

Veri madenciliği analiz yöntemleriyle İngilizce hazırlık sınıfı başarı analizi

Zeynep AYTOLU KÜLAHCİ¹
Zafer ASLAN²

Geliş tarihi / Received: 25.02.2023

Düzeltilerek geliş tarihi / Received in revised form: 06.03.2023

Kabul tarihi / Accepted: 06.03.2023

DOI: 10.17932/IAU.ABMYOD.2006.005/abmyod_v18i67002

Özet

2019 yılında ortaya çıkan Covid-19 ile eğitim sistemi büyük ölçüde etkilendi. Tüm dünyada yüz yüze eğitim sistemine bir süre ara verildi. Birçok ülke de özellikle de ülkemizde üniversitelerde hibrit eğitim sistemine geçildi. İstanbul Aydın Üniversitesi İngilizce Hazırlık Programı öğrenci notları incelenmiş, veri analizinde veri madenciliği yöntemleri kullanılmıştır. Bu çalışma amacı, hazırlık programı öğrencilerinin başarı analizini yapmaktır. Bu amaçla, öğrenci başarı ölçütlerini göz önüne alarak, makine öğrenmesi algoritmaları yardımıyla modelleme gerçekleştirilmiştir. Bu çalışma içerisinde kullanılan yöntemler karar ağaçları, destek vektör makineleri ve en yakın komşu algoritmaları kullanılmıştır, parametreleri değiştirilerek farklı sonuçlar elde edilmiştir. Çalışmalar sırasında modeli öğretmek için kullanılan veriler hazırlık sınıfı öğrencilerinin yüz yüze eğitimde aldığı notlardır. Öğrencilerin online eğitim sürecinde başarılı olup olamayacaklarının tahmini yapılarak ardından online eğitim notları ile karşılaştırılmıştır ve modelin başarısı tespit edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Veri Analizi, Başarı Analizi, Makine Öğrenmesi

¹ İstanbul Aydın Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği, 34295 Küçükçekmece/İst., e-mail: zeynepaytolu@stu.aydin.edu.tr, ORCID ID: 0000-0003-2753-5809

² İstanbul Aydın Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği, 34295 Küçükçekmece/İst., e-mail: zaferaslan@aydin.edu.tr, ORCID ID: 0000-0001-7707-7370

English preparatory class success analysis with data mining analysis methods

Abstract

With the Covid-19 that emerged in 2019, the education system was greatly affected. The face-to-face education system all over the world was suspended for a while. In many countries, especially in our country, a hybrid education system has been introduced in universities. Istanbul Aydın University English Preparatory Program student notes were examined and data mining methods were used in data analysis. The aim of this study is to analyze the success of the preparatory program students. For this purpose, modeling was carried out with the help of machine learning algorithms, taking into account the student success criteria. The methods used in this study, decision trees, support vector machines and nearest neighbor algorithms were used, different results were obtained by changing the parameters. The data used to teach the model during the studies are the notes taken by the preparatory class students in face-to-face education. It was estimated whether the students would be successful in the online education process, and then they were compared with the online education grades and the success of the model was determined.

Keywords: *Data Analysis, Success Analysis, Machine Learning*

Giriş

Bu bölümde çalışmamızı yaparken kullanılan ve örnek olarak baz alınan literatür taramalarına yer verilmektedir. Bu kaynakları seçerken öncelikle bu araştırmaya benzer olmaları ikinci aşamada analiz yöntemlerinin benzerliği esas alınmıştır.

Bu araştırmaya benzer olarak incelenen ilk makale “Washback Effects of YDS and YOKDIL on Foreign Language Teaching (Polat, 2020)” dir. Bu makalede araştırmacılar ülkemizde yapılan YDS ve YÖKDİL sınavlarının öğrenciler üzerindeki etkilerini araştırmışlar ve bu araştırma yapılırken öğrencileri sınav yapıldığı taktirde daha çok çalışarak başarı edebildikleri gibi kaygı ve zorluk seviyelerinin sebep olduğu motivasyonlarının düşebildiğini de göz önünde bulundurmuşlardır. Bu nedenle, dil testlerinin geri tepme etkisinin dil öğretim yöntemleri, materyalleri, öğrenme çıktıları ve hatta öğrenci motivasyonu üzerinde hem olumlu hem de olumsuz etkileri olabileceği yorumlanmalıdır; (Polat, 2020) şeklinde bir çıkarıma varmışlardır. Hatta bu Türkiye’de gerçekleşen bu tür sınavların yabancı dil öğrenmede etkileri üzerindeki araştırmalara ve bu araştırmaların sonucunda bu tür dil sınavlarının dil öğrenimi açısından olumsuz etkilere sebep olduğuna yer verilmiştir. Bu çalışma yapılırken araştırmacılar farklı okullardan gönüllü çalışanlar ile görüşüp verileri elde etmişlerdir. Analiz sürecinde ise betimsel analiz yöntemi kullanılmıştır. Sonuç olarak katılımcıların birçoğunda normal sınav sisteminin dil öğrenmede olumsuz etkilere sebep olduğu ve katılımcıların sınav sisteminden memnun olmadıkları sonucuna varılmıştır. İkinci kaynağımız ise “Koronavirüs (Covid-19) pandemisi ve pedagojik yansımaları: Türkiye’de açık ve uzaktan eğitim uygulamaları (Can, 2020)” olmuştur. Bu çalışmada yazar; Covid-19 sebebi ile uzaktan eğitime dönen eğitim sisteminin eğitim üzerindeki etkilerini incelemiştir. Araştırma yapılırken nitel araştırma yöntemlerinden durum çalışması kullanılmış. Sonuç olarak da çevrimiçi

