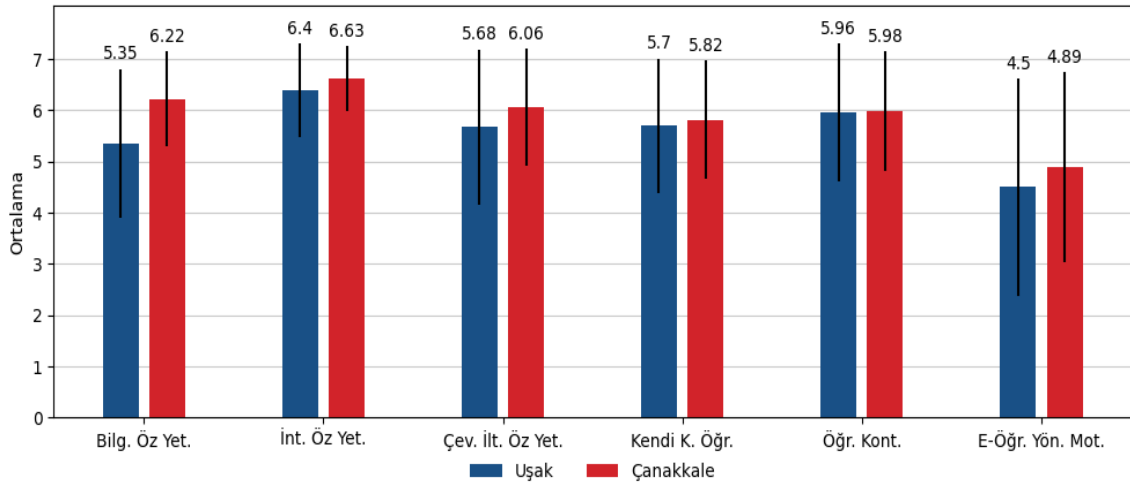
Uşak Üniversitesi		Çanakkale O.M. Üniversitesi	
Öğrenci	Akademisyen	Öğrenci	Akademisyen
0.964	0.936	0.966	0.741

ÇOMÜ için Cronbach Alpha değerinin nispeten düşük çıkması, katılımcı sayısının azlığı ile açıklanabilir.

### 5.1. Ölçek sonuçlarının analizi

Uşak Üniversitesi öğrencilerinden alınan yanıtlar faktörlere göre gruplandırıldığında en yüksek ortalamanın İnternet öz-yeterliği faktöründe olduğu görülmektedir, en düşük ortalama ise e-öğrenmeye yönelik motivasyon faktöründe bulunmaktadır. En düşük standart sapma İnternet öz-yeterliği faktöründe, en yüksek standart sapma ise e-öğrenmeye yönelik motivasyonda bulunmaktadır.

Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesi öğrencilerinin verdiği yanıtlar faktörlere göre gruplanıp ortalama ve standart sapma değerleri incelendiğinde Uşak Üniversitesi öğrencilerinin yanıtlarına benzer sonuçlar görülmektedir. ÇOMÜ öğrencilerinin sonuçlarında da en yüksek ortalama ve en düşük standart sapma internet öz yeterliği faktöründe, en düşük ortalama ve en yüksek standart sapma E-öğrenmeye yönelik motivasyon faktöründe bulunmaktadır. ÇOMÜ ve Uşak Üniversitesi öğrencilerinin yanıtlarının faktörlere göre ortalama ve standart sapma grafiği Şekil 3'te gösterilmiştir.



**Şekil 3.** Öğrencilerinin yanıtlarının faktörlere göre ortalama ve standart sapma değerleri.

Uşak Üniversitesi Öğrencilerinin yanıtlarının fakültelere göre faktör dağılımları on beş yanıt ve üzerinde katılımcı bulunanlara göre incelendiğinde Mühendislik Fakültesi öğrencilerinin yanıtları Kendi kendine öğrenme faktörü hariç tüm faktörlerde en yüksek ortalamaya sahiptir. İslami İlimler Fakültesi öğrencilerinin ise e-öğrenmeye yönelik motivasyon faktörü hariç tüm faktörlerde yanıtları en düşük ortalamaya sahip görünmektedir. Fakültelere göre ortalama faktör değerleri Tablo 6'da gösterilmiştir.

**Tablo 6.** Katılım sayısı on beşten fazla olan fakültelerin faktörlere göre ortalama değerleri.

	Bilgisayar Öz-Yeterliği	İnternet Öz-Yeterliği	Çevrimiçi İletişim Öz-Yeterliği	Kendi Kendine Öğrenme	Öğrenen Kontrolü	E-öğrenmeye Yönelik Motivasyon
Eğitim Fakültesi	5.14	6.35	5.71	5.75	5.86	4.63
Fen Edebiyat Fakültesi	5.13	6.24	5.33	5.43	5.97	3.87
Mühendislik Fakültesi	6.23	6.8	<b>6.29</b>	5.76	<b>6.23</b>	<b>5.38</b>
Sağlık Bilimleri Fakültesi	4.97	6.35	5.39	5.72	5.78	4.01*
İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi	5.37	6.57	5.82	5.7	6.08	4.98
İletişim Fakültesi	5.93	<b>6.86</b>	6.22	<b>6.02</b>	6.1	4.45
İslami İlimler Fakültesi	4.63*	5.85*	4.87*	4.96*	4.98*	4.38
<b>Ortalama</b>	5.34	6.43	5.66	5.62	5.86	4.53
<b>ÇOMÜ Mühendislik Fakültesi **</b>	<b>6.31</b>	6.67	6.09	5.82	6.09	4.91
<b>Genel Ortalama</b>	5.46	6.46	5.72	5.65	5.89	4.58

\* En düşük değerler.

