



T.C.

**BARTIN ÜNİVERSİTESİ**

**LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ**

**BİLİŞİM SİSTEMLERİ VE TEKNOLOJİLERİ ANABİLİM DALI**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**ORTAOKUL SEVİYESİNDEKİ ÖĞRENCİ**

**PERFORMANSLARININ MARS MODELİ İLE İNCELENMESİ**

**EKREM GÜLCÜOĞLU**

**DANIŞMAN**

**DR. ÖĞR. ÜYESİ GÖKÇEN ALTUN**

**BARTIN-2022**



**T.C.**

**BARTIN ÜNİVERSİTESİ**

**LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ**

**BİLİŞİM SİSTEMLERİ VE TEKNOLOJİLERİ ANABİLİM DALI**

**ORTAOKUL SEVİYESİNDEKİ ÖĞRENCİ PERFORMANSLARININ MARS  
MODELİ İLE İNCELENMESİ**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**Ekrem GÜLCÜOĞLU**

**BARTIN-2022**

## **KABUL VE ONAY**

## BEYANNAME

Bartın Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü tez yazım kılavuzuna göre Dr. Öğr. Üyesi Gökçen ALTUN danışmanlığında hazırlamış olduğum “ORTAOKUL SEVİYESİNDEKİ ÖĞRENCİ PERFORMANSLARININ MARS MODELİ İLE İNCELENMESİ” başlıklı Yüksek Lisans tezimin bilimsel etik değerlere ve kurallara uygun, özgün bir çalışma olduğunu, aksinin tespit edilmesi halinde her türlü yasal yaptırımını kabul edeceğimi beyan ederim.

10.06.2022

Ekrem GÜLCÜOĞLU

## ÖNSÖZ

Tez çalışmam boyunca bilgi ve tecrübesi ile beni yönlendiren, her aşamasında yanımda olan değerli hocam Dr. Öğr. Üyesi Gökçen ALTUN'a,

Değerli görüş ve tavsiyeleriyle beraber göstermiş olduğu anlayış ve yardımları için Doç. Dr. Emrah ALTUN'a,

Tezimin deneysel aşamalarında bana destek olan değerli arkadaşım Abdullah TOK'a teşekkür ederim.

Elbette, bu sürecin her aşamasında beni yalnız bırakmayan, manevi olarak beni destekleyen kıymetli annem ve babam başta olmak üzere; yanımda olan aileme de minnettarım.

Ekrem GÜLCÜOĞLU

## ÖZET

**Yüksek Lisans Tezi**

### **ORTAOKUL SEVİYESİNDEKİ ÖĞRENCİ PERFORMANSLARININ MARS MODELİ İLE İNCELENMESİ**

**Ekrem GÜLCÜOĞLU**

**Bartın Üniversitesi**

**Lisansüstü Eğitim Enstitüsü**

**Bilişim Sistemleri ve Teknolojileri Anabilim Dalı**

**Tez Danışmanı: Dr. Öğr. Üyesi Gökçen ALTUN**

**Bartın-2022, sayfa: 44**

Bu araştırmada, parametrik olmayan regresyon yöntemlerinden, çok değişkenli uyarlanabilir regresyon eğrileri (Multivariate Adaptive Regression Splines – MARS) modellenmesi kullanılmıştır. MARS modeli kullanılarak, makine öğrenmesine dayalı bir web uygulaması geliştirilmiştir. Geliştirilen uygulama ile ortaokul 8. sınıf öğrencilerinin LGS (Liselere Geçiş Sistemi) sınavı öncesi başarı puanlarını doğru tahmin etmek amaçlanmıştır. Çalışma Kastamonu ilinin Tosya ilçesinin Mehmet Akif Ersoy Ortaokulu 8. Sınıf öğrencileriyle yürütülmüştür. LGS sınavı öncesinde öğrencilerin demografik bilgileriyle beraber son sınıfta girdikleri tüm deneme sınavı sonuçları kullanılmıştır. LGS sınav sonucunu doğru tahmin eden, maksimum etkileşimde olan modeller denenip, en uygun model belirlenmiştir. Bu modelde belirleme katsayısı  $R^2$  maksimum ve genelleştirilmiş çapraz geçerlilik katsayısı  $GCV$  minimum olarak tahmin edilmiştir. Buna göre en uygun modelin; temel fonksiyon sayısı 6, etkileşim derecesi 1,  $R^2$  değeri 0.954 ve  $GCV$  değeri 423.003 olarak bulunmuştur. Modelde anlamlı bulunan değişkenler ise kardeş sayısı, anne eğitim düzeyi, 1.73'ten fazla inkılap tarihi ve Atatürkçülük dersi net sayısı, 1.466'dan fazla İngilizce dersi net sayısı, 5.939'dan fazla matematik dersi net sayısı ile 5.936'dan düşük matematik dersi net sayısı olarak tespit edilmiştir. Matematik dersinin büküm noktası 5.936 olarak tespit edilmiştir. Eğer öğrencinin matematik dersindeki ortalama net sayısı 5.936'dan küçükse; parametre tahmin katsayısı -11.965 olarak tespit edilmiştir. Burada tespit

edilen durum şudur, matematik dersinin ortalama net sayısı 5.936'dan küçük olması öğrencinin başarısını olumsuz etkilemektedir. Bununla beraber, matematik dersinin ortalama net sayısı, 5.936'dan büyük olduğu zaman parametre tahmin katsayısı 4.060 olmaktadır. Matematik dersindeki ortalama net sayısı 5.946'yı geçtiği zaman, öğrencinin başarısı olumlu etkilenmektedir. Bu veriler doğrultusunda öğrencilerin LGS puanlarını tahmin etmek için web tabanlı, makine öğrenmesine dayalı bir uygulama geliştirilmiştir. Uygulamanın geliştirilmesinde R Shiny programından yararlanılmıştır. Program bulut tabanlı olup, işletim sisteminden ve web tarayıcılarından bağımsız çalışmaktadır. Geliştirilen web programına <https://beststat.shinyapps.io/lgspuan/> adresinden erişilebilmektedir. Geliştirilen uygulama, LGS sınavına hazırlanan öğrencilere çalışmalarını yönlendirmek üzere sınav öncesi tavsiyeler sunmaya yardımcı olmaktadır

**Anahtar Kelimeler:** MARS, makine öğrenmesi, LGS, öğrenci başarısı, veri madenciliği

## **ABSTRACT**

**M. Sc. Thesis**

### **INVESTIGATION OF SECONDARY SCHOOL STUDENT PERFORMANCE WITH MARS MODEL**

**Ekrem GÜLCÜOĞLU**

**Bartın University**

**Graduate School**

**Department of Information Systems and Technologies**

**Thesis Advisor: Assist. Prof. Dr. Gökçen ALTUN**

**Bartın-2022, pp: 44**

Multivariate adaptive regression splines (MARS) modeling, one of the non-parametric regression methods, was used in this study. A web application based on machine learning was developed using the MARS model. It is aimed to accurately predict the achievement scores of the 8th-grade students before the LGS (High School Entrance System) exam With the developed application. The study was carried out with 8th-grade students of Mehmet Akif Ersoy Secondary School in the Tosya district of Kastamonu province. The demographic information of the students and all the test results they took in the last year were used before the LGS exam. Models that predict the LGS exam result correctly and have maximum interaction were tried and the most suitable model was determined. The coefficient of determination was estimated as the maximum and the generalized cross-validation coefficient as the minimum in this model provided. Accordingly, the most appropriate model; it has been determined that 1 product degree with 6 basis functions is provided with a value was 0.954, the value was 423.003. The significant variables are the number of siblings, mother's education level, net count of revolution history and Atatürkism lessons more than 1.73, net count of English lessons more than 1.466, net count of the mathematics lesson more than 5.939, and net count of a mathematic lesson under 5.936. The knot point of the mathematic lesson was determined as 5,936. If the average net count of a mathematic lesson is less than 5,936; the parameter estimation coefficient was determined as -11,965. The



situation determined here is that the average net number of the mathematics lesson is less than 5.936, which negatively affects the success of the student. However, when the average net count of a mathematic lesson is greater than 5.936, the parameter estimation coefficient becomes 4.060. When the average net count of a mathematics lesson exceeds 5,946, the success of the student is positively affected. A web-based machine learning-based application has been developed to predict students' LGS scores in line with these data. R Shiny program was used in the development of the study. The program is cloud-based and works independently of the operating system and web browsers. The developed web program can be accessed at <https://beststat.shinyapps.io/lgspan/>. The developed application helps students prepare for the LGS exam to offer pre-exam advice to guide their studies.

**Keywords:** MARS, machine learning, LGS, student achievement, data mining

## İÇİNDEKİLER

KABUL VE ONAY.....	ii
BEYANNAME .....	iii
ÖNSÖZ .....	iv
ÖZET .....	v
ABSTRACT .....	vii
İÇİNDEKİLER.....	ix
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	xi
TABLolar DİZİNİ.....	xii
EKLER DİZİNİ .....	xiii
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ.....	xiv
1. GİRİŞ.....	1
1.1 Araştırmanın Amacı ve Önemi.....	2
1.2. Literatür Özeti .....	4
2. MARS (ÇOK DEĞİŞKENLİ UYARLANABİLİR REGRESYON EĞRİLERİ).....	6
2.1. MARS Modelinin Kurulumu .....	7
2.2. Temel Fonksiyonların (Basis functions) Oluşum Süreci .....	7
2.3. MARS Modeli Grafiği .....	10
2.3.1. İleri Doğru Seçim .....	10
2.3.2. Geriye Doğru Eleme.....	11
3. UYGULAMA .....	13
3.1. Demografik Değişkenlere İlişkin Betimsel İstatistikler .....	14
3.2. Öğrencilerin Ders Başarılarına İlişkin Betimsel İstatistikler .....	15
3.3. Öğrencilerin Ders Başarılarının Normallik Analizi .....	16
3.4. LGS Puanları ile Deneme Sınavları Arasındaki İlişki .....	17
3.5. LGS Puanını Etkileyen Faktörlerin İncelenmesi.....	18
3.6. MARS Model Sonuçları .....	21
4. GELİŞTİRİLEN WEB PROGRAMI .....	27
5. SONUÇ VE ÖNERİLER .....	31
KAYNAKLAR.....	34
EKLER .....	38

<b>ÖZGEÇMİŞ</b> .....	<b>43</b>
-----------------------	-----------

## ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil No	Sayfa No
2.1: Temel fonksiyonun düğüm noktaları .....	8
2.2: Temel fonksiyonların MARS modelinde kullanımı.....	9
2.3: MARS modeline ait iki boyutlu grafik.....	10
3.1: Araştırmanın temel aşamaları.....	13
3.2: Öğrencilerin LGS puanları ile deneme sınavları arasındaki başarı ilişkisi .....	17
3.3: Çapraz geçerlilik ve ızgara arama algoritması sonucu elde edilen MARS modelinin ayar parametreleri.....	21
3.4: MARS modeli için model uyumunun incelenmesi .....	23
3.5: Temel fonksiyonların grafiksel incelenmesi .....	24
3.6: <i>GCV</i> ve <i>AKT</i> temelli değişkenlerin önem dereceleri .....	25
3.7: MARS modelinin tahmin değerlerinin gerçek değerler ile karşılaştırılması.....	26
4.1: Programın giriş ekranı.....	27
4.2: Web programın çalışma esnasındaki ekran görüntüsü.....	28
4.3: MARS modeli ile tahmin edilen LGS puanı .....	29
4.4: “Öğrenci Profili” sekmesi .....	29
4.5: “Tavsiyeler” sekmesi .....	30

## TABLolar DİZİNİ

<b>Tablo</b>	<b>Sayfa</b>
<b>No</b>	<b>No</b>
<b>3.1:</b> Demografik deęişkenlere ilişkin betimsel istatistikler.....	14
<b>3.2:</b> Öğrencilerin ders başarılarına ilişkin betimsel istatistikler .....	16
<b>3.3:</b> Öğrencilerin ders başarılarına ilişkin deęişkenlerin çarpıklık, basıklık katsayıları ve normallik testi sonuçları.....	16
<b>3.4:</b> LGS puanını etkileyen faktörlerin incelenmesi.....	18
<b>3.5:</b> MARS modelinin parametre tahminleri ve temel fonksiyonları.....	22

## EKLER DİZİNİ

<b>Ek</b>	<b>Sayfa</b>
<b>No</b>	<b>No</b>
<b>EK 1.</b> Valilik Oluru.....	38
<b>EK 2.</b> Etik Kurulu İzin Belgesi.....	39
<b>EK 3.</b> Veli Onay Formu.....	40
<b>EK 4.</b> Öğrenci Anketi.....	41

## SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

<i>AKT</i>	: Artık Kareler Toplamı
<i>CART</i>	: Sınıflandırma ve Regresyon Ağacı
<i>CHAID</i>	: Ki-kare Otomatik Etkileşim Algılama
<i>EKK</i>	: En Küçük Kareler
<i>GCV</i>	: Genelleştirilmiş Çapraz Geçerlilik
<i>GRSq</i>	: Modelin Tahmin Gücü
<i>HKT</i>	: Hata Kareler Toplamı
<i>KNN</i>	: K-En Yakın Komşu
<i>LGS</i>	: Liselere Geçiş Sistemi
<i>MARS</i>	: Multivariate Adaptive Regression Splines
<i>PPR</i>	: İzdüşüm Takip Regresyonu
<i>RA</i>	: Regresyon Analizi
<i>RPR</i>	: Çok Değişkenli Uyarlanabilir Regresyon
$R^2$	: Uyum Ölçüsü

# 1. GİRİŞ

Son yıllarda meydana gelen teknolojik gelişmeler ve değişimler, öğrenme süreçleri üzerinde etkili olmuştur. E-değerlendirme sistemleri klasik değerlendirme sistemlerine alternatif sistemler olarak karşımıza çıkmaktadır. Değerlendirme sisteminin çevrimiçi sistemler üzerinde yapılması ve değerlendirilmesinin sağladığı avantajlar birçok çalışmada incelenmiştir (Bayrak ve Yurdugül, 2015). E-değerlendirmede amaç öğrencilerden elde edilen geri bildirimler ile öğrenci performansının değerlendirilmesi ve ölçülmesidir. Elde edilen öğrenci temelli geri bildirimler ile her öğrencinin aynı düzeyde hazırbulunuşluk göstermediği görülmüştür (Simpson, 2016).

E-değerlendirme sisteminde yer alan çok sayıda ve karmaşık bilgiler içerisindeki anlamlı verileri belirleyip, en uygun modelde tahmin yürütmek önemli bir problemdir. Bu problemin çözümü için birçok istatistiksel teknik geliştirilmiştir. Bir e-değerlendirme sistemi içerisinde yer alan, değişkenler arasındaki ilişkilerin modellenmesinde regresyon yöntemlerinden faydalanılabilir. Kurulan modeller doğrusal ya da doğrusal olmayan yapıda olabilir. Günümüz bilgisayar teknolojisindeki yenilikler ve ilerlemeler; bu tür problemlerin çözümüne farklı yaklaşımlar getirmiştir.

Regresyon analizi, bağımlı değişken ve bağımsız değişken(ler) arasındaki fonksiyonel yapıyı modellemeye çalışan istatistiksel bir tekniktir. Regresyon analizinde amaç, bağımsız değişkenler yardımıyla bağımlı değişkende meydana gelen değişimi en iyi açıklayan modeli bulmaktır. Bir diğer ifadeyle regresyon analizi, tahmin edilen değer ile bağımlı değişkenin gerçek değeri arasındaki korelasyonu arttırmak ya da farkı azaltmaktır (Kılıç, 2013).