eğitim sürecinde gibi ihtiyaçların doğduğuna değinilmiştir. Kullandığımız diğer kaynak ise “Instructional Strategies for Online Teaching in COVID-19 Pandemic (Mahmood, 2020)” olmuştur. Bu çalışmada araştırmacı, Covid-19 salgını sebebi ile kapatılan ve farklı eğitim yöntemleri deneyen eğitim kurumlarının yöntemlerini araştırmaktadır. Bu araştırmalar yapılırken çeşitli öğrenim stratejileri oluşturulmuş ve yükseköğretim kurumları tarafından uygulanmış. Bu çalışmada elde edilen verileri göz önüne alarak, çevrim içi eğitiminde başarılı olabileceği ön görülmüş olup çalışma sonucunda uygulanabilecek bazı yöntemler çalışmada sunulmuştur. Diğer bir kaynak ise “Deneme Sınavlarının Hazırlık Sınıfı Öğrencilerinin Başarı, Güdülenme ve Yıl Sonu Sınav Kaygısı Düzeylerine Etkisi (Yaşın, 2016)” olmuştur. Bu tez çalışmasında yazar; hazırlık sınıfı öğrencilerine uygulanan TOEFL ITP deneme sınavlarının öğrencide yarattığı heyecan ve panik düzeylerinin başarılarına etkisini araştırmıştır. Bu araştırma yapılırken nitel ve nicel veriler toplanmış ve bu veriler ile karma bir araştırma yapılmıştır. Araştırma sonucunda yapılan sınav kaygılarının öğrencilerin başarısında önemli boyutlarda farklılıklar gözlenmiştir. Kullandığımız bir diğer kaynak ise; “The Effect of computer-assisted language learning on learners’ achievement on the TOEFL exam (Kılıçkaya, 2005)” olmuştur. Bu çalışmada, yarı deneysel bir çalışma yapılmıştır. Bu deneysel çalışma yapılırken geleneksel eğitim sistemi ve bilgisayar destekli eğitim üzerinde araştırma yapılmış. Bu iki eğitim sisteminden elde edilen sonuçlar istatistiksel sonuçlar ile değerlendirilmiş ve araştırma sonucunda geleneksel eğitim sistemi ve bilgisayar destekli eğitim sistemleri arasında anlamlı bir fark olmadığı tespit edilmiştir. Bu araştırmada ise, (Camacho, Escudero, Villacís, & Varela, 2021) COVID-19 salgını sebebi ile bu dönemde çevrimiçi yapılan İngilizce öğretiminin İngilizce yabancı dil öğrencilerinin başarısı üzerindeki etkisini incelemiştir. Öğrencilerin çoğu çevrimiçi sınıfları ilk kez deneyimlemiştir ve öğrenmelerini dijitalleştirmeye zorlanmıştır, ancak bu aynı zamanda

evde öğrenme fırsatı olarak da görülmüştür. Araştırma sonuçları, çevrimiçi öğrenmenin pedagojik uygulamaları ve değerlendirmeyi olumlu yönde etkilediğini göstermiştir. Öğrenciler, pandemi sırasında İngilizce öğrenirken çevrimiçi olarak çalışmalarına yardımcı olan kaynakların (wikiler, çevrimiçi platformlar, bloglar, videolar, forumlar) işe yaradığını ifade etmişlerdir. Öğrenme sonuçlarına ilişkin olarak, öğrencilerin notları yüz yüze öğrenim ya da çevrimiçi öğrenim yapılırken anlamlı bir fark göstermemiştir. Öğrencilerin tutumları, tercihleri, İngilizce çevrimiçi öğrenme motivasyonu ve sınıfta güven duygusu hiçbir modaliteyi tercih etmemiştir. Öğrenme modalitelerinin faydalarından bazıları zaman yönetimi ve evde rahatlık olarak görülmüştür. Çevrimiçi öğrenme, COVID-19 sırasında İngilizce yabancı dil öğrencilerinin akademik başarısını etkilemiş ve eğitim süreçlerinin devam etmesi için en iyi alternatif olarak görülmüştür. Bu çalışmada, “(Doğan, Koç, & Saraç, 2022)” yapılan araştırmada, yabancı dil eğitimi alan öğrencilerin başarıları ile doğrudan bir ilişki olmadığı fakat sosyal becerileri için yüz yüze eğitimin önemli olduğu ortaya çıkmıştır. Ayrıca her ne kadar öğrenci başarılarının uzaktan eğitim ile yüz yüze eğitim ile arasındaki farkın fazla olmamasına rağmen ülkemizdeki öğrencilerin dijital becerileri ve teknik alt yapılar bazı öğrenciler için sorun teşkil etmiştir. Bu çalışma sonucunda ortaya çıkan hibrit eğitimin öğrenciler açısından önemini de ön plana çıkarmaktadır. Hem uzaktan eğitim becerileri ve araştırma eğitimleri artarken, yüz yüze eğitim ile beraber öğrencilerin sosyal becerilerinin de olumlu etkileneceği göz ardı edilmemelidir. Bu çalışmada ise, (Karatay, Kaya, & Başer, 2021) uzaktan eğitim ile öğrencilerin hem zaman tasarrufu yapması hem de zamanı verimli kullanma becerisinin arttığı gözlemlenmiştir. Öğrencilerin uzaktan eğitim derslerine katılamaması durumunda ortaya çıkan bilgi ve eğitim eksikliği aynı dersin çevrimiçi olarak kayıttan izlenebilmesi ve eksiklerin tamamlanabilmesi adına öğrenciler için fayda sağlayan en önemli etkenler arasında yer almaktadır. Uzaktan Türkçe eğitimi sırasında

yazma ve konuşma becerilerinin daha önceki yıllara göre daha az geliştiği ve yeteri kadar gelişemediği ortaya çıkmıştır. Son olarak kullandığımız bu kaynakta ise, (Bay, Üstün, & Karataş , 2021) öğrencilerin yüz yüze eğitim ortamında daha etkili bir şekilde sınıf içi tartışma geçirdikleri tespit edilmiştir. Buna rağmen, bazı öğrencilerin bireysel çalışmalar yaparak kendileri için daha verimli olan yeni yöntemleri keşfettikleri ve eğitim yöntemleri ile bireysel başarılarını daha da yüksek seviyelere çektikleri ortaya çıkmıştır.

Materyal ve Metot

İstanbul Aydın Üniversitesi, hazırlık okulu İngilizce Hazırlık Programı sonuçları anonim olarak kullanılmıştır. Veriler 2013-2019 yılları arasında eğitim gören öğrencilerin başarı durumlarını gösteren verileri içermektedir.

Hazırlık sınıfı içerisinde eğitim dönemi sonuna kadar toplamda dört adet eğitim bölümü (track) bulunmaktadır. Öğrencilerin track sonu ders ortalamalarından alınan notları, TOEFL'dan alınan notun üniversite tarafından dönüştürülmüş notunu ve genel başarı durumunu (başarılı, başarısız, şartlı başarılı) bulundurmaktadır.

Veri

Tüm veriler öğrenci bilgilerinden bağımsız olarak, anonim olarak kullanılmıştır. Kullanılan veriler ve tipleri Tablo 1 Veri Özelliklerinde mevcuttur.