\*\* Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesinden araştırmaya katılan, on beşten fazla yanıt bulunan tek fakülte. Bilgisayar Öz-Yeterliği faktöründe daha yüksek sonuç elde edilmiştir.

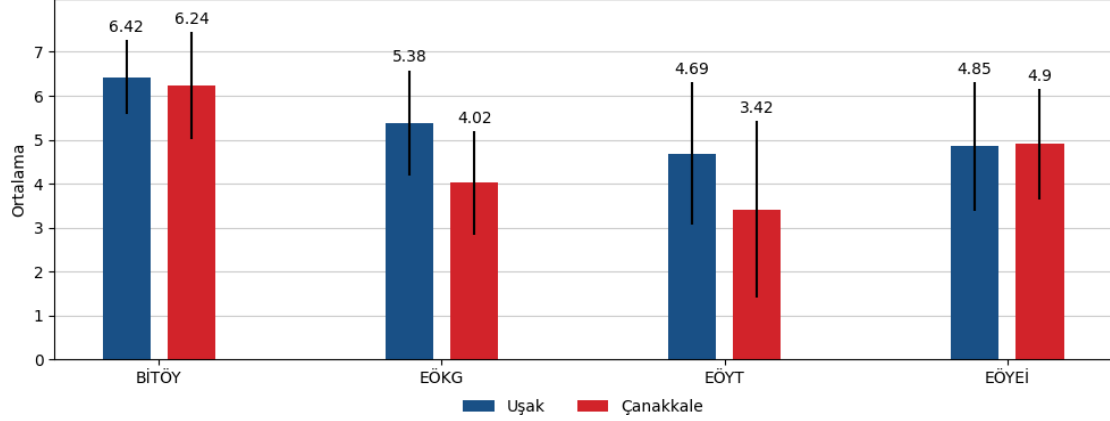
Her iki üniversiteden alınan yanıtların sınıflara göre faktör değerleri Tablo 7’de gösterilmiştir. Bu tabloya göre İnternet öz-yeterliği faktöründe Uşak Üniversitesi ve Ç.O.M.Ü. öğrencilerinde dört veya üzeri sınıf öğrencilerinin değeri diğer sınıflardan daha yüksek bulunmuştur. Bilgisayar öz-yeterliği faktöründe Uşak Üniversitesinde en yüksek değere üçüncü sınıftaki öğrencilerde ulaşılmıştır, ÇOMÜ’de ise dört veya üzeri sınıftaki öğrencilerde en yüksek değere ulaşılmıştır. Çevrimiçi iletişim öz-yeterliği faktöründe her iki üniversitede de dört veya üzeri sınıf öğrencileri en yüksek düzeye ulaşmıştır. Kendi kendine öğrenme ve Öğrenen Kontrolü faktörlerinde en yüksek değerler ÇOMÜ’de eğitim göre dört veya üzeri sınıf öğrencileri iken, Uşak Üniversitesinde üçüncü sınıf öğrencileri daha yüksek bulunmuştur. E-öğrenmeye yönelik motivasyon faktöründe ÇOMÜ ikinci sınıf öğrencileri diğer sınıflardan daha yüksek değere sahiptir, Uşak Üniversitesinde en yüksek değer üçüncü sınıf öğrencilerinde görülmektedir.

**Tablo 7.** Sınıflara göre faktör değerleri.

	Bilgisayar Öz-Yeterliği	İnternet Öz-Yeterliği	Çevrimiçi İletişim Öz-Yeterliği	Kendi Kendine Öğrenme	Öğrenen Kontrolü	E-öğrenmeye Yönelik Motivasyon
<b>Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesi</b>						
1. Sınıf	5.89	6.44	5.42	5.47	5.69	4.3
2. Sınıf	6.19	6.59	6.06	5.76	5.87	<b>5.29</b>
3. Sınıf	6.34	6.71	6.11	5.68	5.82	4.73
4 veya üzeri sınıf	<b>6.6</b>	<b>6.89</b>	<b>6.86</b>	<b>6.55</b>	<b>6.79</b>	4.82
<b>Uşak Üniversitesi</b>						
1. Sınıf	5.05	6.23	5.46	5.47	5.79	4.18
2. Sınıf	5.04	6.38	5.2	5.55	5.73	4.21
3. Sınıf	5.75	6.57	6.03	<b>6.1</b>	<b>6.33</b>	<b>5.53</b>
4 veya üzeri sınıf	<b>5.85</b>	<b>6.67</b>	<b>6.21</b>	5.86	6.16	4.68
Hazırlık	5.06	5.68	5.31	6.02	6.18	3.57