Regresyon analizinde parametre tahminleri En Küçük Kareler Yöntemi (EKK) ile yapılmaktadır. EKK tahmin yöntemi, gözlenen bağımlı değişken değeri ile tahmin edilen bağımsız değişken değeri arasında farkın minimize edilmesine dayanmaktadır. Regresyon analizinin en önemli varsayımlarından biri, çoklu bağlantı problemi olup bağımsız değişkenler arasında yüksek korelasyon olduğu durumda ortaya çıkmaktadır. Bu durumda, EKK tahminleri güvenilir değildir. Çoklu bağlantı problemi durumunda kullanılacak farklı regresyon modelleri geliştirilmiştir (Şahinler, 2000). Bu modellere örnek olarak ridge regresyon, temel bileşenler regresyonu ve sağlam regresyon modelleri örnek olarak verilebilir (Arzu ve Önder, 2013). Ayrıca, çoklu regresyon modeline alternatifi olabilecek CHAID ve CART gibi veri madenciliği modelleri de



kullanılabilir (Argüden, 2008).

Regresyon analizi kapsamına geçebilecek istatistikî metotlar ile veri madenciliği algoritmaları; sıralı , sürekli ve sınıflayıcı bağımsız değişkenler için kullanılabilir (Şevgin, 2020). Nisbet ve arkadaşları Statistica, SAS ve SPSS programlarını kullanarak; CART, Boosted Classifiers ve Regression, CHAID ile beraber regresyon ve sınıflama için Random Forest, Makine Öğrenmesi (Destek Vektörleri, En yakın komşuluk, Bayesyan ve Bağımsız Bileşenler), MARS gibi ileri veri madenciliği algoritmaları üzerine çalışmışlardır (Nisbet vd, 2009). Savaş vd. (2012) veri madenciliğinin Türkiye'deki uygulamalarının mühendislik, eğitim, tıp, bankacılık- borsa, ticaret ve telekomünikasyon alanlarında kullanıldığını belirtmişlerdir.

MARS modeli ile veri madenciliği çalışmalarının ekonomi (Albayrak ve Yılmaz, 2009; Tunay, 2010; Tunay, 2011), sağlık (Ekrem vd., 2020; Zakeri, 2010), mühendislik (Eyduran vd., 2019), eğitim (Şevgin, 2020) gibi alanlarda yapıldığı tespit edilmiştir.

Bu tez çalışmasında, eğitim alanından elde edilen veriler MARS modeli ile analiz edilerek sonuçlar yorumlanmıştır. Çalışmadaki analizler SPSS paket programı ve R yazılım programı kullanılarak elde edilmiştir. Bulgular neticesinde hazırlanmış makine öğrenmesine dayalı bir web uygulaması ile öğrenci sınav sonucunu tahmin eden çalışma hakkında bilgi sahibi olunacaktır.

## **1.1 Araştırmanın Amacı ve Önemi**

Bu araştırmada LGS sınavında başarıyı etkileyen çeşitli faktörlerin değerlendirilerek ve bu faktörlerin LGS sınavı başarısı ile olası ilişkilerinin MARS modeli ile değerlendirilmiştir.

Bu değerlendirme doğrultusunda, ilköğretim 8. sınıf öğrencilerinin bir eğitim öğretim yılı süresince girdikleri deneme sınavlarından sağlanan verilerle beraber demografik özelliklerinin, MARS modeli ile analiz edildikten sonra; öğrencilerin LGS performanslarının modellenmesinde kullanılıp kullanılmayacağı araştırılmıştır. Bu araştırma doğrultusunda belirlenen problemler aşağıda sunulmuştur.

1. Demografik özelliklerin ve deneme sınavı sonuçlarının LGS sınavındaki başarıya etkisi var mıdır?

2. Öğrencilerin demografik özellikleri ve sınav değerlendirme ortamındaki etkileşim verileri kullanılarak oluşturulan modelin LGS sınav puanını tahmin etme başarısı nedir?
3. LGS sınav sonucunun tahmin edilmesinde hangi değişkenler daha önemlidir?
4. MARS modeli kullanılarak öğrencinin LGS sınav puanını önceden tahmin etmek mümkün müdür?
5. MARS modeli algoritmasının adapte edildiği bir makine öğrenme sistemi hazırlanabilir mi?
6. Makine öğrenmesine dayalı MARS modeli ile kurulmuş bir uygulamanın doğruluğu nedir?
7. Makine öğrenmesine dayalı, LGS sınav puanını tahmin edebilecek, çevrimiçi bir web programı geliştirilebilir mi?

Eğitim alanında, geniş ölçekli sınav sonuçlarına yönelik, veri madenciliği yöntemlerinden MARS modelini kullanmak mümkündür (Şevgin, 2020). Bu çalışma ile eğitsel veri madenciliğine dayalı makine öğrenmesinin çevrimiçi olarak aktif şekilde kullanımı sağlanmıştır.

MARS modeli ile geleneksel analiz yöntemlerine bir yenisini ekleyebilmek ve yapılan analiz ile makine öğrenmesine dayalı bir web uygulamasını geliştirmek bu çalışmanın amacını oluşturmaktadır. Dolayısıyla MARS modeli ile geliştirilen makine öğrenmesine dayalı çevrimiçi değerlendirme sistemi, interaktif şekilde internette yayınlanmıştır.

Literatür taraması sonrasında, eğitim alanında MARS modeli ile geliştirilen makine öğrenmesine dayalı çevrimiçi bir değerlendirme sistemine rastlanmamıştır. Çalışmanın bu yönü ile eğitsel veri madenciliği-makine öğrenmesi literatürüne katkı sağlayacağı düşünülmektedir. Bu kapsamda araştırmanın problemini, 2020-2021 eğitim öğretim yılında yapılan LGS sınav puanını etkileyen çeşitli faktörlerin ve bu faktörlerin başarı ile olası ilişkilerinin MARS modeli ile analiz edilerek, incelenmesi oluşturmaktadır.

Literatür taraması sonrasında, akademik başarıyı etkileyen birçok faktörün veri madenciliği kapsamında çeşitli yöntem ve tekniklerle incelendiği tespit edilmiştir. Bu kapsamda k-en yakın komşu (KNN), naive bayes, lojistik regresyon, karar ağaçları, rastgele orman yöntemi, yapay sinir ağları, derin sinir ağları, regresyon/çok sınıflı makine öğrenmesi gibi tekniklere değinildiği tespit edilmiştir. (Aydoğan ve Karcı, 2018; Akgün vd., 2020; Gök, 2017) Bilişsel özelliklerle beraber, demografik özelliklerin MARS modeli ile akademik başarıyı yordamlayarak, makine öğrenmesi üzerine yapılan çalışmaya rastlanmamıştır. Çalışmanın bu yönüyle özgün olduğu ve

makine öğrenmesi ile akademik başarıyı değerlendirmeye katkı sağlaması beklenmektedir.

## 1.2. Literatür Özeti

Bilinen çoklu doğrusal regresyon modelinde olduğu gibi, MARS modeli de açıklanan hata varyansının maksimize edilmesine dayanmaktadır. Bilgisayar ve yazılım teknolojilerinde meydana gelen değişimler, MARS modeli gibi karmaşık yapıdaki algoritmalar ile çok sayıda değişkenin birlikte analiz edilmesine imkân sağlamaktadır. Teknolojik gelişmelere bağlı olarak MARS modelinin uygulanabilirliği artmıştır. Leathwick vd. (2006) tatlı su balıklarının tür dağılımını etkileyen çevresel faktörleri MARS modeli incelemiştir. Önemli bulunan çevresel faktörler coğrafi bilgi sistemi üzerine işlenerek tatlı su balıkları için uygun yaşam alanları belirlenmiştir.

Nacar vd. (2020) Su sıcaklığı (T), özgül iletkenlik (Öİ) verilerinden hesaplanmış elektriksel iletkenlik (Eİ), pH ve debi (Q) verilerini kullanılarak MARS ve regresyon analizi (RA) ile çözülmüş oksijen konsantrasyonunun tahmin edilmesini amaçlamışlardır. MARS modeli ile en iyi tahmin değerlerini üreten temel fonksiyonlar ve denklemleri belirlemişlerdir.

Orhan vd. (2018) 80 tane ineğin 2006-2011 yılları arasındaki günlük laktasyon kayıtlarını kullanarak; siyah alaca ineklerde kontrol günü, sağım süresi, iletkenlik ve hareketlilik bağımsız değişkenleri ile süt verimini MARS ile modellemiştir.

Sevimli (2009) çalışmasında MARS modeli ile diş hekimliğinde kullanılan, bölünmüş ağız tasarımı yöntemi ile toplanan verileri bir araya getirerek, istatistiksel olarak etkili bir tahmin modeli ortaya koymuştur. Bu çalışmasında, iki farklı analiz sonucunda, MARS modeli ile yapılan çalışmanın daha iyi tahmin modeli oluşturduğunu ortaya koymuştur.

Tosun (2021), yüksek lisans çalışmasında Şanlıurfa'da yerel bir çiftlikte 25 hayvanın ırk, yaş gibi değişkenleri ile beraber; 2020 yılına ait haziran-eylül aylarındaki aylık süt verimi, laktasyon süresi ve kaydedilen canlı ağırlık verileri üzerinde çalışma yapmıştır. Ortalama süt verimi için, maksimum etkileşim içinde olan modellerin denenip, en uygun modelin belirlenmesini sağlamıştır. Çalışma sonucunda ortalama süt verimi için, en uygun modelin; 3 temel fonksiyonla, 2'li etkileşimde  $R^2$  değeri 0.996 ve  $GCV$  değeri 1.578 olarak bulunmuştur. Bu

kapsamda temel fonksiyonların tamamının %99 seviyesinde önemliliği bulunmuştur. Sonuç itibariyle MARS modelinde en etkin değişkenin canlı ağırlığı olduğu tahmin edilmiştir.

Bağcı ve Hoş (2021) Türkiye’de ekonomik büyümenin makroekonomik göstergeler ile ilişkisi üzerine hazırladıkları çalışmada, kurdukları MARS modelinde; ekonomik büyümeyi etkileyen değişkenler önem düzeyine göre ithalat, işsizlik oranı, kredi hacmi, faiz oranı, döviz kuru ve enflasyon şeklinde sıralamışlardır.

Kartal vd. (2018) 2006 ocak döneminden 2017 haziran dönemine kadar aylık verileri, 12 adet bağımsız değişkenle beraber MARS modelini kullanarak Türkiye’deki ABD Doları/TL ve Euro/TL paritesini etkileyen faktörlerini belirlenmesini amaçlayan bir çalışma yapmışlardır. Çalışma sonunda geliştirilen MARS modelinin açıklayıcılığının, kabul edilebilir sınırlar içinde olduğu tespit edilmiştir.

Yukarda bahsedilen çalışmalarda tespit edildiği üzere tıp, iktisat, tarım, hayvancılık gibi birbirinden farklı birçok alanda MARS modelinin başarıyla uygulandığı tespit edilmiştir.

## 2. MARS (ÇOK DEĞİŞKENLİ UYARLANABİLİR REGRESYON EĞRİLERİ)

MARS modeli, parametrik olmayan regresyon yöntemlerinden bir tanesidir. Bu model, Standford Üniversitesinden istatistikçi Jerome H. Friedman tarafından 1990'ların başında geliştirilen ve doğrusal olmayan bir tekniktir (Chou vd., 2004; Mukhopadhyay ve Iqbal, 2009). MARS modeli İzdüşüm takip regresyonu ile tekrarlamalı ayırma regresyonu yöntemlerinin bir araya getirilmesiyle oluşturulmuştur (Banks, 2001)

MARS modelinde değişkenler arasındaki ilişkiye dair fonksiyonel bir varyasyon bulunmamaktadır. MARS modeli temel fonksiyonları kullanarak bağımlı değişken ile bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiyi ortaya çıkarmayı amaçlar. MARS modeli bağımsız değişkenlerden elde edilen düğüm noktalarına karşılık gelen temel fonksiyonları kullanan bir regresyon modelidir. Elde edilen düğüm noktalarına göre bağımlı değişken ile bağımsız değişkenler arasındaki ilişki fonksiyonel olarak açıklanmaya çalışır. Böylelikle MARS modeli, çok değişkenli yapıdaki veri setleri için uygun bir istatistiksel model olarak dikkat çekmektedir (Temel vd., 2005).

Geleneksel yöntemlerle değerlendirildiğinde, karmaşık veri setlerinin optimal veri dönüşüm işlemleri ve verilerin karşılıklı etkileşimlerini belirleme işleminin zaman alıcı dezavantajının yanında; MARS modelinin optimal veri dönüşümü sağladığı ve karşılıklı etkileşimi belirleyebilme avantajı görülmüştür. Küçük veri setlerinde bile iyi bir regresyon modelinin geliştirilmesi çok zaman ve çaba istemektedir. MARS modeli ile beraber, büyük veri tabanları ve çok karışık veri yapıları için de regresyon modeli kolaylıkla geliştirilebilmektedir (Tunay, 2001)

MARS modeli hem regresyon modeli olarak hem de ikili sınıflandırma modeli olarak kullanılabilen esnek ve hızlı bir modeldir. (Muñoz ve Felicísimo, 2004; Yang vd., 2003). Kolyshkina vd. (2004), MARS modelini adımsal regresyon modelinin genelleştirilmesi olarak değerlendirmektedir. . Özfalıcı (2008)'ya göre MARS modeli, ayna değişkenli fonksiyonların doğrusal ve doğrusal olmayan dağılımlarını temel fonksiyon olarak değerlendirir ve değişkenler arasındaki etkileşimi tahmin eder.

MARS modelinde, bilinen regresyon modelinin aksine, girdi deęişkenlerinin oluřturduęu alt kmeler deęerlendirilir (Xu vd., 2006). Sonuta tahmin edici deęişkenlerin oluřturduęu evrende; birbiriyle baędařık birok blgeye ayrılmıř uzanım fonksiyonları oluřturulmakta ve blgesel olan bu regresyon eęrileri de temel fonksiyon olarak ifade edilmektedir (Put vd., 2004). MARS modelinde, deęişkenler blgelere ayrılır. Dnřmler ile uygun temel fonksiyonlar ve bu fonksiyonların katsayıları belirlenir. Oluřturulan temel fonksiyonlar, baęımlı deęişken ile doęrusal iliřki iindedir. MARS modeli, saęlam modeller retmekle beraber baęımlı deęişken ile baęımsız deęişkenler arasındaki monoton olmayan iliřkileri kolaylıkla deęerlendirebilir (Olecka, 2007; Yeliz, 25). MARS modeli ierisinde yer alan denklemin oluřturulmasındaki bu sre, byk boyuttaki verilerin iinde yer alan karmařık iliřkileri deęerlendirebilmekte ve dięer doęrusal ve parametrik yntemlerden daha iyi sonular elde edebilmektedir (Xu vd., 2006)

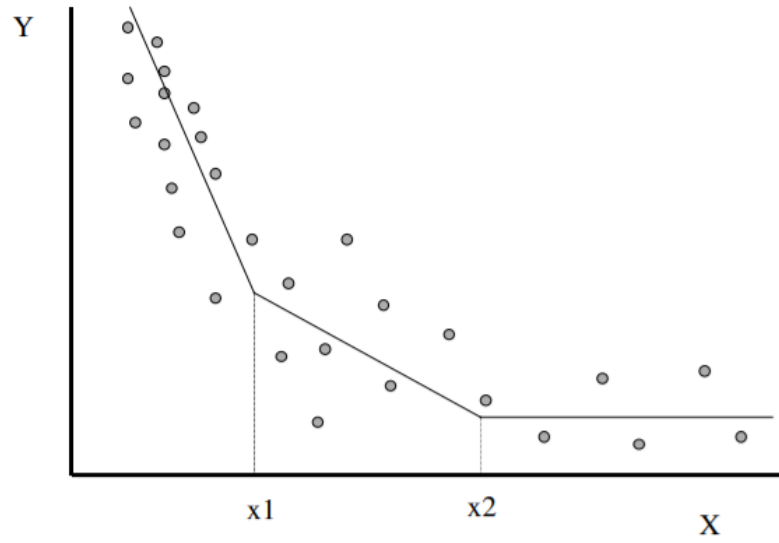
## **2.1. MARS Modelinin Kurulumu**

MARS modelinin kurulumu 2 adımda gerekleřtirilir (Kolyskhina vd., 2004). 1. adımda en byk model bulununcaya kadar temel fonksiyonların tamamı mmkn olduęunca oluřturulur. Temel fonksiyonlar tek deęişkendeki oluřabileceęi gibi birden fazla deęişkenin etkileřiminden de oluřabilir. Modelde yer alan baęımsız deęişkenlerin karřılıklı etkileřimleri ve doęrusal olmayan dnřmleri deęerlendiren fonksiyonlar, temel fonksiyonu oluřturmaktadır. Temel fonksiyon oluřturulurken; baęımlı ve baęımsız tm deęişkenler ve deęişkenlerin birleřimi tek tek deęerlendirilir. Her bir temel fonksiyonun ayna grnt fonksiyonu da oluřturur. Fakat ayna grnt fonksiyonunun ilgili dęm noktasındaki eęimi sıfır olduęu iin model zerinde etkisi bulunmamaktadır (elik vd., 2018). 2. adımda, 1. adımda elde edilen en byk model, budama iřlemi ile optimal modele indirgenir. Bu srete kullanılan algoritma geriye doęru adım algoritmasıdır.