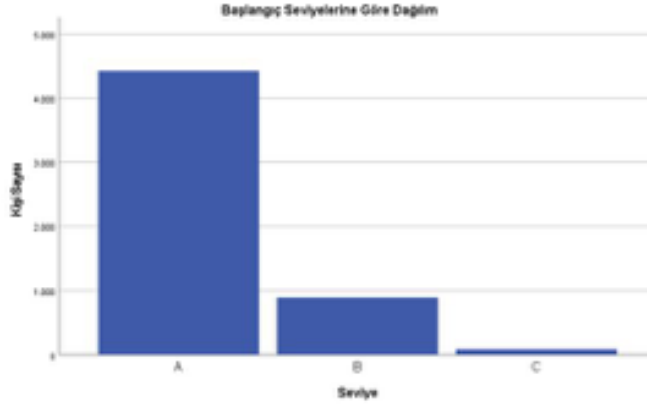
VERİ ADI	VERİ TİPİ	ÖRNEK VERİ
Sezon	Sayısal	2013
Seviye	Kategori	A, B, C
Track Notları	Sayısal	78,5
TTA	Sayısal	85,6
TOEFL Notu	Sayısal	71

TOEFL Dönüşüm Notu	Sayısal	91
Sonuç	Kategori	Başarılı, Başarısız, Şartlı Başarılı

Tablo 1 Veri Özellikleri

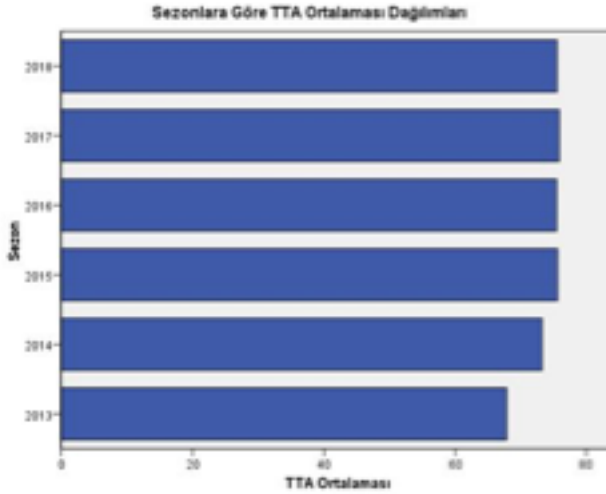
İstatistiksel Analiz

Bu bölümde, Hazırlık Okulu öğrencilerinin farklı seviyelerdeki değerlendirmeleri, başarı notları ele alınmıştır.



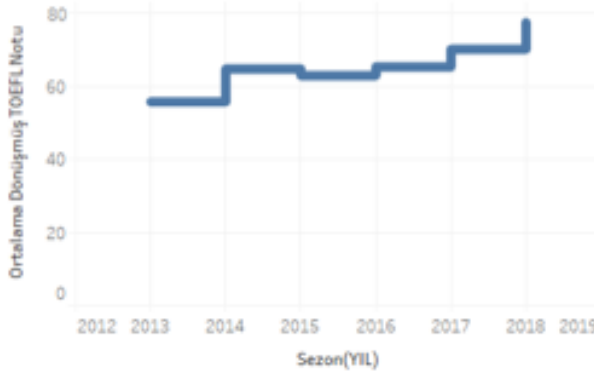
Resim 1. Başlangıç Seviye Dağılımı

Resim 1 Başlangıç Seviye Dağılımında görüldüğü üzere hazırlık okuluna başlayan öğrencilerin başlangıç seviye sayıları arasında ciddi bir fark mevcuttur. Toplamda 5409 örneğin bulunduğu veri setimiz içerisinde %81,79 örnek A seviyesi İngilizce sınıfından eğitimine başlamıştır. B seviyesinde başlayan öğrenci sayısı ise %16,52 olarak gözükmemektedir. Geriye kalan %1,69 en üst seviye olan C grubundan eğitimlerine başlamıştır.



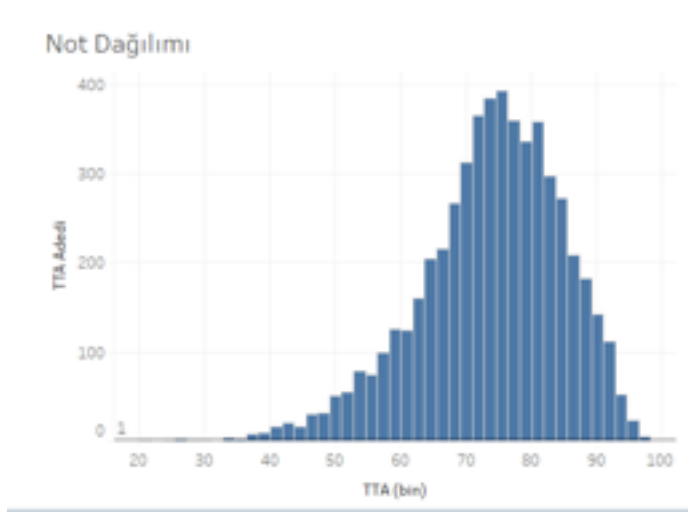
Resim 2. Yıllara Göre Ortalamaları

Resim 2 Yıllara Göre Ortalamalarında gözüktüğü üzere genel TTA ortalamaları beklenildiği şekilde 60-80 puan aralığında birikmiş ve birbirlerine uzaklıkları azdır. Bu durumda 2013 yılındaki ortalama dikkate alındığında diğer yıllarda daha başarılı bir eğitim sezonu geçirildiği gözükmektedir. Dönem sonu girilen TOEFL sınavından alınan not 0-120 arasında bulunmasından ve öğrenci not hesaplama formülünde kullanılabilmesi için TOEFL sonucu 0-100 arasına dönüştürülüp kullanılmaktadır.



Resim 3. Yıllara Göre TOEFL Dönüşüm Ortalamaları

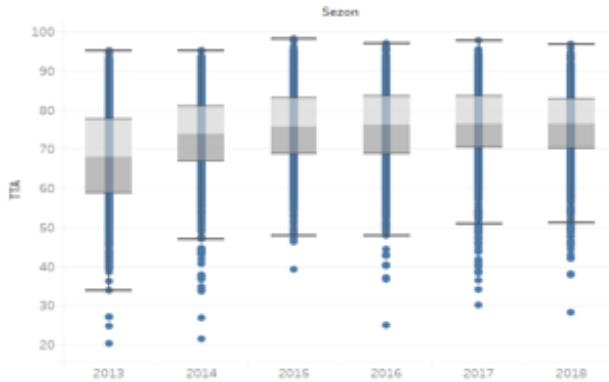
Resim 3’de Öğrencilerin dönüştürülmüş notlarının ortalamaları Yıllara Göre TOEFL Dönüşüm Ortalamalarında görünmektedir.