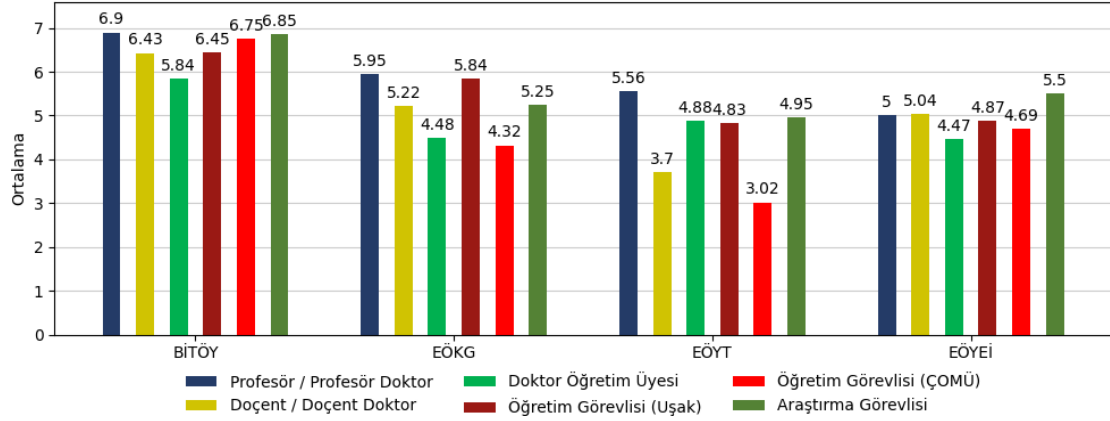


Çalışmada akademisyenlerin verdikleri yanıtlardan elde edilen faktör değerleri incelendiğinde Uşak ve Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesi arasında BİT öz yeterliliği ve E-Öğrenmeye yönelik eğitim ihtiyacı seviyeleri birbirine yakın bulunmuştur. E-öğrenmede kendine güven ve e-öğrenmeye yönelik tutum değerlerinde Uşak Üniversitesinden alınan yanıtlar daha yüksek bulunmuştur. Akademisyenlerin yanıtlarını faktörlere göre ortalama ve standart sapma değerleri Şekil 4'te gösterilmiştir.



Şekil 4. Akademisyenlerin yanıtlarının faktörlere göre ortalama ve standart sapma değerleri.

Akademik personellerin unvana göre dağılımından edilen faktör değerleri incelendiğinde BİT öz yeterliliği faktöründe tüm unvanlarda sonuçların altı ila yedi aralığında olduğu görülmektedir. Doktor öğretim üyeleri ve öğretim görevlilerinin (Ç.O.M.Ü.) E-öğrenmede kendine güven, E-Öğrenmeye yönelik tutum ve E-öğrenmeye yönelik eğitim ihtiyacı düzeyleri diğer unvanlardan daha düşük bulunmuştur. Unvanlara göre faktör değerleri Şekil 5'te gösterilmiştir.



Şekil 5. Unvanlara göre faktör değerleri.

## 5.2. Öznitelik seçimi ve sınıflandırma sonuçları

Öznitelik seçimi için kullanılan üç farklı yöntemle elde edilen önem sıralamaları Tablo 8 ve Tablo 9'da sunulmuştur. RFE ile özniteliklerin doğrudan sıralaması elde edilirken, XGBoost ve CatBoost öznitelikler için önem değeri oluşturmaktadır. Bu önem derecesine göre öznitelikler en önemliden en önemsiz doğru sıralanmıştır. Tablodaki soru numaraları ölçeğin sunulduğu yayından alınmıştır [36].

**Tablo 8.** Öğrencilere sorulan soruların RFE, XGBoost ve CatBoost ile elde edilmiş önem sıralamaları.

Sıra	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33
RFE	6	33	20	10	7	25	30	18	4	15	28	1	13	22	5	23	16	3	31	11	17	8	9	21	29	32	26	24	14	12	2	27	19
XGBoost	28	31	16	19	13	15	30	11	33	4	14	29	21	6	22	1	26	9	20	3	18	25	32	2	5	27	10	24	7	17	12	23	8
CatBoost	11	27	29	3	16	30	22	33	18	31	15	28	19	26	1	4	13	14	5	21	20	25	10	32	8	12	23	24	17	6	2	7	9

**Tablo 9.** Akademik personele sorulan soruların RFE, XGBoost ve CatBoost ile elde edilmiş önem sıralamaları.

Sıra	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35
RFE	26	15	28	34	27	11	9	6	24	8	3	19	33	25	22	13	16	5	18	20	32	12	31	2	14	21	35	7	10	23	1	30	29	4	17
XGBoost	26	10	28	24	3	19	6	13	29	31	11	27	2	15	8	1	22	32	18	9	14	34	20	16	25	12	23	21	4	5	7	17	30	33	35
CatBoost	26	28	3	12	2	10	24	31	27	21	30	25	22	6	14	20	8	7	9	18	16	13	11	23	29	35	34	17	19	32	5	15	1	33	4

Tablo 8’de gösterilen sıralamada en önemli sorular RFE için 1. soru, XGBoost için 28. soru ve CatBoost için 11. soru iken en önemsiz sorular RFE için 19. soru, XGBoost için 8. soru ve CatBoost için 9. soru olarak bulunmuştur. Tablo 9’da akademisyenlere sorulan soruların en önemlisi üç yöntemle de 26. soru, en önemsiz sorular ise RFE için 17. soru, XGBoost için 35. soru ve CatBoost için 4. soru olarak bulunmuştur.

