



Determination of the Effect of Some Properties on Egg Yield with Regression Analysis Method Bagging Mars and R Application

Demet Canga^{1,a}, Mustafa Boğa^{1,b,*}

¹Bor Vocational School, Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi, 51700 Bor/Niğde, Turkey

*Corresponding author

ARTICLE INFO	ABSTRACT
<p><i>Research Article</i></p> <p>Received : 28/03/2020 Accepted : 13/05/2020</p> <p>Keywords: Bagging MARS Bootstrap Aggregating Lohman breed Temperature Egg yield</p>	<p>In the study, it has been demonstrated its use for a data set obtained from layer hens in a hybrid approach obtained by combining BAGGING and MARS. In the study, the data of 2018 of the egg production enterprise in a private livestock enterprise in the Çukurova Region of Adana province were used. In the research, a data set obtained from Lohman breed chickens, who are at an average age of 60 weeks, was used. Earth (enhanced adaptive regression through hinges) and caret (classification and regression training), mda (Mixture Discriminant Analysis) packages were used in R STUDIO program to provide a stronger solution of regression problems in the created MARS and Bagging MARS algorithm. The estimation performance of the bagging MARS technique was evaluated with the goodness of fit criteria by taking the B value of the bootstrap sample number 3. In the study, the effect of temperature and humidity on egg yield, broken / cracked eggs, number of dead animals and feed consumption was investigated using MARS and bagging MARS analysis. While the effect of evening temperature(t3) on egg yield was found to be significant, it was not included in the estimation equation since morning (t1) and noon(t2) temperatures did not have a significant effect. Since the number of broken / cracked eggs and dead animals is less than 5 weeks, these variables are not included in the estimation equation in MARS and Bagging MARS models. It has been observed that feed consumption has a positive contribution in both models.</p>

Türk Tarım – Gıda Bilim ve Teknoloji Dergisi, 8(8): 1705-1712, 2020

Yumurta Verimi Üzerine Bazı Özelliklerin Etkisinin Regresyon Analiz Yöntemlerinden Bagging Mars ile Belirlenmesi ve R Uygulaması

MAKALE BİLGİSİ	ÖZ
<p><i>Araştırma Makalesi</i></p> <p>Geliş : 28/03/2020 Kabul : 13/05/2020</p> <p>Anahtar Kelimeler: Bagging MARS Yeniden örnekleme Lohman ırkı Sıcaklık Yumurta verimi</p>	<p>Çalışmada, BAGGING ile MARS birleştirilerek elde edilen hibrid bir yaklaşımın yumurta tavuklarından elde edilen bir veri setinde sıcaklık ve nemin yumurta verimi, kırık/çatlak yumurta, ölen hayvan sayısı ve yem tüketimi üzerine etkisinin olup olmadığı test edilmiştir. Çalışmada Adana ili Çukurova Bölgesinde bulunan özel bir hayvancılık işletmesinden 2018 yılına ait yumurta üretim işletmesinden elde edilen veriler kullanılmıştır. Araştırmada, ortalama 60 haftalık yaşta olan Lohman ırkı tavuklardan elde edilen veri seti kullanılmıştır. Oluşan MARS ve Bagging MARS algoritmasında regresyon problemlerinin daha güçlü bir çözümünü sunmak için R STUDIO programındaki earth (<i>enhanced adaptive regression through hinges</i>) ve caret (<i>classification and regression training</i>), mda (<i>Mixture Discriminant Analysis</i>) paketleri kullanılmıştır. Bagging MARS tekniğinin tahmin performansı, bootstrap örnek sayısı olan B değeri 3 alınarak uyum iyiliği kriterleri ile değerlendirilmiştir. Çalışmada, MARS ve bagging MARS analizi kullanarak sıcaklık ve nemin yumurta verimi, kırık/çatlak yumurta, ölen hayvan sayısı ve yem tüketimi üzerine etkisi araştırılmıştır. Yumurta verimi üzerine, akşam sıcaklığının(t3) etkisinin olduğu fakat sabah(t1) ve öğle(t2) sıcaklıklarının ise etkisinin olmadığı belirtilmiştir. Kırık/çatlak yumurta ve ölen hayvan hayvan sayısı 5 den az/ hafta olmasından dolayı, MARS ve Bagging MARS modellerinde bu değişkenlere tahmin denkleminde yer verilmemiştir. Yem tüketiminin ise, her iki modelde de pozitif bir katkısının olduğu görülmüştür.</p>