Resim 4. Not Ortalaması Dağılımı

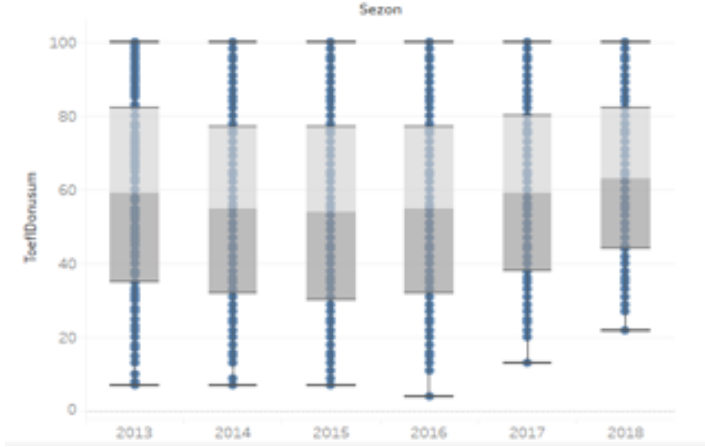
Öğrencilerin dönem sonu başarılarını hesaplanması sonucunda elde edilmiş olan not ortalamalarının dağılımı Resim 4’de gösterilmektedir. Burada, ortalamaların başarılı geçme ve şartlı başarılı geçme sınırları olan 65 ve 70 sınırlarına yakın olması beklenen bir sonuçtur.

Yıllara göre değişen TTA ve TOEFL dönüşüm notları aşağıda gösterilmiştir.



Resim 5. Yıllara Göre TTA Boxplot Grafiği

Resim 5 Yıllara Göre TTA Boxplot Grafiğine göre veri setimizdeki TTA değerleri zaman içerisinde artmaktadır.



Resim 6. Yıllara Göre TOEFL Dönüşüm Boxplot Grafiği

Resim 6 Yıllara Göre TOEFL Dönüşüm Boxplot Grafiği dönüşüm değerlerinin zaman içerisinde değiştiği fakat genel ortalama değerlerinin çok yakın olduğu gözlenmektedir.



Resim 7. Yıllara Göre Track Ortalaması Dağılımı

Resim 7'de Yıllara Göre Track Ortalaması Dağılımında track başarı ortalamalarının yıllara ve başlangıç seviyelerine göre değişimi gösterilmiştir.

Durum	Şifreleme Durum
Başarılı	0
Başarısız	1
Şartlı Başarılı	2

Tablo 2 Veri Seti Durum Şifreleme Tablosu

5409 örnek verinin yüzde 15'i test verisi, kalan yüzde 85 üzerinden alınan yüzde 15'lik doğrulama verisi ve kalanı eğitim verisi olarak alınmış modelleme de kullanılmıştır.

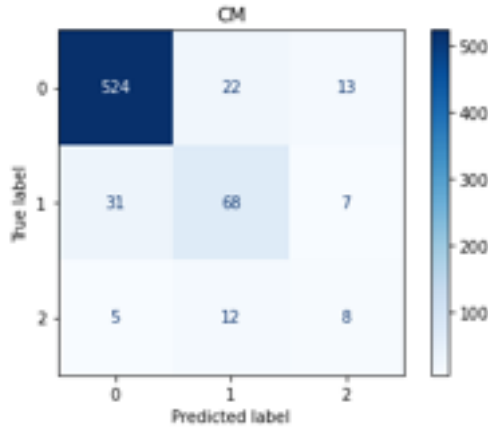
Modelleme sırasında yapılan veri ön işleme aşamasında veri setindeki alanlar Tablo 2 Veri Seti Durum Şifreleme Tablosunda gösterilmektedir.

Uygulanacak makine öğrenmesi modellerinin seçim aşamasında veriler ve veri tipleri incelenerek model sonucunun sınıflandırma olduğu tespit edilmiştir. Makine öğrenmesi içerisindeki en temel sınıflandırma algoritmaları kullanılmıştır. Kullanılan algoritmaların performansları karşılaştırılmak amacı ile farklı şekillerde modellemesi yapılmıştır. Örnek olarak KNN'deki k ve uzaklık ölçü yöntemi değiştirilerek kendi içerisinde karşılaştırılmıştır.

Karar ağacı (Decision tree)

Önceden tanımlanmış olan bir hedef değişkenine sahip olan sınıflandırma algoritmasıdır. Yapısı itibariyle bir ağacın (tersten) gövdesinden yapraklarına kadar dallanarak büyüyen bir yapıyı anımsatmaktadır. Bu sayede en tepeden en aşağıya kadar izlenebilecek strateji planını takip etmeye olanak sağlamaktadır. Bu algoritma çok fazla kaydı olan veri kümesini, belirli kararlar vererek daha küçük gruplara böler ve kullanım yapısı oluşturmayı sağlar. Karar Ağacı olası tüm eylem seçeneklerini, bu eylem seçeneklerine etkisi olabilecek tüm olası faktörleri ve tüm bu faktörlere dayanan her bir olası sonucu, verilere bağlı olarak değerlendiren, çizgi, kare, daire gibi

geometrik semboller kullanımı yoluyla karar vericiye problemi anlamada kolaylık sağlayan grafiksel bir teknik olarak tanımlanabilir (Lezki & Er, 2010).



Resim 8. Confusion Matrix- Karar Ağacı

Modellemesi tamamlanan eğitim sonucunda test verisi üzerindeki performansı %84,60 olarak tespit edilmiştir. Aynı model ile kontrol edilen doğrulama veri setindeki performans %86,81 olarak model doğrulanmıştır. Model üzerinde yapılan sınıflandırma dağılımı Resim 8 Confusion Matrix-Karar Ağacında gösterilmektedir.

İlk kırılım noktası (root node- kök noktası) Track4 notunun 64.5' den küçük ya da büyük olmasına bakmaktadır. Fakat ağaç içerisinde çok fazla kırılım olması ve özelliklerinin birbirini tekrar ediyor olması sebebi ile modelin performansı üzerinde olumsuz bir etkisi mevcuttur.

Bu model performanslarına diğer modellerin analizleri sonunda yer verilmektedir.

Destek vektör makinesi (Support vector machine)

Hem sınıflandırma hem de regresyon problemlerini çözmeye yardımcı olan denetimli bir makine öğrenme algoritmasıdır. Genellikle sınıflandırma

algoritmalarında birden çok sınıfı tespit etmek amacıyla n boyutlu noktalar çizilir. Oluşan gruplar için sınır çizgileri oluşturularak “Hiper Düzlem” hesaplanır. (Deris, Zain, & Sallehuddin, 2011)

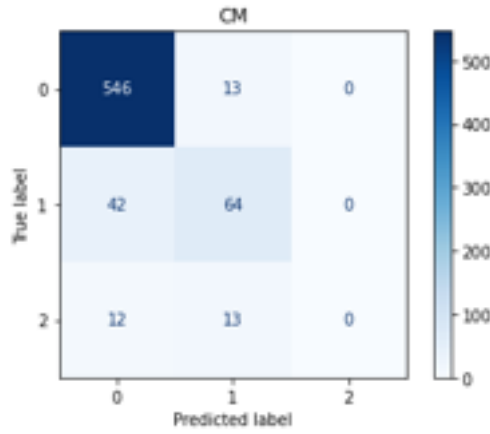
Veri setinde bulunan üç farklı sınıf için, 3 farklı düzlem oluşturulmalı ve bu düzlemlerin başarısını arttırmak için “radyal” hesaplamalar yapılmalıdır.