RFE ile elde edilen sıralama kullanılarak akademisyen ve öğrenciler için DVM, KNN, Rastgele Orman, Gradyan Arttırma sınıflandırma sonuçları ve seçilen soruların Cronbach Alpha değerleri Tablo 10’da gösterilmiştir.

Akademik personelin yanıtları için sınıflar “Hazır değil” (1-4.5), “Kısmen Hazır” (4.5-5.6) ve “Tamamen Hazır” (5.6-7) şeklinde her sınıfa yaklaşık on üç kayıt gelecek şekilde üç grup olarak oluşturulmuştur. Öğrencilerin yanıtları için sınıflar “Hazır değil” (1-5.3), “Kısmen Hazır” (5.3-6.3) ve “Tamamen Hazır” (6.3-7) şeklinde her sınıfa yaklaşık seksen iki kayıt gelecek şekilde üç grup olarak oluşturulmuştur.

Yöntemler bir-tane-dışarıda (LeaveOneOut) şeklinde eğitilerek test edilmiştir. Eğitim verileri her iki üniversiteden katılan tüm akademisyenlerin yanıtlarından ve tüm öğrencilerin yanıtlarından oluşturulmuştur.

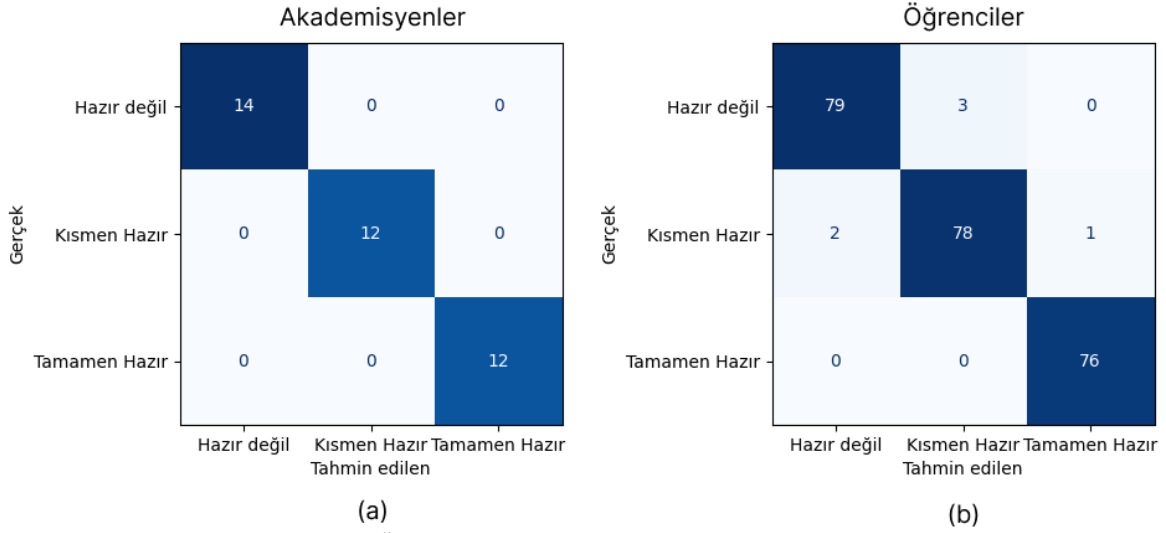
**Tablo 10.** Akademik personellerin yanıtları için sınıflandırma sonuçları

Yöntem	Akademisyenlerin E-Öğrenmeye Hazır Bulunuşluğu				Öğrencilerin E-Öğrenmeye Hazır Bulunuşluğu			
	Öznitelik Sayısı	Başarım	Cronbach Alpha	F-Skor	Öznitelik Sayısı	Başarım	Cronbach Alpha	F-Skor
DVM *	10	100	0.79	1.0	16	97.48	0.92	0.97
KNN (n=3) *	9	92.10	0.76	0.92	18	89.12	0.93	0.89
KNN (n=5) *	9	89.47	0.76	0.89	15	89.12	0.91	0.89
Rastgele Orman *	11	89.47	0.79	0.89	15	91.21	0.91	0.91
Gradyan Arttırma *	6	92.10	0.76	0.91	12	87.02	0.89	0.87
CatBoost	9	92.10	0.85	0.92	16	90.48	0.94	0.90
XGBoost	10	92.10	0.88	0.91	19	88.70	0.94	0.88

\* Özyinelemeli öznitelik eleme (RFE) uygulanarak öznitelikler önem sırasıyla seçilmiştir.