## **2.2. Temel Fonksiyonların (Basis functions) Oluřum Sreci**

MARS modelinde, deęişkenlerin doęrusal iliřkisi yerine; deęişkenlerin tek tek doęrusal olmayan fonksiyonlarının, doęrusal kombinasyonlarıyla modellenme yapılmaktadır. Bunun iin de temel fonksiyondan faydalanılır. Temel fonksiyon ile yapılan geniřletmeler ile uygun model tahmin edilmektedir. Veri kmesinin tanım aralıklarında yer alan dęm noktaları bir verinin bařlangıcını ve sonunu ifade etmektedir. Dolayısıyla dęm noktaları fonksiyonun hareketinin

değiştii yerdur (Everingham ve Sexton, 2011) MARS modelinde model kurulurken, bağımsız deęişken deęerinin yer aldığı aralıkta, doğrunun eğiminin deęişmedięi en son deęer, düęüm noktası olarak yer almaktadır. MARS modeli tanımlanırken, düęüm noktalarında tanımlanan temel fonksiyonlardan yararlanılır. Şekil 2.1’de bağımsız deęişken  $X$  ve bağımlı deęişken  $Y$  arasındaki korelasyon dağılımı görölmektedir. Burada  $X$  bağımsız deęişkeninin düęüm noktalarındaki dağılımı ele alındığında;  $x_1$  deęişkeninin düęüm noktasındaki  $y = f(x)$  fonksiyonunun eğiminin deęiştięi gözlenmiştir. Aynı şekilde  $x_2$  düęüm noktasında da fonksiyonun eğimi deęişmiştir.



Şekil 2.1:  $y = f(x)$  fonksiyonu için düęüm noktaları (Briand vd., 2004)

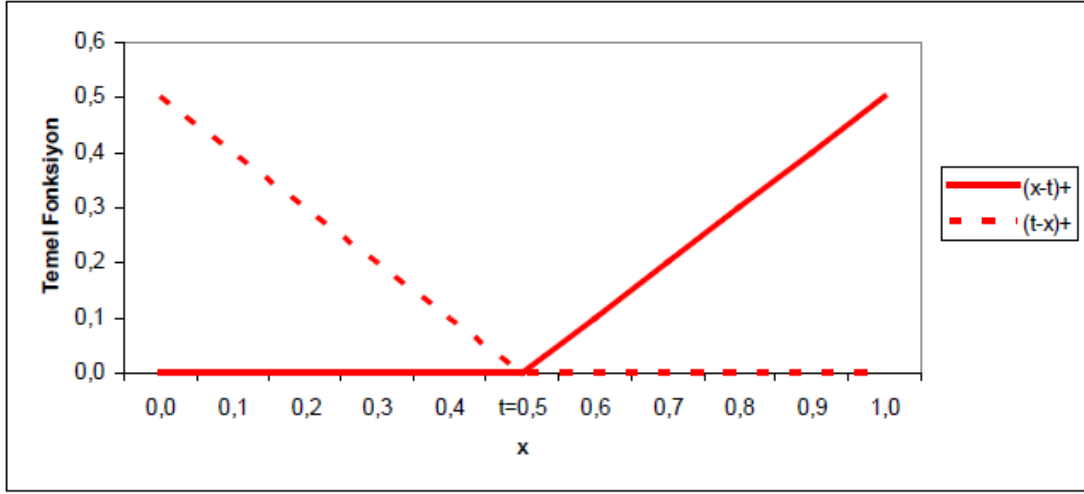
Temel fonksiyonda,  $x$  deęişkeni parçalı doğrusal yapıda olacak şekilde türetilmektedir. Aşağıda  $(x - t)_+$  ve  $(t - x)_+$  parçalı doğrusal temel fonksiyonları verilmiştir. (“+” pozitif tarafı ifade etmektedir.)

$$(x - t)_+ = \begin{cases} x - t, & x > t \\ 0, & \text{dięer } d. \end{cases} \quad (2.1)$$

$$(t - x)_+ = \begin{cases} t - x, & x < t \\ 0, & \text{dięer } d \end{cases} \quad (2.2)$$

$(x - t)_+$  ve  $(t - x)_+$  temel fonksiyonlarının bir ifadesi de  $(x - t)_+ = \max(x - t, 0)$  ve  $(t - x)_+ = \max(t - x, 0)$  şeklindedir (Ferreruela, 2008)

Örnek olarak  $(x - 0.5)_+$  ve  $(0.5 - x)_+$  temel fonksiyonları Şekil 2.2’de gösterilmiştir.



Şekil 2.2  $(x - t)_+$  ve  $(t - x)_+$  Temel fonksiyonlarının MARS modelinde kullanılması (Hastie vd., 2009)

Şekil 2.2’deki her bir fonksiyon  $t = 0.5$  değerindeyken düğüm noktasındadır ve parçalı doğrusaldır. Bunlar doğrusal uzanımlardır ve bu iki fonksiyon çifti, yansıma çifti (reflected pair) olarak isimlendirilmiştir. Maksat her  $x_j$  değerine karşılık, her  $x_{ij}$  gözlem düğüm noktasında yansıma çiftleri oluşturmaktır. Temel fonksiyonların toplamı Eşitlik 2.3’de verilmiştir.

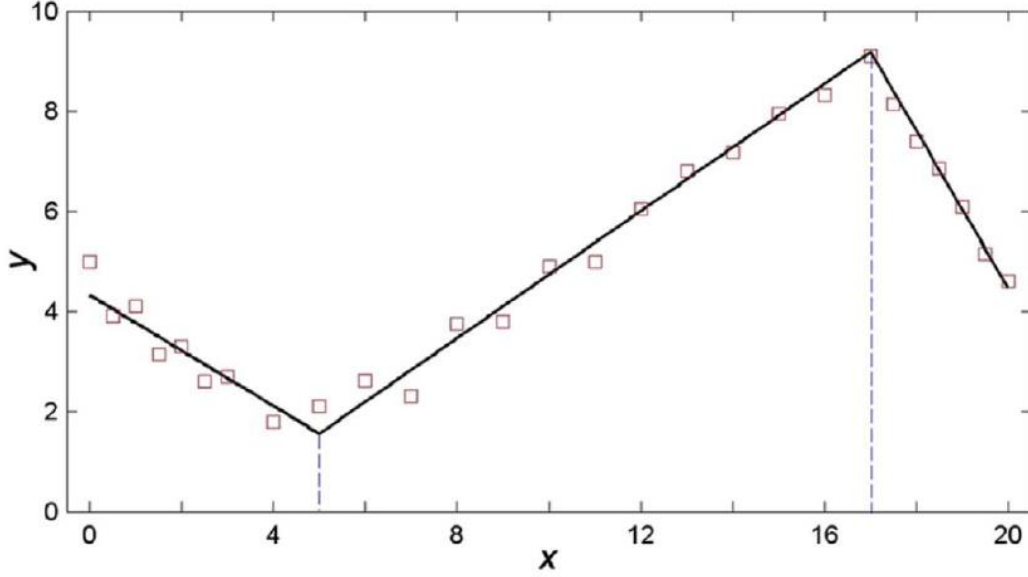
$$C = \{(X_j - t), (t - X_j)\} \quad t \in \{x_1, x_1, \dots, x_{N_j}\} \quad j = 1, 2, \dots, p. \quad (2.3)$$

Şekil 2.2’de görüldüğü üzere, bağımlı değişkenle bağımsız değişken arasındaki ilişki, düğüm noktasında değişmektedir. Düğüm değeri, verinin herhangi bir bölgesinin sonunun ve diğer verinin başlangıcını işaret etmektedir. MARS modeli en küçük tahmin hatası elde eden sayıda düğüm değeri kullanılarak belirlenmektedir (Sabancı, 2019).



### 2.3. MARS Modeli Grafiği

Şekil 2.3’de MARS modeli için bağımlı ve bağımsız değişken arasındaki ilişki gösterilmiştir.



Şekil 2.3: MARS modeline ait iki düğüm noktası içeren fonksiyon (Zhang ve Goh, 2016)

Şekil 2.3’te  $x = 5$  ve  $x = 17$  düğüm değerlerini göstermektedir. Bu düğüm değerlerine karşılık gelen 3 temel fonksiyon bulunmaktadır. Bu fonksiyonlar Eşitlik 2.4’te verilmiştir.

$$\text{Max}(0, 5 - x), 0 < x < 5 \quad \text{Max}(0, x - 5), 5 < x < 17 \quad \text{Max}(0, x - 17), x > 17 \quad (2.4)$$

#### 2.3.1. İleri Doğru Seçim

MARS modelinin birinci aşaması ileri doğru seçimdir. Bu aşama, adımsal regresyon modelinin birinci aşamasına benzemektedir. Burada farklılık, girdi değişkeni olarak temel fonksiyonların kullanılmasıdır (Hill ve Lewicki, 2006). Greddy algoritması ile hata kareler değeri en küçük olan temel fonksiyon çifti bulunur. MARS doğru seçimde, yeni bir temel fonksiyon eklemek için; var olan ana terimlerin; sonrasında yeni temel fonksiyonu seçmek için tüm değişkenlerin; son olarak da son düğüm değerini belirlemek için her bir değişkenin tüm gözlemlenen değerlerinin kombinasyonlarını değerlendirmektedir (Strickland, 2015).

Her ileri doğru seçimde değerlendirilecek ana terim sayısını minimuma indirecek sezgisel teknik

kullanılmaktadır. İleri doğru seçim işleminde eklenen terim sayısı, modele girecek olan en fazla terim sayısı kadar ve bu sayı kullanıcı tarafından belirlenmektedir. Dolayısıyla kullanıcı tarafından bu sayının doğru belirlenmesi gerekmektedir (Friedman, 1993). Friedman (1991) tarafından MARS modeli aşağıdaki şekilde formüle edilmiştir.

$$f(x) = a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x) = a_0 + \sum_{m=1}^M a_m \prod_{k=1}^{K_m} [S_{km}(x_{v(k,m)} - t_{km})]_+ \quad (2.4)$$

Yukardaki fonksiyona göre, temel fonksiyon sayısı  $M$  olup,  $m = 1, 2, \dots, M$  şeklinde MARS modeli formüle edilebilir.  $K_m$  değeri etkileşim sayısını ifade etmektedir.  $S_{km}$  değeri  $\pm 1$  değerini almakta olup  $a_0$  sabit terimdir. Regresyon katsayıları  $a_m$  ile gösterilir.  $B_m(x)$  ise temel fonksiyonu göstermektedir. (Friedman, 1991).

### 2.3.2. Geriye Doğru Eleme

MARS modelinin ikinci aşamasını ise geri doğru eleme aşaması oluşturmaktadır. Bu aşamada amaç, birinci adımda oluşturulan modelin karmaşıklığını azaltmaktır. Geri doğru eleme sürecinde birinci aşamada elde edilen en büyük model ele alınır. Bu model, aşırı uyum problemini barındığı için test kümesinde istatistiksel olarak sağlıklı sonuç vermemektedir (Hill ve Lewicki, 2006). Geriye doğru eleme algoritması, ileri doğru ilerleme algoritmasının devamı niteliğindedir.

Geri doğru seçim algoritması ile, aşırı uyumlu model budama işlemine tabi tutulur. GCV kriteri kullanarak en iyi alt küme elde edilir. GCV değeri model karmaşıklığını ve HKT değerini dikkate almaktadır. GCV değerini minimum yapan temel fonksiyonlar belirlenir. Daha küçük GCV değerine sahip model, en iyi model olarak kabul edilir (Briand vd., 2004; Hastie vd., 2009; Hill ve Lewicki, 2006).  $GCV$ , aşağıdaki formülle hesaplanmaktadır (Friedman, 1991).

$$GCV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i - \hat{f}(x_i)]^2 / [1 - \frac{C(M)}{N}]^2 \quad (2.5)$$

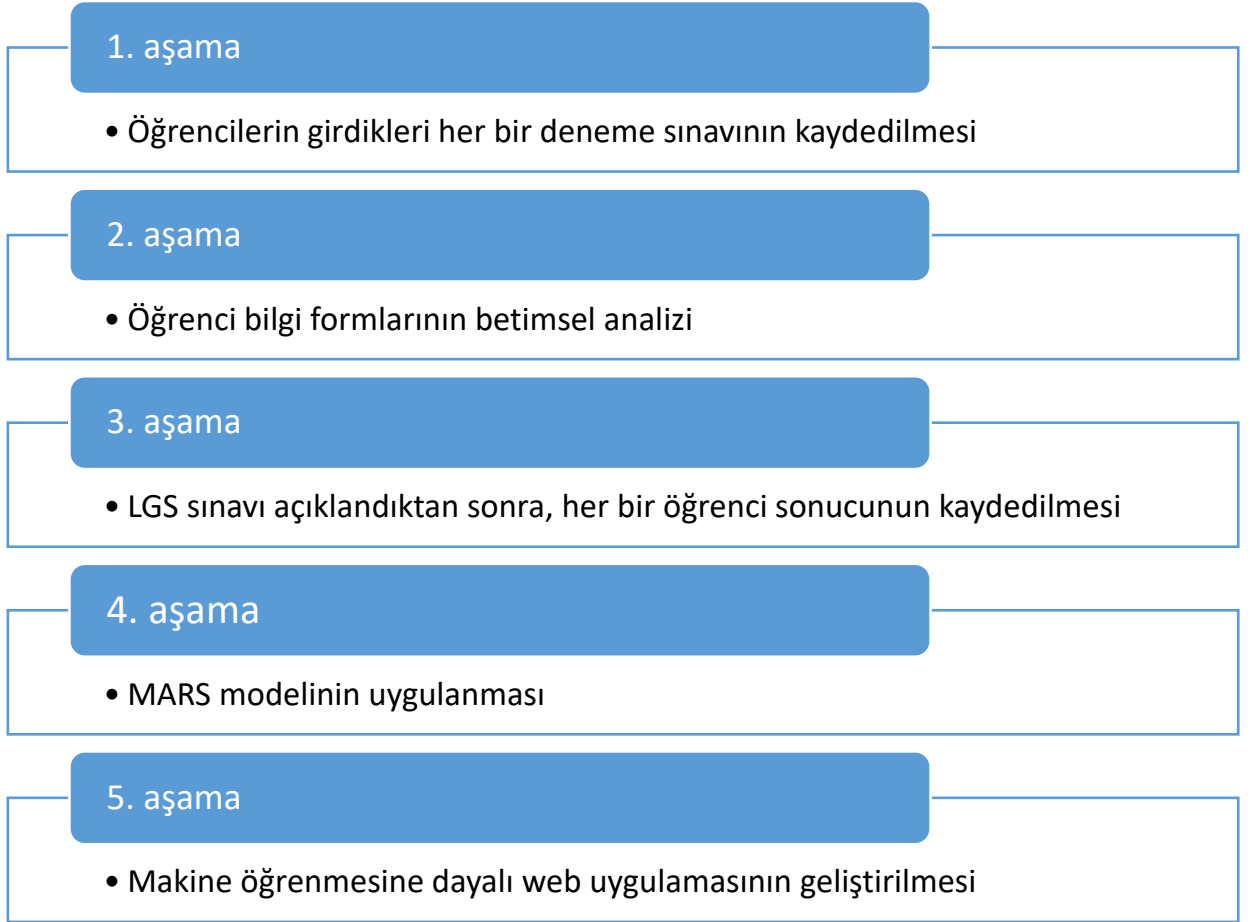
Eşitlik 2.5'te yer alan  $N$  değeri, veri kümesindeki gözlem sayısını ifade etmektedir.  $C(M)$  sabit temel fonksiyon (MARS modelinde yer alan  $a_0$  katsayısı) dışındaki  $M$  adet temel fonksiyon içeren modelin maliyet-karmaşıklık ölçütü olup, aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır (Orhan vd., 2018).

$$C(M) = M + dM \quad (2.6)$$

$d$ , her temel fonksiyona ait bir maliyet optimizasyonu ile beraber MARS modelinin oluşturulma sürecindeki düzeltme parametresidir (Chou vd., 2004; Leblanch ve Tibshirani, 1994). Kısaca değişkenin kaç fonksiyondan oluşacağını belirtir.