Tip	Test Sonucu %	Doğrulama Sonucu %
LINEAR	87,0689	88,4057
POLY D:3 C1	87,1921	88,1159
POLY D:3 C5	87,0689	88,2608
POLY D:7 C1	87,3152	88,2608
RBF	86,6995	87,8260
SIGMOID	81,4039	81,0144
POLY D:10 C5	87,3484	86,8115

Tablo 3 SVM Tiplerine Göre Performansları

SVM üzerinde 10. dereceden polinom metoduyla işlem yapıldığında test ve doğrulama sonuçlarının diğer yöntemler ile yakın olması, bu yöntemle yapılan yoğun matematiksel hesaplamaların zaman-performans ilişkisi açısından yetersiz olduğu net şekilde gözükmektedir.

Tablo 3 SVM Tiplerine Göre Performanslarında görüldüğü üzere SVM’lerin oluşması sonucunda, test ve doğrulama performansları kabul edilebilir değerde olup, yöntemlerin performans sonuçlarının birbirlerine çok yakın olması modelin başarısını göstermektedir.



Resim 9. Confusion Matrix Destek Vektör Makineleri

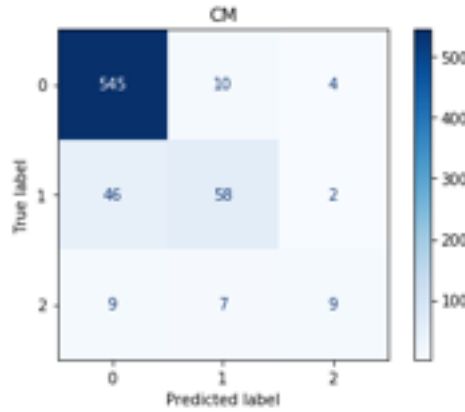
Resim 9 Confusion Matrix Destek Vektör Makineleri sonucunda RBF yöntemiyle eğitilmiş modelin performans sonucu incelendiğinde çok büyük bir oranla başarılı olduğu görülmektedir.

En yakın komşu (KNN)

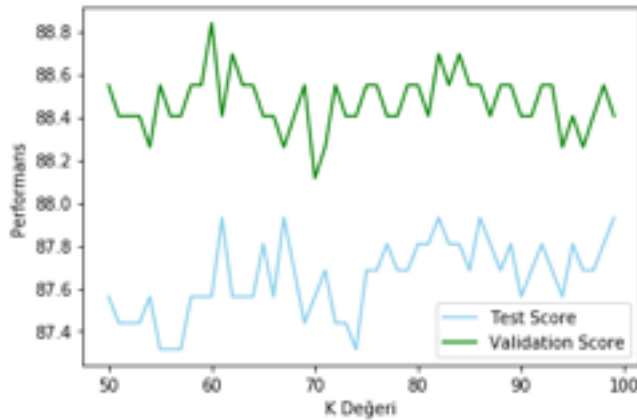
En yakın komşu algoritmasında bir örneğin diğer örneklere olan uzaklığı hesaplanır ve k komşu yakınlık çevresindekilerin çoğunluk oyu ile kendi sınıfını belirler. K değerinin en temel hesaplanma yöntemi \sqrt{k} şeklinde bulunabilir. En temel uzaklık yöntemleri olan Manhattan, Euclidean, Minkowski algoritmaları ile örnekler arasındaki uzaklık hesaplanır.

Veri seti içerisinde bulunan öğrenci not ortalamalarında bulunun kesirli sayılar hem alt ve üste yuvarlanarak hem de 100 ile çarpılarak tam sayıya çevrilmiştir. Veri setindeki örnek sayısına göre 73 çıkan k değeri için 50-100 arasındaki k değerleri de ayrıca test edilmiştir.

Resim 10 K Değeri Performans- Metrik = Manhattan da gösterilen eğitim sonucunda yapılan test ve doğrulama sonuçları Manhattan uzaklık birimi ile yapılmış modelin sonucudur.

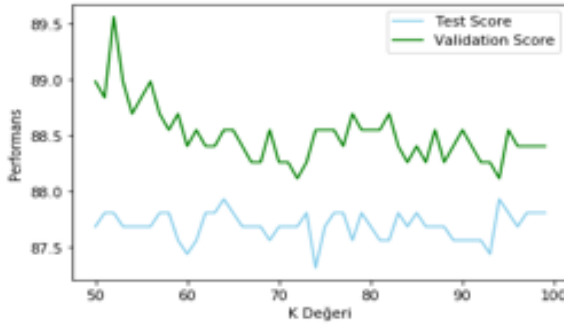


Resim 10. K Değeri Performans- Metric = Manhattan



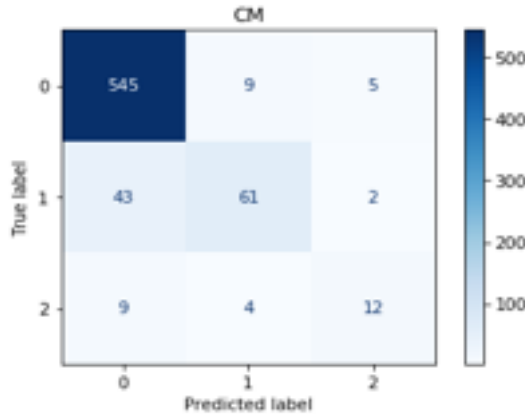
Resim 11. Confusion Matrix – En Yakın Komşu- K=62 Metric = Manhattan

Resim 11 Confusion Matrix – En Yakın Komşu- K=62 Metrik = Manhattan incelendiğinde en başarılı sonuç K=62 değeri ile 88.8 gibi yüksek bir başarı elde etmiştir. Resim 12 K Değeri Performansı = Euclidean (öklidyen) ile karşılaştırıldığında maksimum başarı noktası daha az bir değerde olmasına rağmen daha stabil ve tutarlı bir sonuç vermesinden dolayı model üzerindeki başarısının daha yüksek olduğu görülmektedir. Bu duruma rağmen en yüksek performans olan 89.5 performans modeli kullanılarak sınıflandırma ve tahminleme işlemi yapılmıştır.