^a demetcng@gmail.com

^{ID} <https://orcid.org/0000-0002-2845-4528>

^b mboga@nigde.edu.tr

^{ID} <https://orcid.org/0000-0003-3319-7084>



This work is licensed under Creative Commons Attribution 4.0 International License

Giriş

Hayvancılıkta yumurta, et ve süt gibi hayvansal ürünlerin verimini etkileyen faktörlerin, doğru bir şekilde tanımlanması ve bu ürünlerin geliştirilmesi açısından oldukça önemli olmaktadır. Bahsedilen özelliklerin doğru şekilde belirlenerek uygun seçim teknikleri geliştirilmesi etkili istatistiksel metotları kullanarak sağlanabileceği belirtilmektedir (Mendeş ve Akkartal, 2009; Koç ve ark., 2017). Yumurta verimini etkileyen birçok faktör bulunmaktadır. Bunlar öncelikle hayvanın genetik potansiyeli ve bakım ve beslemeyi içine alan çevresel faktörler olarak ikiye ayrılmaktadır. Çevresel faktörlerde besleme, sıcaklık, hayvanın yaşı, canlı ağırlığı ve fizyolojik dengesine bağlı olarak değişim göstermektedir. Benzer olarak, Ekinci (2010) genetik yapı, hayvanın yaşı ve canlı ağırlığı, hayvanın fizyolojik-hormonal dengesi ve çevreye bağlı etmenler olarak özetlemişlerdir. Çevreye bağlı etmenlerden önemlisinin ise yumurta tavukçuluğunda karlılığın en önemli unsuru hayvanların dengeli beslenmesi olduğunu belirtmişlerdir. Çevre sıcaklığının ise optimal olarak kabul edilen 15-24°C'lik kümes sıcaklığının altında ve üstünde verim kayıplarının olduğunu belirtmişlerdir.

Çevre sıcaklığı, nemi ve diğer iklimsel çevresel faktörlerin verimi, maksimum düzeye çıkaracak yemleme programını etkileyen faktörler olduğundan bahsetmişlerdir. Daha sonra aydınlatma, ışık etkisi, hastalıkların etkisi ve sürü yönetimi ve barındırma olarak sıralamışlardır (Kutlu, 2009).

Kutlu ve ark. (1996), sıcaklık stresinin, ticari yumurta tavukçuluğunda verimi etkileyen en önemli faktörlerden olduğunu belirtmişlerdir. Araştırmada sıcaklık stresine maruz kalan tavuklarda yem tüketiminin azaldığını ve bunun bir sonucu olarak tavuklar optimum performansını sağlayacak kadar besin maddesi tüketemediğinden yumurta veriminin düşeceğinden bahsetmişlerdir.

Bu araştırmada istatistiksel metotlar içerisinde en iyi tahmini gerçekleştiren MARS (Multivariate Adaptive Regression Splines) veri madenciliği algoritması kullanılmıştır (Aksoy ve ark., 2018; Sevgenler, 2019). CART (Classification and Regression Tree) algoritmasının bir düzenlemesi olan MARS veri madenciliği algoritması, değişkenlerin dağılımına ait herhangi bir varsayım gerektirmez ve bununla birlikte bağımlı ve bağımsız değişkenlerin arasında fonksiyonel bir hipoteze gerek duymaması, bu algoritmayı daha önce kullanılan diğer algoritmalarından ayırmaktadır. Yaygın olarak kullanılan doğrusal ve doğrusal olmayan regresyon modellerinin tersine, nonparametrik bir regresyon metodu olarak da bilinen MARS algoritması, bağımsız değişkenin farklı değer aralıkları için farklı katsayılar elde ederek ve interakasyon terimlerini dikkate alarak yüksek değişkenli tahmin modellerinin geliştirilmesine izin vermektedir (Çelik ve ark., 2017; Eyduran ve ark., 2019a ;Sevgenler, 2019).