### 3. UYGULAMA

Kastamonu ili Tosya ilçesinde bulunan Mehmet Akif Ersoy Ortaokulu 8. Sınıf düzeyindeki 68 öğrencinin tamamının katılımı ile çalışma gerçekleştirilmiştir. Araştırma kapsamında üç farklı veri kaynağı kullanılmıştır. Bunlar sınav değerlendirme sistemi, öğrenci bilgi formu ve öğrencilerin LGS sınav sonuçlarıdır. Araştırmanın temel aşamaları Şekil 3.1’de aşamalı bir şekilde ifade edilmiştir.



Şekil: 3.1 Araştırmanın temel aşamaları

Sınav değerlendirme sistemi, 2020-2021 eğitim öğretim yılı sürecinde öğrencilerin girdikleri deneme sınavlarındaki optik form bilgilerini okuyarak, her bir öğrencinin matematik, Türkçe, din kültürü ve ahlak bilgisi, inkılap tarihi ve Atatürkçülük, İngilizce ve fen bilimleri derslerindeki doğru yanlış sayılarını kaydetmiştir. Dönem boyunca öğrenciler 34 adet deneme sınavına girmişlerdir.

Öğrenci bilgi formu, öğrencilerin cinsiyet, kardeş sayısı, anne ve baba eğitim düzeyleri gibi demografik bilgilerinin yer aldığı 11 sorudan oluşmaktadır. Bu form EK 4’te paylaşılmıştır. 8. sınıf öğrencilerinin dönem sonunda Millî Eğitim Bakanlığı’nın hazırladığı LGS sınavından aldıkları puan, LGS sınav sonucu olarak kullanılmıştır.

Öğrenci bilgi formları (EK 4) LGS sınavına girmeden önce öğrencilere uygulanmıştır. Her bir öğrenci ve velisi ile iletişime geçilerek, formların internet üzerinden veli kontrolünde doldurulması sağlanmıştır. Öğrencilerin girdikleri deneme sınavlarındaki cevap formları değerlendirilerek her bir öğrencinin girmiş olduğu farklı dersteki sınavının doğru, yanlış ve net bilgisini kaydedilmiştir. LGS sınav sonuçları açıklandıktan sonra, okul idaresi ile iletişime geçilerek her bir öğrencinin LGS sınav sonuç bilgisi, teker teker kayıt altına alınmıştır.

Öğrenci bilgi formlarından elde edilen nicel verilerin istatistiksel analizi SPSS 25 paket programı ile yapılmıştır

### 3.1. Demografik Değişkenlere İlişkin Betimsel İstatistikler

Öğrencilerin cinsiyet, kardeş sayısı, anne ve baba eğitim düzeyi gibi demografik değişkenlere ilişkin betimsel istatistikleri Tablo 3.1’de verilmiştir.

Tablo 3.1: Demografik değişkenlere ilişkin betimsel istatistikler

Değişkenler	Düzye	n	%
Cinsiyet	Erkek	37	54.4
	Kadın	31	45.6
	Yok	4	5.9
Kardeş sayısı	1	32	47.1
	2	19	27.9
	3 ve üzeri	13	19.1
Anne eğitim düzeyi	İlkokul	19	27.9
	Ortaokul	14	20.6
	Lise	20	29.4
	Üniversite	12	17.6
	Yüksek lisans	3	4.4
Baba eğitim düzeyi	İlkokul	11	16.2
	Ortaokul	13	19.1
	Lise	23	33.8
	Üniversite	18	26.5
	Yüksek lisans	3	4.4

<b>Sosyal aktivite katılımı</b>	<b>Evet</b>	36	52.9
	<b>Hayır</b>	32	47.1
<b>Kitap okuma</b>	<b>Evet</b>	60	88.2
	<b>Hayır</b>	8	11.8
<b>Özel oda</b>	<b>Evet</b>	58	85.3
	<b>Hayır</b>	10	14.7
<b>Bilgisayar/Tablet</b>	<b>Evet</b>	61	89.7
	<b>Hayır</b>	7	10.3
<b>Cep telefonu</b>	<b>Evet</b>	53	77.9
	<b>Hayır</b>	15	22.1
<b>Sınıf tekrarı</b>	<b>Evet</b>	12	17.6
	<b>Hayır</b>	56	82.4
<b>Akademik destek</b>	<b>Evet</b>	26	38.2
	<b>Hayır</b>	42	61.8

Tablo 3.1’de görüldüğü belirtildiği üzere, öğrencilerin %54.4’ü erkek, %45.6’sı kadındır. Kardeş sayısı bilgisi için 4 düzey kullanılmıştır. Kardeş sayısı bakımından 4 öğrencinin (%5.9) kardeşi yoktur. Öğrencilerin yarıya yakınının ise tek kardeşi vardır (%47,1). Anne eğitim düzeyi bakımından öğrenci annelerinin %29,4’ü lise, %27,9’u ilkokul, %20,6’sı ortaokul mezunu, %17,6’sı üniversite, %4,4’ü yüksek lisans seviyesinde mezundur. Baba eğitim düzeyi bakımından öğrencilerin babalarının %33,8’i lise, %26,5’i üniversite, %19,1’i ortaokul, %16,2’si ilkokul ve %4.4’ü yüksek lisans seviyesinde mezundur. Öğrencilerin yarıdan fazlası (%52,6) sosyal aktivitelere katılmaktadır. Öğrencilerin çoğunluğunun (%88,2) kitap okuma alışkanlığı vardır. Öğrencilerin yarıdan fazlasının (%85,3) kendilerine ait özel odaları bulunmaktadır. Sadece 7 öğrencinin (%10,3) bilgisayar ve tableti yok iken; 15 öğrencinin de (%22,1) cep telefonu bulunmamaktadır. Sınıf tekrarına kalan öğrenci oranı ise %17,6 iken; 56 öğrenci (%82,4) 8. sınıfa kadar sınıf tekrarına hiç kalmamıştır. Akademik destek bakımından öğrencilerin yarıdan fazlası (%61,8) okul haricinde özel ders alırken, öğrencilerin %38,2’si herhangi bir özel ders almamıştır.

### 3.2. Öğrencilerin Ders Başarılarına İlişkin Betimsel İstatistikler

Öğrenciler, 2020 yılı eylül ayından 2021 yılı haziran ayına kadar 34 adet deneme sınavına girmişlerdir. Öğrencilerin ders başarılarına ilişkin hesaplanan ortalama net değerlerinin ve girdikleri LGS sınavı puanına ilişkin betimsel istatistik değerleri Tablo 3.2’de verilmiştir.

Tablo 3.2: Öğrencilerin ders başarılarına ilişkin betimsel istatistikler

Değişkenler	Minimum	Maksimum	Ortalama	Ortanca	Standart sapma	Varyans
Türkçe dersi ortalama neti	-0.144	17.344	10.168	11.472	5.134	26.355
Matematik dersi ortalama neti	-0.709	15.647	5.533	4.353	4.988	24.875
İnkılap tarihi dersi ortalama neti	-0.367	9.093	5.038	6.104	2.831	8.013
Din kültürü ve ahlak bilgisi dersi ortalama neti	-0.332	9.286	5.774	6.531	2.777	7.714
İngilizce dersi ortalama neti	-1.000	9.587	4.913	5.209	3.506	12.292
Fen Bilimleri dersi ortalama neti	-0.259	17.656	8.683	8.653	5.875	34.516
LGS Puanı	190.855	451.915	318.771	190.855	78.877	6221.643

Tablo 3.2’de belirtildiği üzere, varyansın en küçük olduğu ders din kültürü ve ahlak bilgisi iken; en büyük olduğu ders fen bilimleri dersidir. Buradan fen bilimleri dersinin başarı değişkeninin heterojenliğinin çok fazla olduğu anlaşılmaktadır. Fen bilimleri dersine kıyasla din kültürü ve ahlak bilgisi dersi başarı değişkeninin daha homojen olduğu söylenebilir. Türkçe, fen bilimleri ve matematik derslerindeki soru sayıları birbirine (20’şer soru) eşit olduğu için, ortalama değerleri üzerinden öğrencilerin Türkçe dersinde daha başarılı olduğu tespit edilmiştir. İnkılap tarihi ve Atatürkçülük, din kültürü ve ahlak bilgisi ve İngilizce derslerinin soru sayıları da birbirine eşit olduğu için (10’ar soru) bu dört ders içinde öğrencilerin din kültürü ve ahlak bilgisi dersinde daha başarılı olduğu tespit edilmiştir.

### 3.3. Öğrencilerin Ders Başarılarının Normallik Analizi

Öğrencilerin eğitim öğretim yılı süresince girdikleri deneme sınav sonuçlarının ortalama değerlerinin normallik analizi sonuçları Tablo 3.3’te paylaşılmıştır. Tablo 3.3’de görüldüğü üzere, ilgili değişkenler normal dağılım varsayımını sağlamamaktadır ( $p < 0.05$ ).

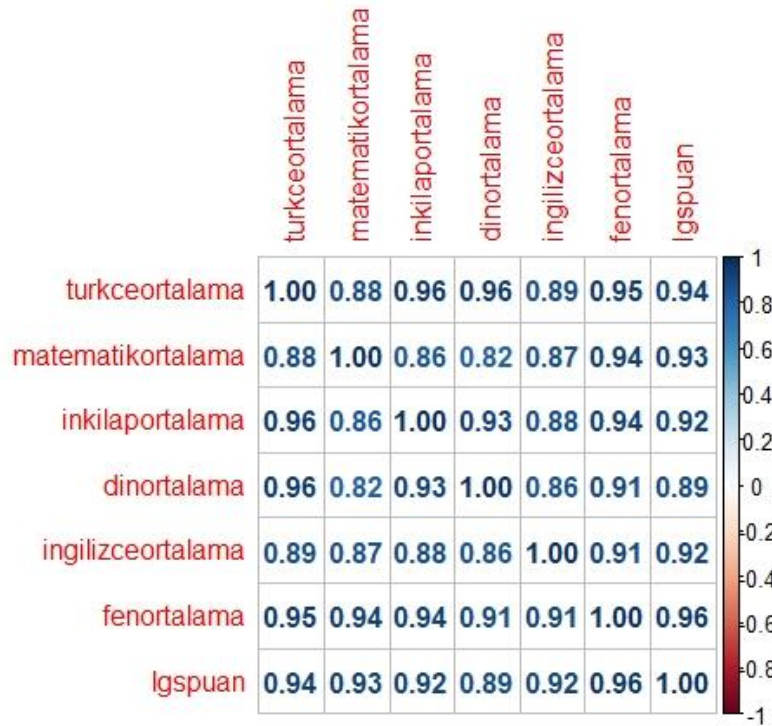
Tablo 3.3: Öğrencilerin ders başarılarına ilişkin değişkenlerin çarpıklık, basıklık katsayıları ve normallik testi sonuçları

Değişkenler	Çarpıklık	Basıklık	Shapiro-Wilk
Türkçe kursu ortalama neti	-0.507	-0.978	0.922 (< 0.001)
Matematik kursu ortalama neti	0.452	-1.124	0.897 (< 0.001)
İnkılap Tarihi kursu ortalama neti	-0.447	-1.196	0.910 (<0.001)

Din Kültürü kursu ortalama neti	-0.841	-0.417	0.884 ( $<0.001$ )
İngilizce kursu ortalama neti	-0.182	-1.538	0.889 ( $<0.001$ )
Fen Bilimleri kursu ortalama neti	-0.061	-1.547	0.903 ( $<0.001$ )
LGS Puanı	-0.013	-1.449	0.923 ( $<0.001$ )

### 3.4. LGS Puanları ile Deneme Sınavları Arasındaki İlişki

Öğrencilerin LGS puanları ile 8. Sınıfta girdikleri deneme sınavları arasındaki başarı ilişkisi Şekil 3.2’de verilmiştir.



Şekil 3.2: Öğrencilerin LGS puanları ile deneme sınavları arasındaki başarı ilişkisi

Şekil 3.2’de belirtildiği üzere, deneme sınavlarında başarılı olunan derslerin, LGS puanı ile ilişkisi değerlendirildiğinde; fen bilgisi dersindeki başarı ile LGS puanı arasındaki ilişki diğer derslere göre daha yüksektir (0,96). Fen bilgisi dersini sırasıyla Türkçe (0,94) ve matematik (0,93) dersleri takip etmektedir. Matematik dersini eşit ağırlıkta inkılap tarihi ve Atatürkçülük ile İngilizce dersleri takip etmektedir. Deneme sınavlarında, Din kültürü ve ahlak bilgisi dersindeki başarı ile LGS puanı arasındaki ilişki diğer derslere göre en geridedir ve korelasyon katsayısı 0,89 olarak hesaplanmıştır.



### 3.5. LGS Puanını Etkileyen Faktörlerin İncelenmesi

Anket verilerine göre LGS puanını etkileyen faktörler incelenmiştir ve Tablo 3.4’te özetlenmiştir. Öğrencilerin ders başarılarına ilişkin elde edilen sonuçlar normal dağılım varsayımını sağlamadığı için bağımsız iki grubun karşılaştırılmasında Mann Whitney-U testi, bağımsız ikiden fazla grubun karşılaştırılmasında ise Kruskal-Wallis-H testi kullanılmıştır. Bonferroni düzeltmeli çoklu karşılaştırma testi ile anlamlı farklılığa sahip olan gruplar belirlenmiştir.

Tablo 3.4: LGS puanını etkileyen faktörlerin incelenmesi

Değişenler	Düzy	Ortalama	Standart sapma	p-değeri
Cinsiyet	Erkek	308.149	80.656	0.284
	Kız	331.448	76.047	
Kardeş sayısı	Yok	288.977	88.504	0.202
	1	337.475	73.854	
	2	310.578	91.194	
	3 ve üzeri	293.871	64.864	
Anne eğitim düzeyi	İlkokul	284.298	73.337	0.004
	Ortaokul	276.946	80.420	
	Lise	352.366	70.560	
	Üniversite	357.791	63.262	
Baba eğitim düzeyi	Yüksek lisans	352.234	55.089	<0.001
	İlkokul	248.914	67.662	
	Ortaokul	282.775	74.212	
	Lise	320.554	71.080	
Sosyal aktivite katılımı	Üniversite	369.152	52.511	0.839
	Yüksek lisans	414.936	38.213	
	Hayır	317.120	78.917	
	Evet	320.238	79.932	
Kitap okuma	Hayır	324.398	102.053	0.753
	Evet	318.021	76.320	
Özel oda	Hayır	322.026	73.688	0.849
	Evet	318.210	80.334	
Bilgisayar/Tablet	Hayır	314.307	79.216	0.912
	Evet	319.283	79.482	
Cep telefonu	Hayır	307.565	87.797	0.539
	Evet	321.942	76.776	
Sınıf tekrarı	Hayır	324.008	76.988	0.210
	Evet	294.329	86.420	
Akademik destek	Hayır	282.229	70.198	<0.001
	Evet	377.800	52.206	

Tablo 3.4'te belirtildiği üzere cinsiyet değişkeni ile değerlendirildiğinde; kız öğrencilerin LGS başarıları, erkek öğrencilere göre daha yüksektir ve kız öğrencilerin ortalama puan değeri 331.448'dir. Kız öğrencilerinin LGS sınav başarıları ile erkek öğrencilerin LGS sınav başarıları arasındaki ortalama farklılık istatistiksel olarak anlamlı değildir. ( $p = 0.284$ ).