Resim 12. K Değeri Performansı = Euclidean

Resim 12 K Değeri Performansı = Euclidean üzerinde gösterilen eğitim sonucunda yapılan test ve doğrulama sonuçları Euclidean uzaklık birimi ile yapılmış modelin sonucudur. Ayrıca bu model için en başarılı kabul edilen K:52 değeri için;



Resim 13. Confusion Matrix- En Yakın Komşu- K=52 Metric = Euclidean

Resim 13 Confusion Matrix- En Yakın Komşu- K=52 Metric = Euclidean da gösterilmiştir.

Modeller arasındaki en başarılı performans diğer modeller ile sonuç kısmında karşılaştırıp değerlendirilecektir.

Tartışma ve Sonuç

Yüz yüze eğitim sonuçları

Tablo-4 Model Performans Karşılaştırmasında her model için alınan örnek doğrulama performansının en yüksek olduğu yöntemden alınmış ve bu modelin test ve doğrulama performansları gösterilmiştir.

Model	Test Performansı %	Doğrulama Performansı %
Karar Ağacı	84,60	86,81
Destek Vektör Makinesi	87,06	88,40
En Yakın Komşu	87.80	89,50

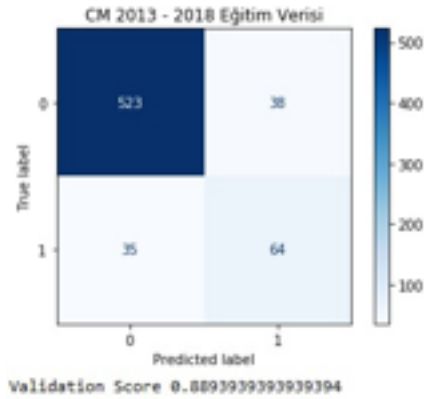
Tablo 4. Model Performans Karşılaştırması

Tablo-4 Model Performans Karşılaştırması, en başarılı model K:52 ve euclidean uzaklık yöntemiyle oluşturulan en yakın komşu algoritması en üst düzeyde doğrulama performansı sunmuştur. Veri seti üzerinde oluşturulan karar ağacı, oluşturulan modeller arasında en düşük doğrulama performansına sahiptir. Ancak doğrulama performans düzeyine bakıldığında, performansın yeterli derece yüksek olduğu gözlemlenmiştir. Oluşturulan karar ağacı içerisinde çok fazla karar (node) bulunmasından dolayı model karmaşıklığı artmıştır. Bu nedenden dolayı diğer iki modelden birisinin seçilmesi hem model performansı hem de zaman performansı açısından verimli olacaktır.

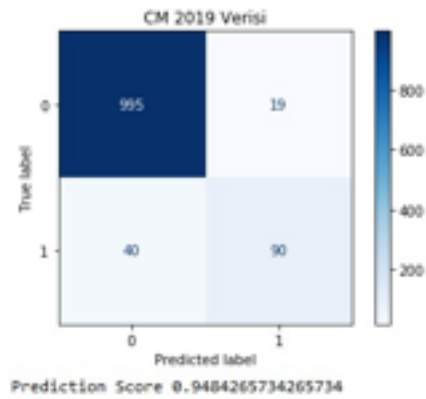
Kullanılan veri seti pandemi öncesindeki eğitim öğretim dönemini kapsamaktadır. Oluşturulan modeller ile pandemi dönemindeki veri örnekleri üzerinde bir çalışma yapılabilir. Yapılan çalışma sonucunda performansın düşük olması pandemi dönemine ait yeni bir modelleme yapılması gerektiğini ortaya çıkartabilir.

Daha farklı makine öğrenmesi modelleri ile aynı veri seti kullanılarak diğer modeller üzerindeki performanslar ileriki çalışmalarda incelenebilir. Yapılan bu incelemeler sonucunda veri seti için gerekli olan en başarılı model ortaya çıkartılabilir.

Hibrit eğitim sonuçları

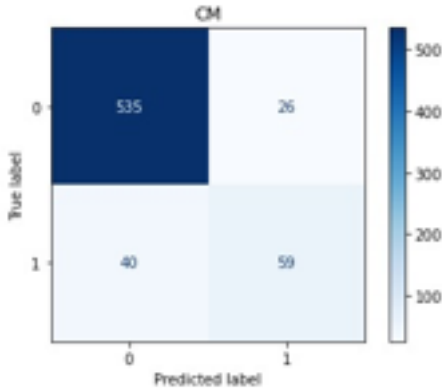


Resim 14. Karar Ağacı 2013 -2018 Yılı Model Eğitim Doğrulama Sonucu

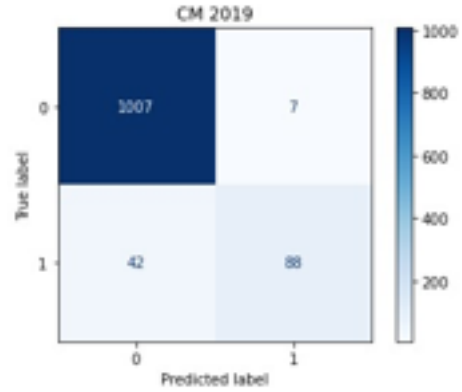


Resim 15. 2019 Yılı Verileri Tahmin Sonucu

Karar ağacı modeli üzerinde yapılan çalışmada yüz yüze ve hibrit eğitim modeli üzerindeki eğitim yılının verileri kullanıldığı durumda model üzerindeki doğrulama veri setinden daha az başarılı bir tahminleme gerçekleştirilmiştir. Resim 14 Karar Ağacı 2013 -2018 Yılı Model Eğitim Doğrulama Sonucunda gösterilen confusion matrix'te gösterildiği gibi en başarılı model doğrulaması “Başarılı” sonuçları tahmin etme üzerine gerçekleşmiştir. Resim 15 2019 Yılı Verileri Tahmin Sonucu confusion matrix'te performans değerinin %94'e yükseldiği ve “Başarılı”, “Başarısız” tahminleri arasında %6'lık bir oran farkı olduğu ve modelin performansının yükseldiği gözlenmiştir.