Çok değişkenli bir yaklaşımla değişkenleri hesaba katan ve parametrik ve non-parametrik regresyon yöntemlerinden biri olan MARS modellemesi, yüksek boyutlu verilerde esnekliğe sahip olan birkaç değişkenle çok fazla etkileşimi içermektedir. MARS yönteminde değişken düğüm konumlarını ortaya çıkarmak için veriler yazılırken, kullanıcıların modele herhangi bir özellik girmesine kalmamaktadır. Bu yüzden MARS hemen hemen tüm uygulamalarda oldukça iyi bir tahmin modelleme tekniği olarak belirtilmiştir (Kibet, 2012; Karadas ve ark., 2017; Çelik ve Yılmaz, 2018; Milborrow, 2018; Eyduran ve ark,

2019b; Çanga ve Boga, 2019). MARS, olası tüm tek değişkenli aday düğümlerini ve tüm değişkenler arasındaki etkileşimleri araştırarak temel fonksiyon olarak BF (Basis Function)'yi oluşturur. Düğüm konumlarını otomatik olarak seçmek için uyarlamalı bir regresyon algoritması kabul edilir. MARS algoritması bir backward ve forward adımlarını içerir. Forward seçildiğinde, aday düğümleri bir BF çifti tanımlamak için her bir tahmin değişkeninin aralığında rastgele konumlara yerleştirilir. Her bir adımda model, düğüm toplamı ve artık karedeki hatalarda maksimum azalma sağlamak için uygun BF çiftini uyarlar. BF ekleme işlemi, genellikle çok karmaşık ve çok donanımlı bir modelle sonuçlanan maksimum sayıya ulaşılan kadar devam eder. Backward aşaması ise, uyum iyiliği modeline en az katkı yapan BF'lerin silinmesini içermektedir (Çelik ve Yılmaz, 2018; Milborrow, 2018).

Yeniden örnekleme kümeleştirilmesi büyük veri setlerinde tahmin doğruluğunu geliştirmek için çeşitli sınıflandırma ve regresyon ile belirtilen etkili bir yöntemdir (BAGGING=BOOTSTRAP+AGGREGATING). Yeniden örnekleme kümeleştirilmesi, ilk olarak Breiman (1994) tarafından tanımlanan bir yöntemdir. Bu yöntem, bir öngörücünün varyansını azaltarak tahminlerin kararlılığını ve gücünü artırmak için bir araç olarak kullanılabilir. Bootstrap çoğaltma ile oluşturulan birçok sürüm bir veri kümesinden kaynaklabildiği gibi bazı durumlarda orijinal veri setine veya simülasyona torbalama doğruluğu artırabilir. Veri setindeki değişiklikler önemli değişikliklere neden oluyorsa torbalama doğruluğu artırabilir. Bu araştırmada, BAGGING ile MARS birleştirilerek elde edilen hibrid bir yaklaşımın daha iyi bir örnekleme yapmak için örnek bir veri seti üzerinde kullanımı gösterilmiştir.

Materyal ve Metot

Materyal

Çalışma alanı

Çalışmada, Adana ili Çukurova Bölgesinde bulunan hayvancılık işletmesinden elde edilen 2018 yılına ait 60 haftalık yaşta Lohman ırkı yumurtacı tavuklara ait yumurta verileri kullanılmıştır.

İncelenen değişkenler

Araştırmada kullanılan veriler, ortalama 60 haftalık yaşta Lohman ırkı tavukların verileridir. Bağımlı değişken olarak belirlenen *yumurtasayısı* tahmininde çalışmada kullanılan bağımsız değişkenler yaş (haftalık), sabah ölçülen sıcaklık-t1(°C), öğlen ölçülen sıcaklık-t2(°C), akşam ölçülen sıcaklık-t3(°C), nem(%), haftalık kırık/çatlak yumurta sayısı(adet), günlük ölen hayvan sayısı (adet), verilen yem miktarını (g/gün) olarak belirlenmiştir. İncelenen değişkenlerin tanımlayıcı istatistikleri Çizelge 1'de gösterilmektedir.