Kardeş sayıları bakımından tek kardeşi olan öğrencilerin LGS başarı ortalaması 337.475 ile diğer gruplardan öndedir. Tek kardeşi olan grubu sırasıyla iki kardeşi olan öğrenciler (310.578), üç ve üzeri kardeşi olan öğrenciler (293.871) ve kardeşi olmayan öğrenciler (288.377) takip etmiştir. Kardeşi olmayan, tek kardeşli, iki kardeşli veya üç ve üzeri kardeşi olan öğrencilerin LGS sınav başarıları arasındaki ortalama farklılık istatistiksel olarak anlamlı değildir ( $p = 0.202$ ).

Anne eğitim düzeyi bakımından üniversite mezunu annelerin çocuklarının LGS başarı ortalaması 357.791 bulunarak, diğer grupların önünde yer almıştır. Üniversite mezunu annelerin çocuklarını, ortalama LGS puanı 352.366 ile lise mezunu annelerin çocukları takip etmiştir. Lise mezunu annelerin çocuklarını, yüksek lisans mezunu annelerin çocukları az bir farkla geriden takip ederek LGS puanlarının ortalaması 352.234'tür. Ortaokuldan mezun annelerin çocuklarının LGS puanlarının ortalama değeri 276.946'dır. İlkokul mezunu annelerin çocuklarının LGS puanlarının ortalama değeri 284.298'dir ve son sırada yer almıştır. Anne eğitim düzeyi bakımından annesi ilkököl, ortaokul, lise veya üniversite mezunu olan öğrencilerin LGS sınav başarıları arasındaki ortalama farklılık istatistiksel olarak anlamlıdır ( $p = 0.004$ ). Anne eğitim düzeyi, öğrencinin LGS sınav başarılarını etkilemektedir.

Baba eğitim düzeyi açısından değerlendirildiği zaman, yüksek lisans mezunu babaların çocuklarının daha başarılı olduğu gözlenmiştir. Babaları yüksek lisans yapan öğrencilerin LGS puanlarının ortalama değeri 414.936'dır. Bu grubu sırasıyla üniversitesi mezunu olanlar (369.152), lise mezunu olanlar (320.554), ortaokul mezunu olanlar (282.775) ve ilkököl mezunu olanlar (248.914) takip etmiştir. Bu sonuç beklenen ve normal kabul edilebilecek bir durumdur.  $p$  değeri 0.001'den daha küçük hesaplanarak, baba eğitim düzeyi bakımından öğrencilerin LGS sınav başarıları arasında anlamlı farkın olduğu tespit edilmiştir. Baba eğitim düzeyi ile ilgili yapılan Bonferroni test sonucuna göre ilkököl-üniversite ( $p = 0.000$ ), ilkököl-yüksek lisans ( $p = 0.010$ ) ve ortaokul-üniversite ( $p = 0.047$ ) mezunu grupları arasında fark bulunmuştur.

Sosyal aktiviteler bakımından, sosyal aktivitelere katılan öğrencilerin LGS başarı ortalamaları (320.238), sosyal aktivitelere katılmayan öğrencilere (317.120) nazaran yüksektir. sosyal aktiviteye katılan öğrenciler ile sosyal aktiviteye katılmayan öğrencilerin LGS sınav başarısı arasındaki ortalama farklılık istatistiksel olarak anlamlı değildir. ( $p = 0.839$ )

Kitap okuyan öğrencilerin LGS başarı puanlarının ortalaması 318.021 puan ile kitap okumayan öğrencilerden daha düşük çıkmıştır. Kitap okumayan öğrencilerin LGS puan ortalaması 324.398'dir. Kitap okuyan öğrencilerin LGS sınav başarısı ile kitap okumayan öğrencilerin LGS sınav başarısı arasındaki ortalama farklılık istatistiksel olarak anlamlı değildir ( $p = 0.753$ ).

Özel odaya sahip olan öğrencilerin LGS puanlarının ortalaması (318.210), özel odaya sahip olmayan öğrencilerin LGS puanlarından (322.026) daha düşüktür. Özel odası olmayan öğrencilerin Özel orası olan öğrencilerin LGS sınav başarısı ile özel odası olmayan öğrencilerin LGS sınav başarısı arasındaki ortalama farklılık istatistiksel olarak anlamlı değildir ( $p = 0.849$ ).

Bilgisayar veya tableti olan öğrencilerin LGS puanlarının ortalaması 319.283 ile bilgisayar veya tableti olmayan öğrencilerin LGS puanlarının ortalamasından (314.307) yüksektir. Bilgisayar/tableti olan öğrencilerin LGS sınav başarısı ile bilgisayar/tableti olmayan öğrencilerin LGS sınav başarısı arasındaki ortalama farklılık istatistiksel olarak anlamlı değildir ( $p = 0.912$ ).

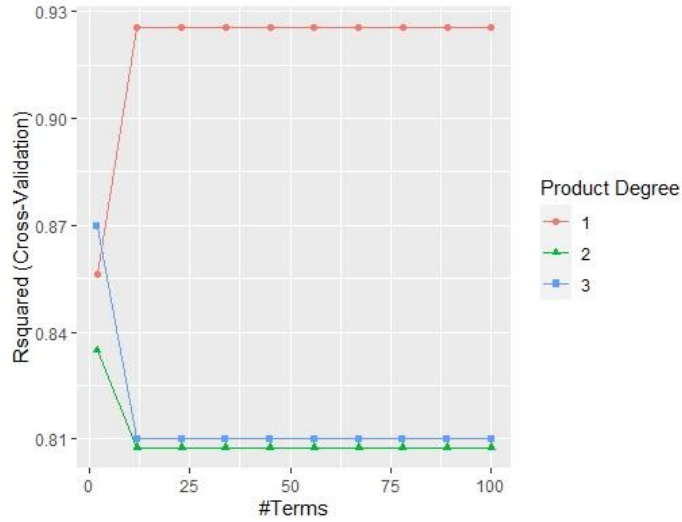
Cep telefonu olan öğrencilerin LGS puanlarının ortalaması 321.942 ile cep telefonu olmayan öğrencilerin LGS puanlarının ortalamasından yüksektir (307.565). Cep telefonu olan öğrencilerin LGS sınav başarısı ile cep telefonu olmayan öğrencilerin LGS sınav başarısı arasındaki ortalama farklılık istatistiksel olarak anlamlı değildir ( $p = 0.539$ ).

Sınıf tekrarına kalan öğrencilerin LGS puanlarının ortalaması 294.329 iken; sınıf tekrarına kalmayan öğrencilerin LGS puanlarının ortalaması 324.008'dir. Sınıf tekrarına kalan öğrencilerin LGS puanlarının ortalaması, sınıf tekrarına kalmayanlara göre daha düşüktür. Bu grup için standart sapma değerleri sınıf tekrarına kalan öğrencilerde 86.420 iken, sınıf tekrarına kalmayan öğrencilerde 76.988'dir. Sınıf tekrarına kalan öğrencilerin LGS sınav başarısı ile sınıf tekrarına kalmayan öğrencilerin LGS sınav başarısı arasındaki ortalama farklılık istatistiksel olarak anlamlı değildir ( $p = 0.210$ ).

Akademik destek olarak(kursa katılmak veya özel ders almak) sınava hazırlanan öğrencilerin LGS puanlarının ortalaması 377.800 iken; bu değer akademik destek almadan sınava hazırlanan öğrencilerde 282.229'dur. Akademik destek olarak sınava hazırlanan öğrencilerin LGS sınav başarısı ile akademik destek almadan sınava hazırlanan öğrencilerin LGS sınav başarısı arasındaki ortalama farklılık istatistiksel olarak anlamlıdır ( $p < 0.001$ ).

### 3.6. MARS Model Sonuçları

MARS modelinin parametre tahminleri için R programından yararlanılmıştır. Bu programda yer alan earth paketi kullanılmıştır. Öncelikle modelin ayar (tuning) parametrelerinin tahmin edilmesi gerekmektedir. Bunlar etkileşim (interaction) derecesi ve terim sayısıdır. Bu nedenle ızgara (grid) arama algoritması ve k katlı çapraz geçerlilik kullanılarak bu iki parametrenin optimal değerleri elde edilmiştir. Bu işlem yapılırken tahmin hatası minimize edilmiştir ve k değeri 10 olarak belirlenmiştir. Bu işlem için caret paketinden yararlanılmıştır. Elde edilen sonuçlar Şekil 3.3'te verilmiştir. Şekil 3.3'te verilen sonuçlara göre optimal etkileşim derecesi 1, terim sayısı ise 7 olarak elde edilmiştir.



Şekil 3.3: Çapraz geçerlilik ve ızgara arama algoritması sonucu elde edilen MARS modelinin ayar parametreleri.

MARS modelinin ayar parametreleri belirlendikten sonra earth paketi kullanılarak model parametreleri elde edilmiştir. Sonuçlar Tablo 3.5'te verilmiştir.

Tablo 3.5: MARS modelinin parametre tahminleri ve temel fonksiyonları

Parametre tahmini	Temel fonksiyon
285.597	Sabit terim
-16.241	Kardeş sayısı (3 ve üzeri)
13.728	Anne eğitim düzeyi (Ortaokul)
-11.965	$\max(0, 5.936 - \text{Matematik dersi ortalama net sayısı})$
4.060	$\max(0, \text{Matematik dersi ortalama net sayısı} - 5.936)$
9.610	$\max(0, \text{İnkılap Tar. ve Ata. dersi ortalama net sayısı} - 1.730)$
5.504	$\max(0, \text{İngilizce dersi ortalama net sayısı} - 1.466)$
<i>GRSq</i>	0.933
$R^2$	0.954
<i>GCV</i>	423.003
<i>RSS</i>	18817.430

Tablo 3.5 incelendiğinde, elde edilen sonuçlara göre temel fonksiyon sayısı 6'dır. MARS modeli değişken seçim işlemi otomatik olarak yapmaktadır. Model sonuçlarına göre anlamlı olan değişkenler: kardeş sayısı, anne eğitimi, matematik dersinin ortalaması, inkılap tarihi ve Atatürkçülük dersinin ortalaması ve İngilizce dersinin ortalamasıdır. Sabit terim değeri 285.597 olarak tespit edilmiştir.

Kardeş sayısı 3 ve üzeri olduğu durumda parametre tahmin değeri  $-16.241$  bulunmuştur. Kardeş sayısı 3 ve üzeri olduğu zaman öğrenci başarısının düştüğü tespit edilmiştir.

Anne eğitiminin ortaokul seviyesinde olduğu durumda parametre tahmin değeri 13.728 bulunmuştur. Ortaokul mezunu anneler, öğrenci başarısını olumlu yönde etkilemektedir.

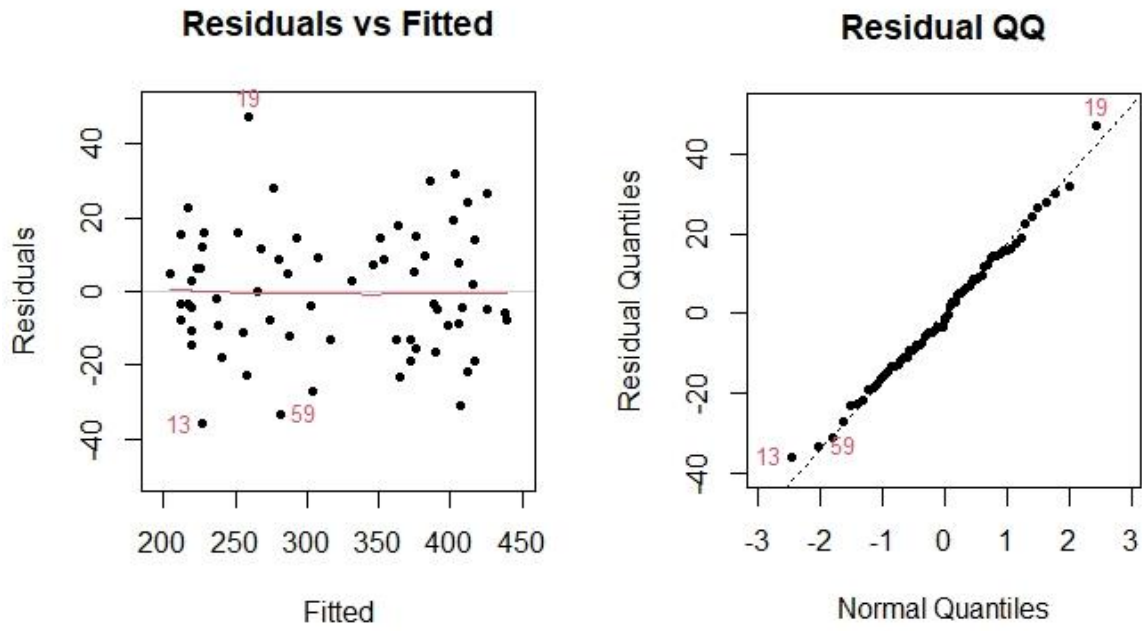
Matematik dersinin büküm noktası 5.936 olarak bulunmuştur. Eğer öğrencinin matematik dersindeki ortalama net sayısı 5.936'dan küçükse; parametre tahmin katsayısı  $-11.965$  olarak tespit edilmiştir. Burada tespit edilen durum şudur, matematik dersinin ortalama net sayısı 5.936'dan küçük olması öğrencinin başarısını olumsuz etkilemektedir. Bununla beraber, matematik dersinin ortalama net sayısı, 5.936'dan büyük olduğu zaman parametre tahmin katsayısı 4.060 olmaktadır. Matematik dersindeki ortalama net sayısı 5.946'yı geçtiği zaman, öğrencinin başarısı olumlu etkilenmektedir.

İnkılap tarihi ve Atatürkçülük dersi için büküm noktası 1.730 olarak bulunmuştur. Bu dersin ortalama net sayısı 1.73'ün üzerine çıktığında parametre tahmin değeri 9.610 bulunmuştur.

İngilizce dersi için büküm noktası 1.466 olarak bulunmuştur. İngilizce ortalama net sayısı 1.466'nın üzerine çıktığında parametre tahmin değeri 5.504 bulunmuştur.

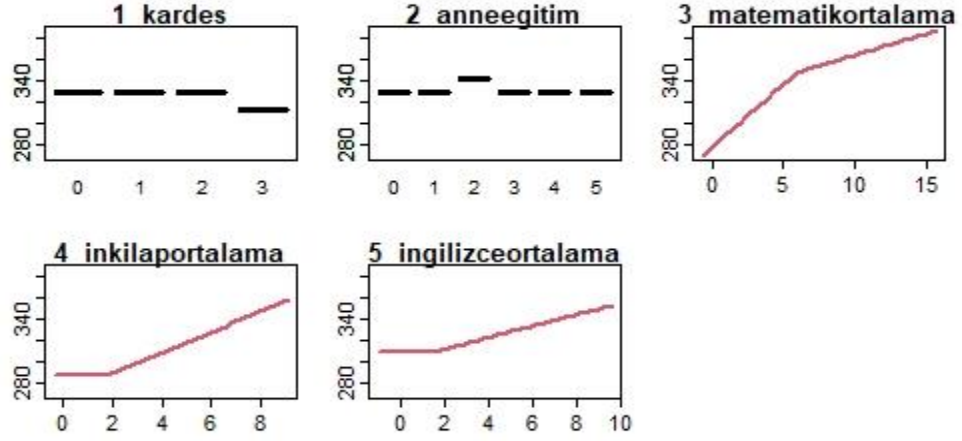
GCV değeri 423.003 olarak hesaplanmıştır. GRSq ve  $R^2$  değerleri ise sırasıyla 0.933 ve 0.954 olarak elde edilmiştir. AKT değeri ise 18817.430 olarak elde edilmiştir.