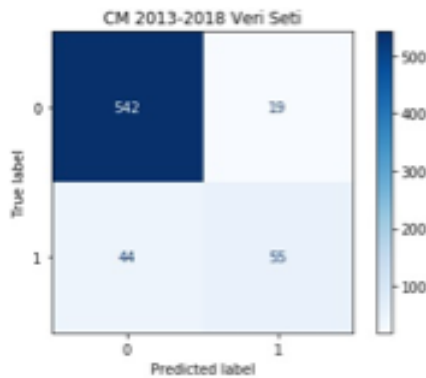


Resim 16. SVM 2013 -2018 Yılı Model Eğitim Doğrulama Sonucu



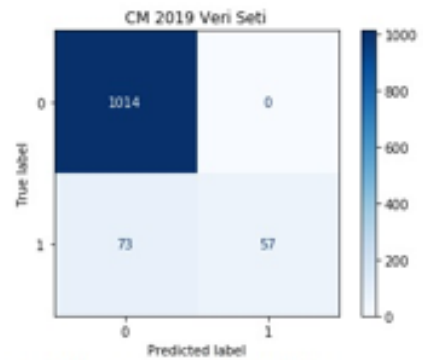
Resim 17. 2019 Yılı Verileri Tahmin Sonucu

SVM modeli üzerinde yapılan çalışmada yüz yüze ve hibrit eğitim modeli üzerindeki eğitim yılının verileri kullanıldığı durumda model üzerindeki doğrulama veri setinden daha başarılı bir tahminleme gerçekleştirilmiştir. Resim 16 - SVM 2013 -2018 Yılı Model Eğitim Doğrulama Sonucu gösterilen confusion matrix'te gösterildiği gibi %90 değerine sahip olduğu ve Resim 17 2019 Yılı Verileri Tahmin Sonucu confusion matrix'te performans 2019 yılı verileri ile çalıştırıldığında performansın %95.7 değerine yükseldiği aynı zamanda doğrulama veri setinden daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir.



Validation Score 0.9045454545454545

Resim 18. KNN 2013 -2018 Yılı Model Eğitim Doğrulama Sonucu

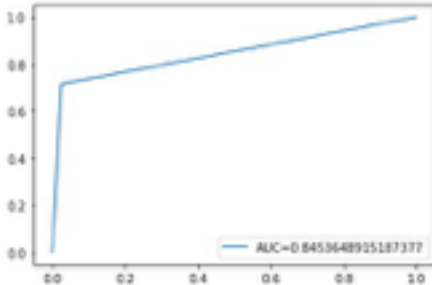


Prediction Score 0.9361888111888111

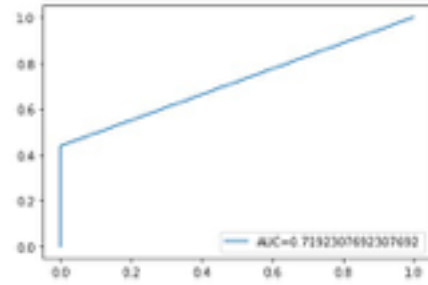
Resim 19. 2019 Yılı Verileri Tahmin Sonucu

Resim 18 KNN 2013 -2018 Yılı Model Eğitim Doğrulama Sonucunda gösterilen confusion matrix'te gösterildiği gibi değerlerin %90 olduğu saptanmıştır, Resim 19 2019 Yılı Verileri Tahmin Sonucu confusion matrix'te ise performans değeri üzerinde 2019 yılı verileri ile çalıştırıldığında performansın %93 değerine yükseldiği, aynı zamanda SVM'de olduğu gibi doğrulama veri setinden daha başarılı olduğu belirlenmiştir.

Aşağıda modellere ait ROC eğrileri, yarı hibrit verileri analiz edilerek çizdirilmiştir. Eğrilerin net kırılımlara sahip olması modeller üzerinde sınır değerlerin az sayıda olduğu ve eğri üzerinde düzlem olduğu gözlenmiştir. Eğrinin altında bulunan AUC alanı modeller üzerindeki başarı performansını kabul edilebilir ve yüksek bir seviyede göstermiştir. Karar ağacı ve KNN modellerinde sınır eşikleri farklı olsa da benzer bir yapıda oldukları gözlenmiştir. SVM modeli üzerinde eğrinin ani bir yükseliş ile tavan çizgisine yaklaştığı ve başarısını koruduğu analizler sonucunda tespit edilmiştir.



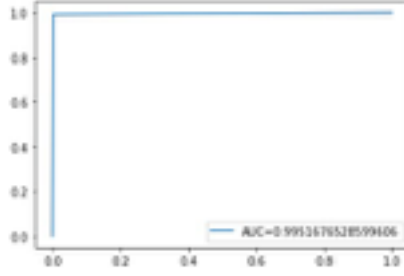
Resim 20. Karar Ağacı - ROC Curve



Resim 21. KNN - ROC Curve

Resim 20 Karar Ağacı - ROC Curve eğrisinde görüldüğü üzere 0.7 civarında bir treshhold eşil değeri üzerinde performansın yavaşladığı ve AUC alanınının 0.84 olarak performans verdiği görünmektedir.

Resim 21 – KNN - ROC Curve de görüldüğü üzere 0.4 civarında bir treshold üzerinde performansın yavaşladığı ve AUC alanının 0.71 olarak performans verdiği görünmektedir.



Resim 22. SVM - ROC Curve

Resim 22 SVM - ROC Curve de görüldüğü üzere 0.98 civarında bir treshold üzerinde performansın yavaşladığı ve AUC alanının 0.99 olarak performans verdiği görünmektedir.

Descriptive Statistics

	N	Minimum		Maximum		Mean		Std. Deviation		Variance		Skewness		Kurtosis	
		Statistic	Std. Error	Statistic	Std. Error	Statistic	Std. Error	Statistic	Std. Error	Statistic	Std. Error	Statistic	Std. Error	Statistic	Std. Error
T1	5409	22,00	,15308	99,00	,15308	77,8774	,15308	11,25812	,033	128,745	,033	,711	,033	,590	,067
T2	5409	14,00	,17394	99,00	,17394	73,0592	,17394	12,78555	,033	163,470	,033	,640	,033	,374	,067
T3	5409	11,00	,17426	100,00	,17426	75,8397	,17426	12,81618	,033	164,352	,033	,626	,033	,811	,067
T4	5409	2,00	,18641	100,00	,18641	72,5866	,18641	13,70982	,033	187,954	,033	-1,389	,033	3,325	,067
TTA	5409	20,00	,15102	98,00	,15102	73,7332	,15102	11,10687	,033	123,358	,033	,685	,033	,863	,067
TOEFL	5409	2,00	,20608	108,00	,20608	37,9704	,20608	15,15642	,033	229,717	,033	,813	,033	,757	,067
TOEFLDONSUM	5409	4,00	,30088	100,00	,30088	65,4165	,30088	22,12818	,033	489,656	,033	,018	,033	-,850	,067
Valid N (listwise)	5409														