Metot

1991 yılında Jerome H. Friedman, çok değişkenli uyarlamalı regresyon parçacıkları (MARS) yöntemini, sürekli ve ikili yanıt değişkenleri için doğru tahmin modellerinin geliştirilmesini otomatikleştiren yeni bir yöntem olarak ortaya koymuştur. MARS, yüksek boyutlu regresyon verilerinin modellenmesinde kullanılan esnek yöntemlerden biri olarak belirtilmektedir.

Çizelge 1. Araştırmada çalışılan değişkenlere ait tanımlayıcı istatistikler

Table 1. Descriptive statistics of the variables studied in the study

Değişkenler	N	Minimum	Maksimum	Ortalama	Std. Sapma	Varyans
Yaş (haftalık)	31	25	29	26,74	0,236	1,731
Sabah sıcaklığı (t1-°C)	31	24	24	24,00	0,000	0,000
Öğlen Sıcaklığı (t2-°C)	31	25	26	25,39	0,089	0,245
Akşam Sıcaklığı (t3-°C)	31	25	30	27,84	0,213	1,406
Nem (%)	31	60	70	63,71	0,802	19,946
Haftalık Yumurta Sayısı (Adet)	31	300	1100	539,03	49,382	75595,69
Haftalık Kırık /Çatlak sayısı (Adet)	31	0	0	0,00	0,000	0,000
Günlük Ölen hayvan sayısı (Adet)	31	0	5	0,94	0,217	1,462
Verilen yem (g/gün)	31	100	300	138,71	14,426	6451,613

MARS, temel fonksiyon sayısının modelin parametreleri olan temel fonksiyonların (Basis Spline Functions) bir uzatma şeklidir. Nicel bir özelliğin tahmin edilmesi kapsamında, tahmin performansı, MARS algoritması ile elde edilmiştir (Storlie ve ark., 2009). MARS için tahmin modeli aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$BF_1(x)=|x-t|_+=\max(0,x-t)=\begin{cases} x-t, & x>t \\ 0, & x\leq t \end{cases} \quad (1)$$

$$BF_2(x)=|t-x|_+=\max(0,t-x)=\begin{cases} t-x, & x<t \\ 0, & x\geq t \end{cases} \quad (2)$$

Buradaki t, düğümleri ifade eder. BF ise temel fonksiyon olmak üzere, yukarıdaki formülasyonlar, f(x) fonksiyonunu tahmin eden doğrusal veya doğrusal olmayan gelişim için temel fonksiyonlar olarak atanır. |.|₊, pozitif kısım anlamına gelir. Bu fonksiyonlar yansıyan çiftler, ayna görüntüsü fonksiyonları olarak da bilinir (Eyduran ve ark., 2017; Çelik ve Yılmaz, 2018; Sevgenler, 2019). Her X_m giriş değişkeni için gözlemlenen değerlerinde x_{km}, k = 1,2,..., n olarak tanımlanabilir:

$$BF_1(x)=\max(0,X_m-x_{km}) \quad (3)$$

$$BF_2(x)=\max(0,x_{km}-X_m) \quad (4)$$

Bağımlı bir değişken olan y “M” terimlerine bağlıysa, MARS modeli eşitlik 5’teki gibi ifade edilebilir (Friedman, 1991):

$$y=f(x)=\beta_0+\sum_{i=1}^M \beta_i H_{ki}(X_{v(k,i)}) \quad (5)$$

β_0 ve β_i modelin temel fonksiyon parametrelerini belirtir ve H fonksiyonu eşitlik 6’daki gibi tanımlanabilir (Friedman, 1991):

$$H_{ki}(X_{v(k,i)})=\prod_k (-1)^k h_{ki} \quad (6)$$

Burada, X_{v(k, i)}, m tane bileşenin i.’nci bileşenindeki k.’ıncı bileşeni ile çarpımını ifade eder. k=1 etkileşimlerinin sırası için, model eklemelidir ve k=2 ise, model çift etkileşimlidir (Friedman, 1991).