Şekil 3.4'de MARS modelinin artık incelemesi paylaşılmıştır.



Şekil 3.4: MARS modeli için model uyumunun incelenmesi

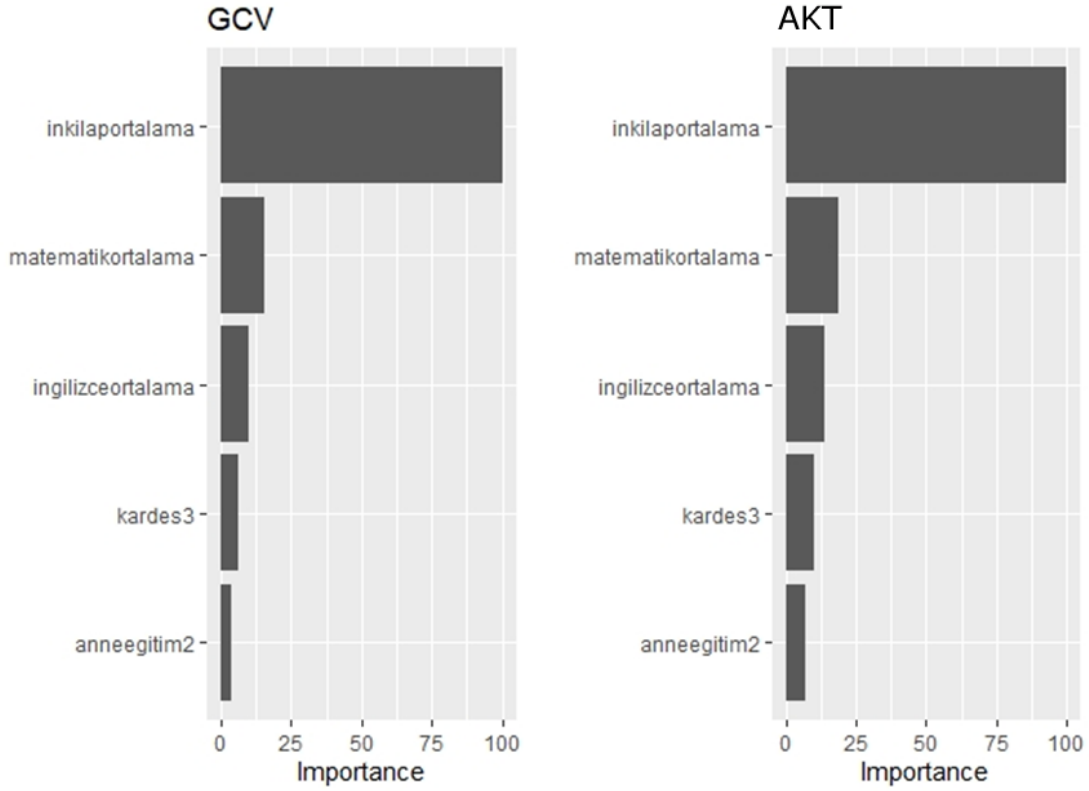
Şekil 3.4'te belirtildiği üzere artık değer incelemesi yapılmıştır. Burada artık olarak incelenebilecek 3 tane gözlem tespit edilmiştir. 13., 59. ve 19. gözlem değerleridir. Bu artıklar çalışmanın normallik varsayımını bozmadığı için çalışmadan çıkarılmamıştır. Şekil 3.5'te temel fonksiyonlara ait grafikler verilmiştir.



Şekil 3.5. Temel fonksiyonların grafiksel incelenmesi

Anlamli olan 5 deęişkene iliřkin düęüm noktaları Şekil 3.5'teki grafikler ile özetlenmiřtir. Şekil 3.5'te belirtildięi üzere kardeř sayısı 0,1 ve 2 iken; bu durum öęrencinin LGS puanını etkilememektedir. Kardeř sayısı 3 ve üzerine çıktıęı zaman, öęrencinin LGS puanı düşmektedir. Dolayısıyla kardeř sayısı 3 ve üzeri olduęu durum, LGS puanı üzerinde olumsuz etkiye sahiptir. Aynı zamanda anne eęitim düzeyi ortaokul olduęunda dięer eęitim düzeylerine göre LGS puanı üzerinde pozitif bir etkiye sahiptir. Matematik dersinin ortalama net sayısının LGS puanı üzerinde 2 tane kırılma noktası vardır. 5.936 deęerinde regresyon doęrusunun eęimi deęişmektedir. Matematik net sayısının 5.936'nın altında olması LGS puanını olumsuz etkilerken; bu sayının üstündeki net sayısı LGS puanını olumlu etkilemektedir. İnkılap tarihi ve Atatürkçülük dersindeki ortalama net sayısı 1.73'e kadar, LGS sınavını etkilemezken; 1.73'ün üzerine çıkıldıęında LGS sınavını pozitif etkilemektedir. İngilizce dersinin regresyon grafięi; İnkılap tarihi ve Atatürkçülük dersinin grafięine benzerlik göstermektedir. İngilizce dersindeki ortalama net sayısı 1.466'ya kadar, LGS sınavını etkilemezken; 1.466'nın üzerine çıkıldıęında LGS sınavını pozitif etkilemektedir.

Şekil 3.6'te anlamlı bulunan deęişkenlerin önem dereceleri *GCV* ve *AKT* kriterlerine göre verilmiřtir.



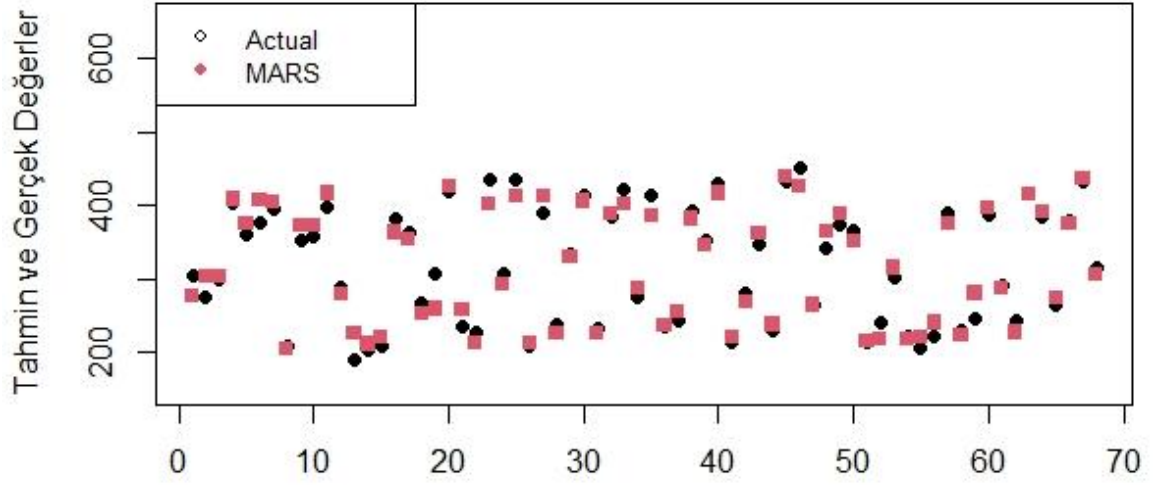
Şekil 3.6. *GCV* ve *AKT* temelli değişkenlerin önem dereceleri

Şekil 3.6’te hangi değişkenlerin önem dereceleriyle beraber daha anlamlı olduğu bulunmuştur. Bu durum *AKT* veya *GCV* değerleri üzerinden hesaplanmıştır. Sonuç itibariyle İnkılap tarihi ve Atatürkçülük dersinin ortalama net sayısı en önemli değişken olarak bulunmuştur. LGS puanı üzerinde önem derecesine göre değişkenlerin sıralaması sırasıyla aşağıdaki gibidir;

1. İnkılap tarihi ve Atatürkçülük dersi neti
2. Matematik dersi neti
3. İngilizce dersi neti
4. Kardeş sayısı
5. Anne eğitim düzeyidir.

Şekil 3.7’da MARS modelinin tahmin değerleri gerçek değerler ile karşılaştırılmıştır.





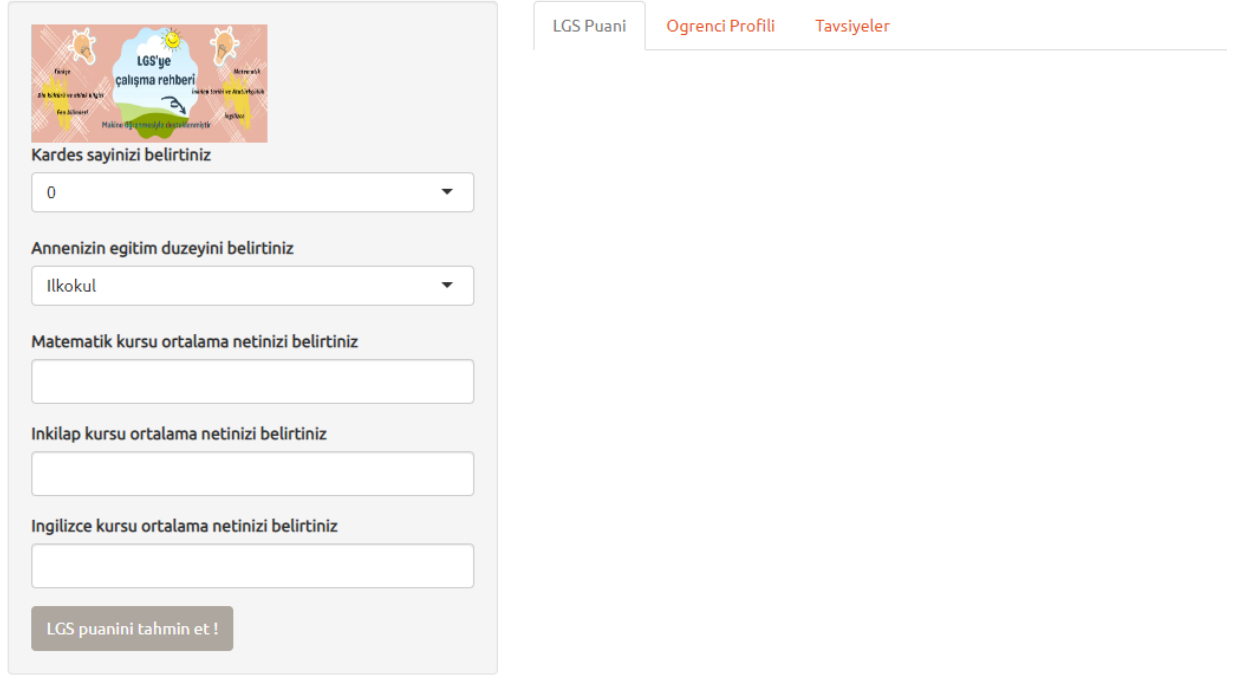
Şekil 3.7: MARS modelinin tahmin değerlerinin gerçek değerler ile karşılaştırılması.

Şekil 3.7’de belirtildiği üzere, kırmızı kareler mars modeli ile tahmin edilen değerleri, siyah noktalar gerçek değerleri belirtmektedir. MARS modeli ile yapılan tahmin değerleri gerçek değerlere oldukça yakındır. Bu da modelin ilgili veriyi modellemedeki başarısını gösterir.

#### 4. GELİŞTİRİLEN WEB PROGRAMI

Öğrencilerin LGS puanlarını tahmin etmek için web tabanlı, makine öğrenmesine dayalı bir program geliştirilmiştir. Uygulamanın geliştirilmesinde hızlı uygulama geliştirme modeli tercih edilmiştir. Kapsamı ve gereksinimi sınırlandırılan çalışmada, hızlı uygulama geliştirme modelinin tercih edilme sebepleri düşük maliyet, hızlı geliştirme ve teslim etme olarak belirtilebilir (Beynon, 1999). Çalışmanın geliştirilmesi R Shiny programında yapılmıştır. Program bulut tabanlı olup, işletim sisteminden ve web tarayıcılarından bağımsız çalışmaktadır. Geliştirilen web programına <https://beststat.shinyapps.io/lgspuan/> adresinden erişilebilmektedir.

Programın giriş ekranı Şekil 4.1’de paylaşılmıştır



Şekil 4.1: Programın giriş ekranı

Şekil 4.1’de belirtildiği üzere öğrenciden kardeş sayısı ve anne eğitim düzeyi ile birlikte deneme sınavlarından aldığı matematik, inkılap tarihi ve Atatürkçülük ile İngilizce ortalama net sayılarını girmesi istenmektedir. Bilgi girişi yapıldıktan sonra “LGS puanını tahmin et” düğmesine tıklandıktan sonra, makine öğrenmesine dayalı bir şekilde uygulama sonuç üretmektedir.

Kardeşi olmayan, anne eğitim seviyesi ilkököl, matematik dersi ortalama net sayısı 10, inkılap

tarihi ve Atatürkçülük dersi ortalama net sayısı ve İngilizce dersi ortalama net sayısı 5 olan öğrenci için çalışma ekranı Şekil 4.2’de belirtilmiştir.

LGS'ye çalışma rehberi

Kardes sayinizi belirtiniz

0

Annenizin eğitim düzeyini belirtiniz

İlkokul

Matematik kursu ortalama netinizi belirtiniz

10

İnkılap kursu ortalama netinizi belirtiniz

5

İngilizce kursu ortalama netinizi belirtiniz

5

LGS puanını tahmin et !

LGS Puanı Öğrenci Profili Tavsiyeler

Şekil 4.2: Web programının çalışma esnasındaki ekran görüntüsü

Kardeşi olmayan, anne eğitimi seviyesi ilkököl, sırasıyla matematik, inkılap tarihi ve Atatürkçülük ile İngilizce derslerinin ortalama neti 10, 5, 5 olan öğrenci için; Şekil 4.3'te belirtildiği üzere LGS Puanı sekmesinde hesaplanan LGS puanı 345.106'dır.

The screenshot shows the MARS model interface. On the left, there is a form with the following fields:

- Kardes sayinizi belirtiniz**: A dropdown menu with the value 0.
- Annenizin eğitim düzeyini belirtiniz**: A dropdown menu with the value İlkokul.
- Matematik kursu ortalama netinizi belirtiniz**: A text input field with the value 10.
- Inkılâp kursu ortalama netinizi belirtiniz**: A text input field with the value 5.
- İngilizce kursu ortalama netinizi belirtiniz**: A text input field with the value 5.

Below these fields is a button labeled "LGS puanını tahmin et!".

On the right, there is a navigation bar with three tabs: "LGS Puanı", "Öğrenci Profili", and "Tavsiyeler". The "LGS Puanı" tab is active, and it displays the text "Tahmin edilen LGS puanınız 345.106".

Şekil 4.3: MARS modeli ile tahmin edilen LGS puanı

Şekil 4.4'te kullanıcının girdiği bilgiler ile oluşturulan "Öğrenci Profili" sekmesi paylaşılmıştır.

The screenshot shows the MARS model interface with the "Öğrenci Profili" tab selected. The left side of the interface is identical to the previous screenshot, showing the input fields for student information. The right side of the interface displays a summary of the user's input data:

- Kardes sayısı:** 0
- Anne eğitim düzeyi:** İlkokul
- Matematik kurs ortalaması:** 10
- Inkılâp kurs ortalaması:** 5
- İngilizce kurs ortalaması:** 5

Şekil 4.4: "Öğrenci Profili" sekmesi

Şekil 4.5'te MARS modelinin düğüm noktaları dikkate alınarak oluşturulan "Tavsiyeler"

sekmesi yer almaktadır.

LGS Puanı    Ogrenci Profili    Tavsiyeler

Matematik dersine daha cok zaman ayirman gerekli !

**LGS'ye çalışma rehberi**

Kardes sayinizi belirtiniz

0

Annenizin egitim duzeyini belirtiniz

Ilkokul

Matematik kursu ortalama netinizi belirtiniz

3

Inkilap kursu ortalama netinizi belirtiniz

5

Ingilizce kursu ortalama netinizi belirtiniz

5

LGS puanini tahmin et !