Öğrenci ve akademik personellerin yanıtlarından elde edilen sonuçlar birlikte incelendiğinde en yüksek doğru tahmini destek vektör makineleri (DVM) sağlamaktadır. Tüm sınıflandırıcılar için F-Skor değeri yüksek bulunmuştur. Yanıt sayısının az olması nedeniyle akademik personelin yanıtlarından elde edilen Cronbach Alpha değerleri daha düşük bulunmuştur. Öğrencilerin seçilen sorulara verdikleri yanıtlarla Cronbach Alpha değerleri yeterli yükseklikte bulunmuştur. CatBoost ve XGBoost ile seçilen ölçek sorularına verilen yanıtlar ile Cronbach Alpha değerleri hesaplandığında diğer yöntemlerden daha yüksek bulunmaktadır.

Akademisyen yanıtlarında hatasız tahmin sağlanmıştır. Öğrenci tahminlerinde üç “Hazır Değil” sınıfı “Kısmen Hazır” olarak, iki “Kısmen Hazır” sınıfı “Hazır değil” olarak, bir “Kısmen Hazır” sınıfı ise “Tamamen hazır” olarak sınıflandırılmıştır. Destek vektör makineleri ile yapılan sınıflandırmaların karmaşıklık matrisleri Şekil 6’da gösterilmiştir.



Şekil 6. Akademisyenlerin (a) ve Öğrencilerin (b) yanıtlarının sınıflandırılmasının karmaşıklık matrisleri

Karmaşıklık matrisi incelendiğinde akademisyenler için yanıt sınıflandırmasında DVM'nin hatasız sonuçlar ürettiği görülmektedir. Öğrenci anketleir için ise, “tamamen hazır“ sınıfı %100 oranda doğru tahmin edilirken, “kısmen hazır” ve hazır değil sınıfları için doğruluk oranı %96 seviyesindedir.

## 6. Sonuç

Daha önceki çalışmalar incelendiğinde ölçek sorularının irdelendiği ve yanıtlayanların demografik özelliklerinden çıkarım yapıldığı görülmektedir. Ölçek sorularının incelendiği çalışmalarda makine öğrenmesi tekniği olarak genellikle C4.5 tercih edilmiştir. Bu çalışmada ise iki farklı üniversiteden elde edilen iki farklı ölçek yanıtları alanyazında daha az kullanıldığı görülen makine öğrenmesi yöntemleri ile incelenmiştir. Çalışmamız e-öğrenmeye hazır bulunuş konusunda uygulanan ölçeklerin içerdiği soruların makine öğrenmesi teknikleri ile daha da azaltılmasını öneren yeni bir yaklaşım sunmaktadır. Anket sorularının azalması katılımı arttırabileceği gibi yanıtlama için geçen süreyi de azaltacaktır.

Bu çalışmada iki farklı üniversitede eğitim görmekte olan öğrencilere ve eğitim vermekte olan akademisyenlere “e-öğrenmeye hazır bulunuş” hakkında uygulanan ölçeklerin sonuçları ve bazı makine öğrenmesi yöntemleri ile daha az ölçek sorusu kullanılarak bir sınıflandırma yapılabileceği gösterilmiştir.

Ölçek sonuçları incelendiğinde iki üniversitede eğitim gören öğrenciler arasında belirgin bir fark ortaya çıkmamıştır. Akademisyenler incelendiğinde ise Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesi tarafından katılım kıyaslama yapmak için yeterli değildir. Sınıflandırma sonuçları incelendiğinde makine öğrenmesi yöntemleri ile öğrencilere sorulmuş otuz üç soru yerine Tablo 8’de gösterilen RFE ile sıralanmış ilk on altı soru kullanılarak 0.92 Cronbach Alpha katsayısına ve %97.48 tahmin başarısına erişilmiştir. Tablo 9’da sıralaması gösterilmiş otuz beş soru yerine 0.79 Cronbach Alpha değerine sahip ilk on soru kullanılarak akademisyenlerin yanıtları üç sınıf için %100 başarılı tahmin edilebilmiştir. Tablo 8 ve Tablo 9’da sırası verilen sorulardan Tablo 10’da gösterilen öznelik sayısı kadar soru alınarak Cronbach Alpha değeri hesaplandığında akademik personel yanıtlarının 0.76 ile 0.88 arasında olduğu görülmektedir. Öğrencilerin yanıtları için hesaplanan Cronbach Alpha değeri ise 0.89 ile 0.94 arasında güvenilir düzeyde bulunmuştur.

Bu çalışma anket sorularının makine öğrenme yöntemleri ile incelenerek, anket içeriği ve nihai sonucu bozmayacak şekilde soru sayısının azaltılabileceğini gösteren bir öncü çalışma niteliindedir. İlgili yöntemin, farklı alanlara ait farklı ölçekler için daha fazla katılımcı ile uygulanıp değerlendirileceği bir gelecek çalışma da planlanmıştır. Ayrıca gelecekte aynı amaçla hazırlanmış farklı ölçeklerin soruları makine öğrenmesi yöntemleri ile seçilip birleştirilerek daha az soru barındıran hibrit bir ölçek oluşturulabilir. Benzer teknikler veri kaybı yaşanan ölçeklerde cevabı eksik soruların olası cevaplarının tahmin edilmesi için geliştirilebilir.