MARS kullanarak en iyi alt küme modelini seçmek için, geliştirilmiş bir çapraz doğrulama (GCV) kriteri kullanılmıştır (Craven ve Wahba, 1979; Sevgenler, 2019).

Etkileşim terimli mevcut MARS tahmin modeli, en düşük GCV’ye dayanılarak oluşturulmuştur (Akın ve ark., 2020).

GCV, eşitlik 7’deki gibi hesaplanır (Hastie ve ark., 2009):

$$GCV=\frac{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n (y_i-\hat{y}_i)^2}{\left[1-\frac{M+d^*(M-1)/2}{N}\right]^2} \quad (7)$$

Burada,

N : Gözlem sayısı

y_i : Bağımlı değişken,

\hat{y}_i : MARS tarafından tahmin değerlerini belirtir,

d : Geliştirilen her bir temel işlev için ceza alt modelidir.

M : BF (Temel fonksiyon) sayısıdır. Etkin serbestlik derecesi, GCV hata fonksiyonlarının modele değişkenler eklemek için bir ceza vermesi anlamına gelir (Steinberg, 2001). Algoritmaların tahmin performansını karşılaştırmak için ölçülen uyum iyiliği ölçütlerinin (GOF- Goodness of fit) formülleri aşağıdaki gibidir (Grzesiak ve Zaborski, 2012; Ali ve ark., 2015; Çelik ve Yılmaz, 2018; Zaborski, 2018; Eyduran ve ark., 2019b; Çanga ve Boga, 2019):

Belirleme katsayısı:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (7)$$

Düzeltilmiş Belirleme katsayısı:

$$Adj. R^2 = 1 - \frac{\frac{1}{n-k-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (8)$$

$$SD_{ratio} = \sqrt{1 - \frac{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\varepsilon_i - \bar{\varepsilon})^2}{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (9)$$

Hata kareler ortalamasının karekökü (Root-mean-square error, RMSE):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2} \quad (10)$$

Ortalama hata (Mean error, ME):

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i) \quad (11)$$

Ortalama mutlak sapma (Mean absolute deviation, MAD):

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - \hat{Y}_i| \quad (12)$$

Global nispi yaklaşık hata (Global relative approximation error, RAE):

$$RAE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n Y_i^2}} \quad (13)$$

Ortalama mutlak yüzde hata (Mean absolute percentage error, MAPE):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right| \cdot 100 \quad (14)$$

Yeniden örnekleme (Bagging) MARS

Torbalama (Bagging), ilk olarak Breiman (1994) tarafından tanımlanan bir yöntem, bir tahmincinin varyansını azaltarak tahminin kararlılığını ve gücünü artırmak için kullanılır. Bootstrap çoğaltması kullanılarak oluşturulan birçok sürüm veri kümelerinden türetilir. Bazı durumlarda, ham veri kümeleri veya simülasyonlar kullanmak doğruluğu artırabilir (Hasibuan ve ark., 2020). Veri setindeki değişiklikler önemli değişikliklere neden olursa, torbalama hassasiyeti artırabilir. Torbalamanın temel fikri, birden fazla versiyona sahip bir tahminci oluşturmak için yeniden örnekleme kullanmaktır; burada, hedefleri birleştirdikten sonra, sonuç aynı sorunu çözmek için oluşturulan tek bir öngörme endeksinden daha iyi olmalıdır. Buhlmann ve Yu'ya (2002) göre bir torbalama algoritması:

- Veri kümesi $\{(y_i, x_i), i = 1, \dots, n\}$ 'den oluşur ve bu küme yeniden örnekleme verilerini elde edilecek şekilde çoğaltır
- $L_i^* = (y_i^*, x_i^*), i = 1, 2, \dots, n$

Bootstrap replikasyonu B kez tekrar yapılır, böylece elde edilen $L.L^{(B)}$ 'den $L^{(B)}$ geri dönüş ile yeniden örneklenir (Hasibuan, 2020).