Şekil 4.5: “Tavsiyeler” sekmesi

Geliştirilen web programında kayıtlı olan tavsiyeler, aşağıda listelenmiştir.

- Matematik dersine daha çok zaman ayırman gerekli!
- İnkılap dersine daha fazla çalışmamız lazım!
- İngilizce dersine daha fazla çalışmamız lazım!
- Matematik ve inkılap daha fazla çalış!
- Matematik ve İngilizce daha fazla çalış!
- İnkılap ve İngilizce daha fazla çalış!
- Olsun zamanımız var. Daha verimli çalışarak puanımızı yükseltebiliriz!
- Böyle devam!

Geliştirilen web uygulaması, kullanıcıdan alınan veriler doğrultusunda, makine öğrenmesine dayalı bir şekilde geliştirilen algoritma doğrultusunda, yukarıdaki önerileri kullanmaktadır.

## 5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Eğitim alanında elde edilen veri kümelerinin birbiriyle doğrusal bir ilişkide olmaması nedeni ile doğrusal ve parametrik olmayan tahmin yöntemlerinden MARS modelinin kullanılmasının uygun olacağı görülmüştür. Bu yöntem karmaşık haldeki verilerin içerisinde yer alan ilişkileri, optimal veri dönüşümleri ve karşılıklı etkileşimler ile değerlendirerek uygun regresyon modeli sunabilen bir yaklaşımdır. Bu avantajı sayesinde büyük veri kümelerinin karmaşık ilişkileri için kolayca regresyon modeli geliştirilebilmektedir.

MARS modeli bir taraftan hem açıklayıcı değişkenleri tek tek hem de değişkenlerin birbirleriyle olan etkileşimlerini değerlendirerek, bağımlı değişkeni açıklamaya çalışırken; diğer taraftan oluşturduğu temel fonksiyon ile oluşturulan modeli açıklamaya çalışır. Sonuç itibariyle oluşturulan MARS modeli hem açıklayıcı değişken için hem de değişkenler arası etkileşimler için belirtilen temel fonksiyonların doğrusal kombinasyonu olarak ifade edilebilir (Tunay, 2001)

Öğrencilerin LGS puanını tahmin etmek üzere makine öğrenmesine dayalı MARS modeli üzerine kurulu bir web uygulaması geliştirilmiştir. MARS modelinin tahmin performanslarının değerlendirilmesi için uyum iyiliği ölçütlerinden ( $GRSq$ ,  $R^2$ ,  $GCV$ ,  $RSS$ ) faydalanılmıştır. Kurulan MARS tahmin modelinde 7 terim kullanılmıştır. Bunlar: sabit terimle beraber, kardeş sayısı, anne eğitim düzeyi ile deneme sınavlarındaki matematik, İngilizce ve inkılap tarihi ve Atatürkçülük derslerindeki ortalama net sayısıdır. En düşük  $GCV$  (423.003) ve AKT (18817.430) temel alınarak hesaplanan  $GRSq$  (0.933) ve çapraz geçerlilik  $R^2$  (0.954) uyum iyiliği ölçütlerinin oldukça iyi sonuç verdiği gözlenmiştir.

Anne eğitim düzeyi ortaokul seviyesinde ise öğrenci başarısının arttığı gözlenmiştir (Anne eğitim seviye ortaokul olduğunda parametre tahmin değeri 13.728 olarak bulunmuştur.) Bu durum öğrencinin LGS başarısını pozitif olarak etkilemektedir. Bununla beraber anne eğitim seviyesi ilkokul, lise, üniversite veya yüksek lisans olduğunda öğrenci LGS başarısı etkilenmemektedir. Sosyolojik olarak durum şu şekilde yorumlanabilir: anne ilkokul mezunu olduğunda muhtemelen ilgili öğretim faaliyetine katılmıyor, ailesinde okuryazar oranı çok düşük veya aile içinde öğretime gereken önem verilmemiştir. Ortaokul mezunu anneler içinse durum şu şekilde yorumlanabilir, kendi hedefine ulaşamamış anne, çocuğunun öğrenimine destek vererek çocuğunun hedeflerine ulaşmasına olumlu katkı sağlayabilmektedir. Bunun için de çocuğunun

üzerinde olumlu etkiye sahiptir. Yani çocuğunun ödevlerini veya kurslarını takip ediyor, onu motive ediyor şeklinde değerlendirilebilir. Lise, üniversite ve yüksek lisans mezunu anneler ise iş hayatında çok fazla yer almaktadırlar (Keskin, 2018). İş hayatında fazla yer aldığı için öğrencisini takip etmekte güçlük yaşayabilmektedirler. Bu yüzden çocuklarının eğitimine gereken önemi gösteremiyor olabilirler. Çünkü kendileri iş hayatında çok yer aldıkları için mesailerini daha çok iş hayatına ayırmaktadırlar. Çocukla geçirdikleri mesai daha az olmaktadır. Bu durum ise öğrencinin başarısını belirgin bir şekilde olumlu etkilememektedir.

Bu çalışma kapsamında geliştirilen MARS modelinde, kardeş sayısı 3 ve üzeri iken parametre tahmin değeri  $-16.241$  olarak bulunmuştur. Kardeş sayısı 3 ve üzeri olduğu durumda öğrenci başarısı olumsuz etkilenmektedir. Bu durum beklendik bir sonuçtur. Çünkü kardeş sayısının fazla olmasından dolayı kalabalık bir ortamda, yeteri kadar uygun bir ortam bulunmadığı için öğrencin başarısının düşmesi beklendik bir sonuçtur.

İnkılap tarihi ve Atatürkçülük dersindeki başarının öğrenci LGS başarı puanını olumlu etkilediği tespit edilmiştir ( $\max(0, \text{İnkılap Tarihi ve Atatürkçülük ortalama} - 1.730)$  fonksiyonu için parametre tahmin değeri  $9.610$  bulunmuştur.) Bu sonuç, Gençtürk (2001)'ün lise düzeyinde öğrencilerin diploma notunu etkileyen faktörler üzerine yaptığı çalışmayı desteklemektedir. Elde edilen bulgulara göre, LGS başarısını olumlu etkilemek için deneme sınavlarında İnkılap tarihi ve Atatürkçülük dersindeki net sayısının en az  $1.73$  değerinden yukarıda olması gerekmektedir.

İngilizce dersindeki başarının öğrenci LGS başarı puanını olumlu etkilediği tespit edilmiştir. ( $\max(0, \text{İngilizce ortalama} - 1.466)$  fonksiyonu için parametre tahmin değeri  $5.504$  bulunmuştur.) Bu sonuç, İngilizce dersi başarının, öğrencilerin akademik başarılarını olumlu etkilediği Baş ve Beyhan (2012)'ın ve Kazazoğlu (2013)'nün çalışmalarını desteklemektedir. Elde edilen bulgulara göre, LGS başarısını olumlu etkilemek için deneme sınavlarında İngilizce dersindeki net sayısının en az  $5.504$  değerinden yukarıda olması gerekmektedir.

Matematik dersinin LGS başarısını iki yönde etkilediği tespit edilmiştir. Deneme sınavlarındaki matematik net sayısı  $5.936$ 'nın altında olduğu zaman LGS puanını olumsuz etkilemektedir ( $\max(0, 5.936 - \text{Matematik ortalama})$  fonksiyonu için parametre tahmin değeri  $-11.965$ 'tir). Matematik dersindeki net sayısı  $5.936$ 'nın üzerinde olduğunda ise LGS başarısı olumlu etkilenmektedir ( $\max(0, \text{matematik ortalama} - 5.936)$  fonksiyonu için parametre tahmin değeri

4.060'tır). Bu sonuç, matematik başarısı ile öğrencinin diğer derslerdeki problem çözme becerisi ve başarısı arasında anlamlı ve pozitif bir etki olduğunu destekleyen çalışmaları desteklemektedir (Özsoy, 2005; Şentürk, 2010). Bu sonuç ile matematik dersinde hiç soru çözmemenin bile LGS başarısını olumsuz etkilediği yorumu yapılabilir.

Literatürdeki çalışmalardan farklı olarak, bu çalışmada, makine öğrenmesi ile öğrencilerin LGS puanlarını tahmin etmek amacıyla MARS modeli kullanılarak yeni tahmin denklemleri geliştirilmiştir. Çalışma sonucunda geliştirilen makine öğrenmesine dayalı web uygulaması, interaktif bir şekilde kullanılabilir halde yayınlanmıştır.

Çalışma tek bir okul ile sınırlı olduğu için, elde edilen bulgular çalışma yapılan okul ile sınırlı kalmıştır. Öğrenciler için, web uygulamasının tavsiyeler tablosunda yer alan öneriler, konu uzmanları ile beraber çalışma yapılarak geliştirilebilir.

Çalışma sonucunda elde edilen sonuçlar, MARS modelinin ortaokul öğrencilerinin LGS puanlarını tahmin etmede kullanılacak önemli bir seçenek olabileceğini göstermiştir.



## KAYNAKLAR

- Akgün, E., Salman, Y. B., Ayvaz, S., ve Karadeniz, Ş. (2020). Makine Öğrenmesi ile Tahmin: Akademik Başarı Örneği. *Eğitimde Yapay Zeka: Kuramdan Uygulamaya*. Pegem A Yayıncılık, Ankara, s. 283-304.
- Albayrak, A. S., ve Yılmaz, S. K. (2009). Veri Madenciliği: Karar Ağacı Algoritmaları ve İMKB Verileri Üzerine Bir Uygulama. *Suleyman Demirel University Journal of Faculty of Economics & Administrative Sciences*, 14(1): 31-52.
- Argüden, Y. (2008). Veri madenciliği: Veriden bilgiye, masraftan değere. Arge Danışmanlık, İstanbul.
- Arzu, A. R., ve Onder, H. (2013). Farklı veri yapılarında kullanılacak regresyon yöntemleri. *Anadolu Tarım Bilimleri Dergisi*, 28, s. 168–174.
- Aydoğan, M., ve Karcı, A. (2018). Meslek Yüksekokulu Öğrencilerinin Başarı Performanslarının Makine Öğrenmesi Yöntemleri ile Analizi. 2. *International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies*. 19-20-21 Ekim 2018, Ankara
- Bağcı, B., ve Hoş, S. (2021). Türkiye’de Ekonomik Büyümenin Makroekonomik Göstergeler İle İlişkisi: MARS Modeli. *Ekonomi İşletme ve Maliye Araştırmaları Dergisi*, 3 (2): 193-202
- Banks, D. L. (2001). Exploratory Data Analysis: Multivariate Approaches (Nonparametric Regression). *International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences*. Elsevier, Amsterdam, s. 5164-5169.
- Baş, G., ve Beyhan, Ö. (2012). İngilizce Dersinde Yansıtıcı Düşünme Etkinliklerinin Öğrencilerin Akademik Başarılarına ve Derse Yönelik Tutumlarına Etkisi. *Amasya Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 1(2): 128-142.
- Bayrak, F., ve Yurdugül, H. (2015). E-Değerlendirme ve Dönüt. *The Turkish Online Journal of Educational Technology*, 449-465.
- Beynon-Davies, P. (1999). Rapid Application Development (RAD): An Empirical Review. *European Journal of Information Systems*. 8(3): 211-223.
- Briand, L., Freimut, B., ve Vollei, F. (2004). Using multiple adaptive regression splines to support decision making in code inspections. *Journal of Systems and Software*, 73(2): s. 205-217.
- Chou, S. M., Lee, T. S., Shao, Y. E., ve Chen, I. F. (2004). Mining the breast cancer pattern using artificial neural networks and multivariate adaptive regression splines. *Expert Systems*, s.133-142.
- Çelik, Ş., Şengül, T., Şengül, A. Y., ve Hakan, İ. (2018). Tüketici fiyat indeksini etkileyen bitkisel ve hayvansal üretim değerlerinin çok değişkenli uyarlanabilir regresyon uzanımları ile incelenmesi: Türkiye örneği. *Journal of Awareness*, s. 399–408.
- Ekrem, Ö., Salman, O. K., Aksoy, B., ve İnan, S. A. (2020). Yapay zeka yöntemleri kullanılarak

- kalp hastalığının tespiti. *Mühendislik Bilimleri ve Tasarım Dergisi*, 8: 241–254.
- Everingham, Y., ve Sexton, J. (2011). An introduction to Multivariate Adaptive Regression Splines for the cane industry. *33rd Annual Conference of the Australian Society of Sugar Cane Technologists*. Mackay.
- Eyduran, E., Akın, M., ve Peral Eyduran, S. (2019). Application of Multivariate Adaptive Regression Splines in Agricultural Sciences through R Software. Nobel Bilimsel Eserleri, İstanbul
- Ferreruela, I. C. (2008). Explaining Patterns of Broadband Development in OECD Countries. *Handbook of Research on Global Diffusion of Broadband Data Transmission*. Information Science Reference, Londra, s. 756-774.
- Friedman, J. H. (1991). Multivariate Adaptive Regression Splines. *The Annals of Statistics*. 19(1): 1-67
- Friedman, J. H. (1993). Fast MARS. Technical Report., Department of Statistics. Stanford University, Stanford.
- Gençtürk, Ö. (2001). Meslek ve Anadolu Meslek Liselerinde Öğrenci Başarısını Etkileyen Faktörler. Yüksek Lisans Tezi, Marmara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Gök, M. (2017). Makine Öğrenmesi Yöntemleri ile Akademik Başarının Tahmin Edilmesi. *Gazi University Journal of Science Part C: Design and Technology*, 5 (3): 139-148.
- Hastie, T., Tibshirani, R., ve Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning: Data mining, inference, and prediction*. Springer, New York,
- Hill, T., ve Lewicki, P. (2006). *Statistics: methods and applications: a comprehensive reference for science, industry, and data mining*. StatSoft Inc, Tulsa.
- Kartal, M., Depren, S. K., ve Depren, Ö. (2018). Türkiye’de Döviz Kurlarını Etkileyen Makroekonomik Göstergelerin Belirlenmesi: MARS Yöntemi İle Bir İnceleme. *MANAS Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 7: 209-229.
- Kazazoğlu, S. (2013). Türkçe ve İngilizce derslerine yönelik tutumun akademik başarıya etkisi. *Eğitim ve Bilim*, 38(170): 295-306.
- Keskin, S. (2018). Türkiye’de Eğitim Düzeyine Göre Kadınların İş Hayatındaki Yeri. *Kadın Araştırmaları Dergisi*, (17): 1-30
- Kılıç, S. (2013). Doğrusal regresyon analizi. *Journal of Mood Disorders*, 3: 90–92.
- Kolyshkina, I., Wong, S., ve Lim, S. (2004). Enhancing Generalised Linear models with Data Mining. *Casualty Actuarial Society Discussion Paper Program Casualty Actuarial Society*, 279-290.
- Leathwick, J., Elith, J., ve Hastie, T. (2006). Comparative performance of generalized additive models and multi-variate adaptive regression splines for statistical modelling of species distributions. *Ecological modelling*, 199(2): 188-196.