### Kaynaklar

- [1] “YÖK Alınan Kararlar”, 2020. <https://covid19.yok.gov.tr/alınan-kararlar> (erişim 12 Mart 2022).
- [2] Z. Özen, E. Kartal, ve İ. E. Emre, “BIG DATA IN EDUCATION: A CASE STUDY ON PREDICTING E-LEARNING READINESS OF LEARNERS WITH DATA MINING TECHNIQUES”, s. 19, Ara. 2020, doi: 10.26650/B/ET06.2020.011.08.
- [3] M. Adnan ve B. B. Yaman, “Mühendislik Öğrencilerinin E-Öğrenmeye Dair Beklenti, Hazır Bulunuşluk ve Memnuniyet Düzeyleri”, 2017, Erişim: 12 Mart 2022. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: <http://acikerisim.mu.edu.tr/xmlui/handle/20.500.12809/7709>
- [4] F. Bahadır, “Investigation of e-learning readiness of rail system program students: the sample of refahiye vocational high school”, J. High. Educ. Sci., c. 10, sy 2, s. 310, 2020, doi: 10.5961/jhes.2020.392.
- [5] Ö. Korkmaz, R. Çakır, ve S. Tan, “ÖĞRENCİLERİN E-ÖĞRENMEYE HAZIR BULUNUŞLUK VE MEMNUNİYET DÜZEYLERİNİN AKADEMİK BAŞARIYA ETKİSİ”, Ahi Evran Üniversitesi Kırşehir Eğitim Fakültesi Derg., c. 16, sy 3, Art. sy 3, Ağu. 2015.
- [6] İ. Pinar, A. G. Selçuk, ve B. Dağ, “Meslek Yüksekokullarının E-Öğrenme Modeline Geçişinde Dikkate Alınması Gereken İki Kavram: Öğrencilerin Bilgisayar Özyeterlilikleri Ve E-Öğrenmeye Yönelik Hazır Bulunuşlukları”, Elektron. Mesleki Gelişim Ve Araştırmalar Derg., c. 2, sy 3, Art. sy 3, Kas. 2014.
- [7] R. Yılmaz, B. Sezer, ve H. Yurdugül, “Üniversite Öğrencilerinin E-Öğrenmeye Hazır Bulunuşluklarının İncelenmesi: Bartın Üniversitesi Örneği”, Ege Eğitim Derg., ss. 180-195, Tem. 2019, doi: 10.12984/eeefd.424614.
- [8] H. Yurdugül, “Öğretmen Yetiştiren Lisans Programlarındaki Öğretmen Adaylarının E-öğrenmeye Hazır Bulunuşluklarının İncelenmesi: Hacettepe Üniversitesi Örneği”, Hacet. Univ. J. Educ., ss. 1-1, Kas. 2016, doi: 10.16986/HUJE.2016022763.
- [9] H. İ. Akyüz ve G. Numanoglu, “Readiness and Expectations of University Students for e-learning Environments (Kastamonu University Example)”, Online J. Math. Sci. Technol. Educ., c. 1, sy 1, Art. sy 1, Ara. 2020.
- [10] M. Baygeldi, G. Öztürk, ve F. T. Dikkartın Övez, “Pandemi Sürecinde Eğitim Fakültesi Öğrencilerinin Çevrimiçi Öğrenme Hazır Bulunuşluk ve E-öğrenme Ortamlarına Yönelik Motivasyon Düzeyleri: Online Learning Readiness and E-learning Environments Motivation Levels of the Education Faculty Students in the Pandemic Outbreak.”, Electron. Turk. Stud., c. 16, sy 1, ss. 285-311, Şub. 2021, doi: 10.7827/TurkishStudies.44485.
- [11] O. Bilici ve H. Bağcı, “Öğretmen Adaylarının Yaşam Boyu Öğrenme Eğilimleri İle E-Öğrenmeye Hazır Bulunuşlukları Arasındaki İlişkinin İncelenmesi”, Sak. Üniversitesi Eğitim Fakültesi Derg., c. 20, sy 2, Art. sy 2, Ara. 2020.
- [12] Ö. U. Canpolat ve Ö. Z. N. Canpolat, “Uzaktan eğitim bağlamında e-hazır olma kavramının irdelenmesi”, s. 13, 2020.