$\hat{F}_e(x)$ Mars tahmin modeli olmak üzere; bagging MARS modeli ise eşitlik 15'te ifade edildiği gibidir (Breiman, 1994):

$$\hat{f}_{\text{Bagging MARS}} = \frac{1}{E} \sum_{i=1}^E \hat{F}_e(x) \quad (15)$$

Burada her bir öneklem kümesi karar ağaçları şeklindeki bir yapı gibi düşünülmelidir. Ancak tek bir karar ağacı yani tek bir bootstrap örnekleme iyi performans göstermez. Aynı veri seti için birkaç örneklemenin birleştirilmesi, test verilerinde daha iyi performans ortaya çıkarır. Aynı zamanda birden fazla ağacı birleştirmek varyansı da azaltacaktır (Breiman, 1994; Çanga ve ark., 2019; Eyduvan ve ark., 2019a ;Sevgenler, 2019).

Yapılandırma şu şekilde düşünülmektedir, bir bootstrap örneği (n), değiştirilme esasına göre incelenen verilerden rastgele elde edilen bir örnektir. Bagging MARS olutururken, bazı veri noktaları önyükleme örneğinde birden çok kez seçilecektir. MARS modelinde ise veri

noktaları yine önyükleme örneği üzerinde oluşturulmuştur ve modelin tahmin kalitesi, seçilmemiş veri noktaları olan torba dışı numunelerde ölçülmüştür. MARS torbalama, MARS modelinin tahmin doğruluğunu artırmak için kullanılan kullanışlı bir yöntem olarak belirtilmiştir (Eyduvan ve ark., 2019a; Hasibuan ve ark., 2020).

Çalışmada bağımlı değişken olarak belirlenen *yumurta sayısı* tahmininde Mars ile Bagging mars yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemle göre en iyi bir tahmin denklemini MARS ile oluşturulacaktır. MARS algoritması, her bootstrapping örneği için uygulanacaktır ve regresyon türü problemlerin genel bir tahmini, tanımlanan olası bootstrapping örneklerinin sonuçlarının ortalaması alınarak hesaplanacaktır. Bu çalışmada bootstrap örneklerinin sayısı 3 olarak kabul edilmiştir. Oluşan Bagging MARS algoritmasında regresyon problemlerinin daha güçlü bir çözümünü sunmak için R STUDIO programındaki *earth (enhanced adaptive regression through hinges)* ve *caret (classification and regression training)*, *mda (Mixture Discriminant Analysis)* paketleri seçilmiştir ve R script dosyasında uygun kodlar kullanılmış, Bagging MARS analizi yapılmıştır (R Core Team, 2014; Milborrow; 2018). Bu sayede analiz sonrasında çıkan istatistik değerlerinden MARS'a ait uyum iyiliği ölçütleri hesaplanmıştır.

Bulgular ve Tartışma

MARS algoritması tarafından üretilen tahmin denkleminin sonuçları ve katsayılar Çizelge 2 ve 3'te sunulmaktadır. Burada üretilen MARS denkleminin istenen kestirimci kalitesi, en küçük GCV'nin (217,5) sağlanmasıyla elde edilmiştir.

Yumurta sayısı tahmininde kaydedilen değerler, bir üretim modellemesi olarak MARS modeli ($P < 0,001$) tarafından tahmin edilenlerle çok güçlü bir şekilde pozitif yönde ilişkilidir ($r = 0,99$).

MARS modelinin 6 terimli tahmin denklemi için, aşırı uyum problemi olmamaktadır, çünkü R^2 'nin (0,999) tahmini değeri, CVR^2 'nin (0,96) tahmin edilen değerine çok yakındır. Mevcut standart sapma oranı 0,035 olup ortalama mutlak hata yüzdesi olan MAPE 1,767 bulunmuş, bu değerler ise verilerle MARS modelinin mükemmel bir uyumlu olduğunu göstermiştir (Eyduvan ve ark., 2019a, Çelik ve Boydak, 2020). Daha önce yapılan çalışmalarda yazarlar regresyon tipi problemlere uygun yapısal modelin standart sapma oranının 0,20'dan az olması gerektiğini bildirmişlerdir (Grzesiak ve Zaborski, 2012; Eyduvan ve ark., 2019). Analiz sonrası MARS modeli için AIC ve düzeltilmiş AIC değerleri 153,672 ve 158,542 olarak hesaplandı. MARS algoritmaları tarafından üretilen tahmin denkleminin bağlı katsayıların önem testine ilişkin sonuçlar Çizelge 3'te belirtilmiştir.