- Leblanch, M., ve Tibshirani, R. (1994). Adaptive Principle Surfaces. *Journal of the American Statistical Association*, 89(425): 53-64.
- Mukhopadhyay, A., ve Iqbal, A. (2009). Prediction of mechanical property of steel strips using multivariate adaptive regression splines. *Journal of Applied Statistics*, 36 (1): 1-9.
- Muñoz, J., ve Felicísimo, M. Á. (2004). Comparison of statistical methods commonly used in predictive modelling. *Journal of Vegetation Science*, 15: 285-292.
- Nacar, S., Betül, M. E., ve Bayram, A. (2020). Günlük Çözünmüş Oksijen Konsantrasyonunun Çok Değişkenli Uyarlanabilir Regresyon Eğrileri İle Tahmin Edilmesi. *Uludağ University Journal of The Faculty of Engineering*, 25(3), 1479-1498.
- Nisbet, R., Elder, J., ve Miner, G. (2009). *Handbook of statistical analysis and data mining applications*. Academic press.
- Olecka, A. (2007). Beyond Classification: Challenges of Data Mining for Credit Scoring. Z. X., & D. I. *Knowledge Discovery and Data Mining: Challenges and Realities* (s. 139-161). Hershey PA: Information Science Reference.
- Orhan, H., Teke, E. Ç., ve Karcı, Z. (2018). Laktasyon Eğrileri Modellemesinde Çok Değişkenli Uyarlanabilir Reg-resyon Eğrileri (Mars) Yönteminin Uygulanması. *Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Tarım ve Doğa Dergisi*, 21(3): 363-373.
- Özfallı, Y. (2008). Çok Değişkenli Uyarlanabilir Regresyon Kesitleri: Mars. Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- Özsoy, G. (2005). Problem Çözme Becerisi İle Matematik Başarısı Arasındaki İlişki. *Gazi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 25(3): 179-190.
- Put, R., Xu, Q. S., Massart, D. L., ve Vander Heyden, Y. (2004). Multivariate adaptive regression splines (MARS) in chromatographic quantitative structure–retention relationship studies. *Journal of Chromatography A*, 1055: 11–19.
- Sabancı, D. (2019). Rastgele Orman Yaklaşımı Kullanılarak Çok Değişkenli Uyumlu Regresyon Şeritlerinde Model Seçimi. Doktora Tezi, Ondokuz Mayıs Üniversitesi, İstatistik Anabilim Dalı, Samsun.
- Savaş, S., Topaloğlu, N., ve YILMAZ, M. (2012). Veri madenciliği ve Türkiye’deki uygulama örnekleri. *İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 11, 1–23.
- Sevimli, Y. (2009). Çok Değişkenli Uyarlanabilir Regresyon Uzanımlarının Bir Split-Mouth Çalışmasında Uygulanması. Yüksek Lisans Tezi, Marmara Üniversitesi, Biyoistatistik Anabilim Dalı, İstanbul.
- Simpson, L. P. (2016). Perception of examsoft feedback reports as autonomy-support for learners. Doktora Tezi, Morehead State University, Eğitim Bilimleri, Kentucky.
- Strickland, J. (2015). *Predictive Analytics Using R*. Morrisville, North Carolina, ABD: Lulu Press.

- Şahinler, S. (2000). En küçük kareler yöntemi ile doğrusal regresyon modeli oluşturmanın temel prensipleri. *Mustafa Kemal Üniversitesi Ziraat Fakültesi Dergisi*, 5: 57–73.
- Şentürk, B. (2010). İlköğretim Beşinci Sınıf Öğrencilerinin Genel Başarıları, Matematik Başarıları, Matematik Dersine Yönelik Tutumları ve Matematik Kaygıları Arasındaki İlişki. Yüksek Lisans Tezi, Afyon Kocatepe Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Afyon.
- Şevgin, H. (2020). ABİDE 2016 fen başarısının yordanmasında MARS ve BRT veri madenciliği yöntemlerinin karşılaştırılması. Doktora Tezi, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- Temel, G. O., Ankaralı, H., ve Yazıcı, A. C. (2005). Regresyon Modellerine Alternatif Bir Yaklaşım: MARS, s. 105-123. Bursa.
- Tosun, F. (2021). Veri Madenciliği İle Çok Değişkenli Uyarlanabilir Regresyon Eğrileri (MARS Modellemesi) Yönteminin Uygulanması. Yüksek Lisans Tezi, Harran Üniversitesi, Zootekni Anabilim Dalı, Şanlıurfa.
- Tunay, K. B. (2001). Türkiye’de Paranın Gelir Dolaşım Hızlarının MARS yöntemiyle tahmini. *METU Studies in Development*, 1-23.
- Tunay, K. B. (2010). Bankacılık Krizleri ve Erken Uyarı Sistemleri: Türk Bankacılık Sektörü İçin Bir Model Önerisi. *BDDK Bankacılık ve Finansal Piyasalar Dergisi*, 4, 9–46.
- Tunay, K. B. (2011). Türkiye’de Durgunlukların MARS Yöntemi ile Tahmini ve Kestirimi. *Marmara Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 30, 71–91.
- Xu, Q. S., Daeyaert, F., Lewi, P. J., ve Massart, D. L. (2006). Studies of relationship between biological activities and HIV Reverse Transcriptase Inhibitors by Multivariate Adaptive Regression Splines with Curds and Whey. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 82: 24-30.
- Yang, C. C., Prasher, S., Lacroix, R., ve Kim, S. (2003). A multivariate adaptive regression splines model for simulation of pesticide transport in soils. *Biosystems Engineering*, 86 (1): 9–15.
- Zakeri, F. A. (2010). Multivariate adaptive regression splines models for the prediction of energy expenditure in children and adolescents. *Journal of Applied Physiology*, 108:128-136.
- Zhang, W., ve Goh, A. T. (2016). Multivariate adaptive regression splines and neural network models for prediction of pile drivability. *Geoscience Frontiers*, 7(1): 45-52.

# EKLER

## EK 1: Kastamonu Valiliği Oluru



T.C.  
KASTAMONU VALİLİĞİ  
İl Millî Eğitim Müdürlüğü

Sayı : E-75048956-44-27613648  
Konu : Araştırma İzni (Ekrem GÜLCÜOĞLU)

02/07/2021

### VALİLİK MAKAMINA

İlgi: a) Milli Eğitim Bakanlığı Yenilik ve Eğitim Teknolojileri Genel Müdürlüğü'nün 21/01/2020 tarihli ve 1563890 (Genelge No:2020/2) sayılı emirleri.  
b) Bartın Üniversitesinin E-44030360-302.08.01 sayılı yazısı.

Bartın Üniversitesinin ilgi (b) tarih ve sayılı yazısına istinaden Bartın Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Bilişim Sistemleri ve Teknolojileri Anabilim Dalı tezli yüksek lisans programı öğrencisi Ekrem GÜLCÜOĞLU'nun hazırlamış olduğu "Ortaokul Seviyesindeki Öğrenci Performanslarının MARS Modeli İle İncelenmesi" konulu araştırma çalışmasını Müdürlüğümüze bağlı resmi okullardaki öğrencilere uygulaması ile ilgili İnceleme ve Değerlendirme Komisyon Kararı ilişikte sunulmuştur.

Bartın Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Bilişim Sistemleri ve Teknolojileri Anabilim Dalı tezli yüksek lisans programı öğrencisi Ekrem GÜLCÜOĞLU'nun hazırlamış olduğu "Ortaokul Seviyesindeki Öğrenci Performanslarının MARS Modeli İle İncelenmesi" konulu araştırma çalışmasını Müdürlüğümüze bağlı resmi okullardaki öğrencilere 2020-2021 eğitim öğretim yılında gönüllülük esasına göre kurumun eğitim-öğretim faaliyetlerini aksatmadan uygulaması ve sonuçlarının değerlendirilmesi Müdürlüğümüze uygun görülmektedir.

Makamınızca da uygun görüldüğü takdirde olurlarımıza arz ederim.

Cengiz BAHÇACIOĞLU  
İl Millî Eğitim Müdürü

OLUR  
Ünal KILIÇARSLAN  
Vali a.  
Vali Yardımcısı

**Bu belge güvenli elektronik imza ile imzalanmıştır.**

Adres : Sıraçlar Mahallesi Buyandır Sokak No 8 Posta Kodu 37100  
Merkez Kastamonu  
Telefon No : 0 (366) 214 10 01  
E-Posta: bilgisayar37@meb.gov.tr  
Kop Adresi : meb@ha01.kop.tr

Belge Doğrulama Adresi : <https://www.turkiye.gov.tr/meb-ebvs>  
Bilgi için: Enis YILMAZ  
Unvan : Veri Hazırlama ve Kontrol İşletmeni  
İnternet Adresi: [kastamonu.meb.gov.tr](http://kastamonu.meb.gov.tr) Faks:366212218

Bu evrak güvenli elektronik imza ile imzalanmıştır. <http://evraksorgu.meb.gov.tr> adresinden **fb0c-cc5a-3855-957a-cd7e** kodu ile teyit edilebilir.

## EK 2: Etik Kurulu İzni



T.C.  
BARTIN ÜNİVERSİTESİ REKTÖRLÜĞÜ  
Sosyal ve Beşeri Bilimler Etik Kurulu



Sayı : E-23688910-050.01.04-2100039714  
Konu : Sosyal ve Beşeri Bilimleri Etik  
Kurulu Onay Belgesi

18.05.2021

Protokol No:	2021-SBB-0228
Araştırmanın Başlığı:	ORTAOKUL SEVİYESİNDEKİ ÖĞRENCİ PERFORMANSLARININ MARS MODELİ İLE İNCELENMESİ
Proje Yürütücüsü:	Ekrem GÜLCÜOĞLU
Başvuru Formunun Geliş Tarihi:	23.04.2021
Karar Tarihi:	07.05.2021
Toplantı No:	7

Başvuru dosyasında etik sorun oluşturabilecek sorular/maddeler, süreçler ya da unsurlar bulunmadığından 07.05.2021 tarihli ve 7 numaralı toplantıda 2021-SBB-0228 numaralı başvuruya araştırma için ETİK KURUL ONAY belgesinin verilmesine oy birliği ile karar verilmiştir.

Prof. Dr. Aslı YAZICI  
Kurul Başkanı

Doç. Dr. Ayşe Derya IŞIK  
Başkan yardımcısı

Dr. Öğr. Üyesi Emine GENÇ  
Üye

Dr. Öğr. Üyesi Emel GENÇ  
Üye

Dr. Öğr. Üyesi İlknur DOLU  
Üye

Dr. Öğr. Üyesi Veysel  
GENGİL  
Üye

Dr. Öğr. Üyesi Hasan Basri  
KANSIZOĞLU  
Üye

Belge Doğrulama Kodu: 3ECFETP

**Bu belge, güvenli elektronik imza ile imzalanmıştır.**

Belge Takip Adresi: <http://sbys.bartin.edu.tr/ERMS/Record/ConfirmationPage/Index>

Adres: Ağdacı Mahallesi Fakihte Caddesi No 54 Bartın

Bilgi için :

Aslı Yazıcı  
Kurul Başkanı

Telefon No: (0 378) 2235500

Faks No: (0 378) 2235042

Telefon No:

(0 378) 2235360

e-Posta:

İnternet Adresi: <http://www.bartin.edu.tr/>

Keş Adresi: [bartinuniversitesi@ho1.kep.tr](mailto:bartinuniversitesi@ho1.kep.tr)



### EK 3: Veli Onay Formu

## VELİ ONAY FORMU

Sayın Veliler, Sevgili Anne-Babalar,

Bartın Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilişim Sistemleri ve Teknolojileri Anabilim Dalı'nda yüksek lisans öğrencisiyim. "ORTAOKUL SEVİYESİNDEKİ ÖĞRENCİ PERFORMANSLARININ MARS MODELİ İLE İNCELENMESİ" başlıklı yüksek lisans çalışmam için, çocuklarınızın aşağıdaki anketi doldurmasına ihtiyaç duymaktayız.

Çocuğunuzun cevaplayacağı soruların onun psikolojik gelişimine olumsuz etkisi olmayacağından emin olabilirsiniz. Araştırmaya katılım gönüllülük esasına dayanmaktadır. Araştırmadan çocuğunuz istediği zaman çekilebilecektir. Bu durum size ve çocuğunuza hiçbir sorumluluk getirmeyecektir. Ankette sorulan sorulara verilecek cevaplar, çalışmada yer alan araştırmacılar dışında kimseyle paylaşılmayacaktır. Araştırma sonuçları eğitim ve bilimsel amaçlar için kullanılacaktır. Araştırmanın tüm süreçlerinde kişisel bilgiler özenle korunacaktır.

Bu çalışmada aşağıda verilen anket sonuçları ve e-değerlendirme sistemi aracılığıyla elde edilen verileri analiz ettikten sonra pedagojik sonuçları üzerinde değerlendirme yapıp; geliştirilen modelin etkinliğini test eden bir deneysel çalışma üzerinde araştırma gerçekleştirmeyi hedefliyoruz.

Araştırma sonrası elde edilen bulgular ile, öğrenciler başarı durumlarını anlık görüntüleyebilecekler ve sistemdeki kayıtlı bilgiler üzerinde araştırma yapılan model doğrultusunda öğrencilere öneriler sunulacaktır.

Araştırmayla ilgili sorularınızı veli onay formunu imzalamadan önce veya imzaladıktan sonra aşağıdaki e-posta adresini veya telefon numarasını kullanarak bize yöneltebilirsiniz.

Araştırmaya velisi olduğunuz çocuğunuzun katılmasına onay veriyorsanız, lütfen aşağıdaki "velinin imzası" kısmını imzalayınız.

**Bu çalışmaya velisi olduğum çocuğumun tamamen gönüllü olarak katılmasına onay veriyorum. Çocuğumun istediği zaman çalışmadan çıkabileceğini biliyorum. Çocuğumun verdiği bilgilerin eğitim ve bilimsel amaçlı yayımlarda kullanılmasına onay veriyorum.**

Velinin adı, soyadı:

Çocuğun adı, soyadı

Velinin imzası:

Tarih:

**Araştırmacılar**

Tez Öğrencisi: Ekrem GÜLCÜOĞLU

Danışman: Dr. Gökçen ALTUN

Adres: Bartın Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü

Bilişim Sistemleri ve Teknolojileri Anabilim Dalı Bartın

Telefon: 532 705 1453

E-posta: [mehterli@gmail.com](mailto:mehterli@gmail.com)

## EK 4: Öğrenci Anketi

### ÖĞRENCİ ANKETİ

Ad Soyad: \_\_\_\_\_

Okul: \_\_\_\_\_

Sınıf: \_\_\_\_\_

Okul numarası: \_\_\_\_\_

Bu çalışma sizin ders performanslarınızı etkileyen faktörleri belirlemek amacıyla yürütülmektedir. Formdaki sorulara doğru bir şekilde cevap vermeniz çalışmanın geçerliliği açısından önemlidir. Bu formda, siz, aileniz, eviniz ve okulunuz hakkında sorular bulacaksınız. Lütfen her soruyu dikkatle okuyunuz ve olabildiğince gerçeğe uygun yanıtlar vermeye çalışınız. Verdiğiniz yanıtlar diğer öğrencilerin yanıtlarıyla birleştirilecek, yanıtlayıcıların kimlikleriyle ilgili bilgi edinilmeyecek, yanıtlarınız saklı tutulacaktır.

Bu çalışmaya katıldığınız için teşekkür ederiz.

Ekrem Gülcüoğlu

#### 1. Cinsiyetiniz

Kız  Erkek

#### 2. Kardeş sayısı

Yok  1  2  3 ve üzeri

#### 3. Anne ve babanızın eğitim durumu nedir?

Eğitim durumu	Anne	Baba
Okuma yazma bilmiyor		
İlkokul		
Ortaokul		
Lise		
Üniversite		
Yüksek lisans		
Doktora		

#### 4. Okul dışında sosyal aktivitelere katılıyor musunuz? (spor, bağ-bahçe aktiviteleri, müzik, gezi, sanat kursları vb.)

Evet  Bazen  Hayır

#### 5. Ne kadar sıklıkla kitap okursunuz?

Hiç  Nadiren  Çoğu zaman



6. Evinizde size ait bir oda var mı?  
 Evet  Hayır
7. Evinizde bilgisayar/tablet var mı?  
 Evet  Hayır
8. Kendinize ait cep telefonunuz var mı?  
 Evet  Hayır
9. Bugüne kadar hiç sınıf tekrarı yaptınız mı?  
 Evet  Hayır
10. Okul dışında dersleriniz ile ilgili bir öğretmen ya da kurumdan akademik destek alıyor musunuz?  
 Evet  Hayır
11. Bir önceki soruya cevabınız evet ise ne tür bir destek alıyorsunuz?  
 Bir öğretmenden bire bir özel ders alıyorum  
 Küçük gruplar halinde özel ders alıyorum  
 Etüt merkezinde ders alıyorum

## ÖZGEÇMİŞ