- [13] A. A. Cobanoglu ve I. Cobanoglu, “DO TURKISH STUDENT TEACHERS FEEL READY FOR ONLINE LEARNING IN POST-COVID TIMES? A STUDY OF ONLINE LEARNING READINESS”, Turk. Online J. Distance Educ., c. 22, sy 3, ss. 270-280, Tem. 2021, doi: 10.17718/tojde.961847.
- [14] S. Demir ve E. Eren, “The Investigation of University Students Online Learning Readiness Levels”, Anadolu Üniversitesi Eğitim Fakültesi Derg., ss. 144-163, Nis. 2021, doi: 10.34056/aujef.852145.
- [15] S. Konak, “Lisans Öğrencilerinin Çevrimiçi Öğrenmeye Hazır Bulunuşluk Düzeyi ve Demografik Özellikleri Arasındaki İlişki: ESOGÜ Turizm Fakültesi Örneği”, J. Hosp. Tour. Issues, c. 3, sy 1, Art. sy 1, Haz. 2021, doi: 10.51525/johti.932684.
- [16] E. K. Pullu ve M. N. Gömleksiz, “MESLEK YÜKSEKOKULU ÖĞRENCİLERİNİN COVID 19 PANDEMİ SÜRECİNDE ÇEVİRİMİÇİ ÖĞRENMEYE İLİŞKİN HAZIR BULUNUŞLUK VE TUTUM DÜZEYLERİ ARASINDAKİ İLİŞKİNİN ÇEŞİTLİ DEĞİŞKENLER AÇISINDAN İNCELENMESİ”, Milli Eğitim Derg., c. 49, sy 1, Art. sy 1, Ara. 2020, doi: 10.37669/milliegitim.788019.
- [17] E. Sarıtaş ve S. Barutçu, “Öğretimde Dijital Dönüşüm ve Öğrencilerin Çevrimiçi Öğrenmeye Hazır Bulunuşluğu: Pandemi Döneminde Pamukkale Üniversitesi Öğrencileri Üzerinde Bir Araştırma”, J. Internet Appl. Manag., Haz. 2020, doi: 10.34231/iuyd.706397.
- [18] Y. Tanrikulu, G. Tanrikulu, ve Ö. Tikit, “Determination of readiness and expectation regarding the e-learning process in first year students of vocational school of health services”, Ara. 2021, doi: 10.5281/zenodo.5819049.
- [19] A. Uyar ve A. Karakuyu, “MESLEK YÜKSEKOKULU ÖĞRENCİLERİNİN E-ÖĞRENMEYE YÖNELİK HAZIRBULUNUŞLUKLARI”, Int. J. Soc. Humanit. Sci. Res. JSHSR, c. 7, sy 60, ss. 2905-2914, Oca. 2020, doi: 10.26450/jshsr.2119.
- [20] A. B. Üstün, F. G. Karaoğlan-Yılmaz, ve R. Yılmaz, “Öğretmenler E-Öğrenmeye Hazır mı? Öğretmenlerin E-Öğrenmeye Yönelik Hazır Bulunuşluklarının İncelenmesi Üzerine Bir Araştırma”, s. 16, 2020.
- [21] S. K. Sharma, S. Gülşen, Z. Özen, ve E. Kartal, “Assessing E-learning Readiness of Instructors in Turkey”, s. 16.
- [22] S. Karaburçak, “AKADEMİK BAŞARI, FİZİKSEL AKTİVİTE, EGZERSİZ VE SPOR İLİŞKİSİ: 2015’TEN GÜNÜMÜZE BİBLİYOGRAFİ TABANLI SİSTEMATİK DERLEME”, J. Int. Soc. Res., c. 14, sy (76-5), ss. 594-601, Oca. 2021, doi: 10.17719/jisr.11463.
- [23] C. Tiftik, “Akademisyenler ve Psikolojik Yıldırma: Sistemik Bir Derleme Araştırması”, IBAD Sos. Bilim. Derg., sy 11, Art. sy 11, Ara. 2021.
- [24] R. Arıkan, “ANKET YÖNTEMİ ÜZERİNDE BİR DEĞERLENDİRME”, Haliç Üniversitesi Sos. Bilim. Derg., c. 1, sy 1, Art. sy 1, Eyl. 2018.
- [25] H. R. Aslan ve Ö. Ç. Tolan, “Çocuk ve Ergenlerdeki Davranış Problemlerinde Çözüm Odaklı Terapi Uygulamalarının İncelenmesi: Sistemik Bir Gözden Geçirme”, İnönü Üniversitesi Eğitim Fakültesi Derg., c. 22, sy 3, Art. sy 3, Ara. 2021, doi: 10.17679/inuefd.919480.