Resim 23. 2013 -2018 Arası Eğitim Veri Serti İstatistik Verileri Değerleri

Descriptive Statistics

	N	Minimum		Maximum		Mean		Std. Deviation		Variance		Skewness		Kurtosis	
		Statistic	Std. Error	Statistic	Std. Error	Statistic	Std. Error	Statistic	Std. Error	Statistic	Std. Error	Statistic	Std. Error	Statistic	Std. Error
T1	1144	31	,344	98	,344	78,22	,344	11,843	,072	135,553	,072	-,959	,072	1,013	,145
T2	1144	27	,357	97	,357	73,53	,357	12,073	,072	145,759	,072	-,785	,072	,619	,145
T3	1144	8	,372	96	,372	75,42	,372	12,585	,072	158,386	,072	-1,474	,072	2,871	,145
T4	1144	8	,372	96	,372	75,42	,372	12,585	,072	158,386	,072	-1,474	,072	2,871	,145
TTA	1144	29	,307	96	,307	75,66	,307	10,710	,072	114,698	,072	-1,094	,072	1,739	,145
TOEFL	1144	26	,307	99	,307	84,37	,307	10,400	,072	108,163	,072	-1,536	,072	3,428	,145
TOEFLDONSUM	1144	26	,307	99	,307	84,37	,307	10,400	,072	108,163	,072	-1,536	,072	3,428	,145
Valid N (listwise)	1144														

Resim 24. 2019 Tahmin Veri Serti İstatistik Verileri

Yukarıdaki tablolarda veri istatistik değerleri bulunmaktadır. Resim 23 2013 -2018 Arası Eğitim Veri Serti İstatistik Verileri değerlerini ve Resim 24 2019 Tahmin Veri Serti İstatistik Verileri değerlerini göstermektedir.

Bu değerlere göre, özellikle üniversite tarafından belirlenen TOEFL dönüşüm notları genel ortalamalarında yükselme gözlemlenmiştir. Aynı zamanda örneklemelerin veri setinde olan standart sapmalarında düşüş göze çarpmaktadır. Bu durumda öğrenci notlarının birbirine daha yakın ve hedeflenen değerler doğrultusunda başarı sınır değerinin üzerinde olduğu net bir şekilde gözlemlenmiştir.

Yukarıdaki tablolarda veri istatistik değerleri bulunmaktadır. Resim 23 2013 -2018 Arası Eğitim Veri Serti İstatistik Verileri değerlerini Resim 24 2019 Tahmin Veri Serti İstatistik Verileri değerlerini göstermektedir. Bu değerlere göre, özellikle üniversite tarafından belirlenen TOEFL dönüşüm notları genel ortalamalarında yükselme gözlemlenmiştir. Aynı zamanda örneklemelerin veri setinde olan standart sapmalarında düşüş göze çarpmaktadır. Bu durumda öğrenci notlarının birbirine daha yakın ve hedeflenen değerler doğrultusunda başarı sınır değerinin üzerinde olduğu net bir şekilde gözlemlenmiştir.

Teşekkür

Pandemi döneminde hazırlık okulu öğrenci başarılarını analiz etmek ve sınıflandırma yapmak için hazırladığımız bu çalışma sürecinde desteklerini esirgemeyen Cemberk KÜLAHCİ ve Sinan DEMİR ve bize veri paylaşımında, hazırlık okulu puanlama bilgilerinin anlatılmasında desteklerinden ötürü Sayın Yrd. Doç. Dr. Necmiye KARATAŞ ve Sayın Henry U. TYRON hocalarımıza katkı ve desteklerinden dolayı teşekkür ederiz.

Kaynaklar

- [1] Bay, B., Üstün, B., & Karataş , F. (2021, 01). Yabancı Dil Hazırlık Sınıfı Öğrencileri Perspektifinden Pandemi Sürecinde Uzaktan Eğitim: Fenomenolojik Bir Çalışma. *Diyalog*, s. 184-203.
- [2] Bulut, F., & Amasyalı, M. (2014, 2014). En Yakın k Komşuluk Algoritmasında Örneklerle Bağlı Dinamik k Seçimi. *ASYU'2014: Akıllı Sistemlerde Yenilikler ve Uygulamaları* (s. pp. 62-66). İzmir: ASYU.
- [3] Camacho, C., Escudero, G., Villacís, W., & Varela, K. (2021, 08). The Effects of Online Learning on EFL Students' Academic Achievement during Coronavirus Disease Pandemic. *doi - European Journal of Educational Research*, s. 1867 - 1879 / Bölüm 10.
- [4] Can, D. D. (2020). Coronavirüs (Covid-19) pandemisi ve pedagojik yansımaları: Türkiye'de açık ve uzaktan eğitim uygulamaları. *Açıköğretim Uygulamaları ve Araştırmaları Dergisi*, 6(2), 11-53.
- [5] Deris, A., Zain, A., & Sallehuddin, R. (2011). Karar Ağacı olası tüm eylem seçeneklerini, bu eylem seçeneklerine etkisi olabilecek tüm olası faktörleri ve tüm bu faktörlere dayanan her bir olası. *2011 International Conference on Advances in Engineering* (s. 308-312). elsevier.
- [6] Doğan, M., Koç, N., & Saraç, M. (2022, 02 26). 46-Yabancı dil hazırlık sınıfı öğrencilerinin uzaktan eğitime yönelik tutumlarının çeşitli değişkenler açısından incelenmesi. *RumeliDE Dil ve Edebiyat Araştırmaları Dergisi*.
- [7] Karatay, H., Kaya, S., & Başer, D. (2021, 09 24). 12. Türkçenin yabancı dil olarak öğretiminde uzaktan eğitime yönelik öğrenci görüşleri. *RumeliDE Dil ve Edebiyat Araştırmaları Dergisi*, s. 223-232.
- [8] Kılıçkaya, F. (2005). The effect of computer-assisted language learning

on learners' achievement on the toefl exam. Middle East Technical University.

[9] Lezki, Ş., & Er, F. (2010). *Anatolia: Turizm Araştırmaları Dergisi*, s. Cilt 21, Sayı 2, Güz: 233-242.

[10] Mahmood, S. (2020). Instructional Strategies for Online Teaching in COVID-19 Pandemic". *wiley*, 10.1002(2.218), 199 - 203.

[11] Polat, M. (2020). Washback Effects of YDS and YOKDIL on Foreign Language Teaching. *Kastamonu Education Journal*, 28(5), 2188 - 2202.

[12] Yaşın, E. (2016). Deneme sınavlarının hazırlık sınıfı öğrencilerinin başarı,güdülenme ve yıl sonu sınav kaygısı düzeylerine etkisi - Yüksek Lisans Tezi. Eskişehir: Eskişehir Osmangazi üniversitesi eğitim bilimleri enstitüsü eğitim bilimleri anabilim dalı eğitim programları ve öğretim bilim dalı.