- [26] S. Şahinli ve M. Tarım, “SAĞLIK SEKTÖRÜNDE HİZMET KALİTESİ ÖLÇÜMÜ: SİSTEMATİK BİR DERLEME ÇALIŞMASI”, *J. Healthc. Manag. Leadersh.*, sy 1, Art. sy 1, May. 2020, doi: 10.35345/johmal.538930.
- [27] B. Sabancı, “UZAKTAN EĞİTİM SİSTEMİNİN ÖĞRENCİ MOTİVASYONU ÜZERİNE ETKİSİ: TÜRKİYE’DE YAPILAN ANKET ÇALIŞMALARININ DERLENMESİ”, *Türkiye Mesleki Ve Sos. Bilim. Derg.*, sy 6, Art. sy 6, Eyl. 2021, doi: 10.46236/jvosst.984472.
- [28] T. Tuncer, E. Aydemir, F. Özyurt, S. Dogan, S. B. Belhaouari, & E. Akbal, E., “AN AUTOMATED COVID-19 RESPIRATORY SOUND CLASSIFICATION METHOD BASED ON NOVEL LOCAL SYMMETRIC EUCLIDEAN DISTANCE PATTERN AND RELIEFF İTERATİVE MRMR FEATURE SELECTOR”, *International Advanced Researches and Engineering Journal*, c. 5, s. 3, sy. 334-343, 2021. DOI: 10.35860/iaiej.898830
- [29] T. Tuncer, S. Dogan, F. Ozyurt, "AN AUTOMATED RESİDUAL EXEMPLAR LOCAL BİNARY PATTERN AND İTERATİVE RELİEFF BASED COVID-19 DETECTION METHOD USING CHEST X-RAY İMAGE", *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, c. 203, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2020.104054>.
- [30] U. Ercan ve S. Irmak, “KARAR AĞAÇLARI KULLANILARAK TÜRKİYE HANEHALKI ZEYTİNYAĞI TÜKETİMİ GÖRÜNÜMÜNÜN BELİRLENMESİ”, *Int. J. Manag. Econ. Bus.*, c. 13, sy 3, ss. 0-0, Eyl. 2017, doi: 10.17130/ijmeb.2017331329.
- [31] N. Dokumacı Sütçü, “C5.0 Karar Ağacı Algoritması ile Öğretmenlerin FeTeMM Farkındalıklarının İncelenmesi”, *Yaşadıkça Eğitim*, c. 35, sy 2, ss. 459-476, Eyl. 2021, doi: 10.33308/26674874.2021352298.
- [32] A. Kaçmaz, K. Yıldız, ve A. Buldu, “C4.5 Sınıflandırma Algoritması ile Teknoloji Bağımlılığı Üzerine Bir Uygulama”, s. 10, 2020.
- [33] G. Aksu ve C. O. Güzeller, “PISA 2012 Matematik Okuryazarlığı Puanlarının Karar Ağacı Yöntemiyle Sınıflandırılması: Türkiye Örnekleme”, *EĞİTİM VE BİLİM*, c. 41, sy 185, Haz. 2016, doi: 10.15390/EB.2016.4766.
- [34] B. Baran ve F. Ata, “An Investigation of University Students’ Information Literacy Self-Efficacy Perceptions by Using Decision Tree Method”, s. 24, 2014.
- [35] M. Kayri ve S. Günüş, “Türkiye’deki ortaöğretim öğrencilerinin internet bağımlılık düzeyini etkileyen bazı faktörlerin karar ağaçları yöntemleri ile incelenmesi”, *Kuram Ve Uygulamada Eğitim Bilim.*, c. 10, sy 4, Art. sy 4, 2010.
- [36] Ö. Demir, “ÖĞRENCİLERİN VE ÖĞRETİM ELEMANLARININ E- ÖĞRENMEYE HAZIR BULUNUŞLUK DÜZEYLERİNİN İNCELENMESİ: HACETTEPE ÜNİVERSİTESİ EĞİTİM FAKÜLTESİ ÖRNEĞİ”, *Yüksek Lisans, Hacettepe Üniversitesi*, 2015.
- [37] I. Guyon, J. Weston, S. Barnhill, ve V. Vapnik, “Gene Selection for Cancer Classification using Support Vector Machines”, *Mach. Learn.*, c. 46, sy 1, ss. 389-422, Oca. 2002, doi: 10.1023/A:1012487302797.
- [38] F. Pedregosa vd., “Scikit-learn: Machine Learning in Python”, *J. Mach. Learn. Res.* 12, ss. 2825-2830, 2011.
- [39] Vladimir N. Vapnik, *Statistical learning theory*. New York: Wiley, 1998.
- [40] L. Breiman, “Random Forests”, *Mach. Learn.*, c. 45, sy 1, ss. 5-32, Eki. 2001, doi: 10.1023/A:1010933404324.
- [41] M. Fratello ve R. Tagliaferri, “Decision Trees and Random Forests”, içinde *Encyclopedia of Bioinformatics and Computational Biology*, S. Ranganathan, M. Gribskov, K. Nakai, ve C. Schönbach, Ed. Oxford: Academic Press, 2019, ss. 374-383. doi: 10.1016/B978-0-12-809633-8.20337-3.
- [42] L. Breiman, J. H. Friedman, R. A. Olshen, ve C. J. Stone, *Classification And Regression Trees*. New York: Routledge, 1984. doi: 10.1201/9781315139470.
- [43] J. H. Friedman, “Greedy function approximation: A gradient boosting machine.”, *Ann. Stat.*, c. 29, sy 5, ss. 1189-1232, Eki. 2001, doi: 10.1214/aos/1013203451.
- [44] T. Chen ve C. Guestrin, “XGBoost: A Scalable Tree Boosting System”, içinde *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, San Francisco California USA, Ağu. 2016, ss. 785-794. doi: 10.1145/2939672.2939785.
- [45] Jason Brownlee, *XGBoost with Python: Gradient Boosted Trees with XGBoost and scikit-learn*, V1.10., c. 1.10. Machine Learning Mastery, 2018.
- [46] L. Prokhorenkova, G. Gusev, A. Vorobev, A. V. Dorogush, ve A. Gulin, “CatBoost: unbiased boosting with categorical features”, s. 11, 2018.
- [47] D. Micci-Barreca, “A preprocessing scheme for high-cardinality categorical attributes in classification and prediction problems”, *ACM SIGKDD Explor. Newsl.*, c. 3, sy 1, ss. 27-32, Tem. 2001, doi: 10.1145/507533.507538.