Çizelge 3'den görüldüğü üzere MARS tahmin modeli ile ilgili tüm katsayılar istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur ($P < 0,001$). Burada tahmin modeli denklemi ise,

$yumurtasayısı = 535,7 - 6,549 \times nem - 1,732 \times maks(0,26 - haftayas) + 16,76 \times maks(0,haftayas - 26) + 0,04652 \times nem \times verilyem + 59,49 \times maks(0,26 - haftayas) \times t3$ olup bu denklem temel fonksiyonlara göre düzenlenir ise aşağıda belirtildiği şekilde ifade edilebilir:

$yumurtasayısı = 535,7 - 6,549 \times BF1 - 1,732 \times BF2 + 16,76 \times BF3 + 0,04652 \times BF4 + 59,49 \times BF4$

Çizelge 2. Yumurta sayısının tahmininde MARS modelinin temel fonksiyon ve katsayılarına ilişkin sonuçları

Table 2. Results of the main functions and coefficients of the MARS model in estimating the number of eggs

Terimler	Temel fonksiyonlar	Fonksiyonlar	Katsayılar
1		Kesen	535,700
2	BF1	nem	-6,549
3	BF2	max(0, 26- haftayaş)	- 1732
4	BF3	max(0, haftayaş-26)	16,760
5	BF4	Nem*verilenyem	0,04652
6	BF5	max(0, 26-haftayaş)*t3	59,490

Model de 7 terimden 6 tanesi seçilmiştir ve 8 tahminden 2 tanesi kullanılmıştır. Sonlandırma koşulu: RSq değeri 14 terimde 0,001'den az değişmiştir. Önemli değişkenler: verilenyem, haftayaş, nem, t3 iken kullanılmayan değişkenler t1, t2, catlaksayisidir. Her etkileşim derecesindeki terim sayısı: 1 3 2, GCV 217.5 RSS 2806 GRSq 0.9972 RSq 0.9988 CVRSq 0,9612, Pearson'un çarpım-moment korelasyonu ise t = 153, df = 29, P-değeri < 2,2e-16 alternatif hipotez için %95 güven aralığı 0,9987023 0,9997049 olarak belirlenir. Örnek tahmini için korelasyon değeri=0,9993812

Çizelge 3. Yumurta sayısı için MARS algoritmasının sonuçları

Table 3. Results of the MARS algorithm for the number of eggs

Temel fonksiyonlar	Fonksiyonlar	Tahmin	Std. Hata	Önem testi(p)
	Intercept	5,357e+02	4,400e+01	5,27e-12***
BF1	nem	-6,549e+00	7,422e-01	3,75e-09***
BF2	max(0, 26-haftayaş)	-1,732e+03	1,767e+02	4,80e-10***
BF3	max(0, haftayaş-26)	1,676e+01	3,448e+00	5,37e-05***
BF4	nem*verilenyem	4,652e-02	7,415e-04	<2e-16***
BF5	max(0,26-haftayaş)*t3	5,949e+01	6,316e+00	1,06e-09***

P<0,01, *P<0,001

Tablo 4. Yumurta sayısının tahmininde MARS ve Bagging MARS algoritmasının sonuçları

Table 4. Results of MARS and Bagging MARS algorithm in estimating the number of eggs

	Uyum iyiliği kriterleri (GOF)	MARS	Bagging MARS
1	Hata kareler ortalamasının karekökü (RMSE)	90,518	151,897
2	Nispi Hata kareler ortalamasının karekökü (RRMSE)	1,765	2,286
3	Standart sapma Oranı (SDR)	0,035	0,045
4	Varyasyon katsayısı (CV)	1,790	2,300
5	Pearson korelasyon katsayısı (PC)	0,999	0,999
6	Performans indeksi (PI)	0,883	1,444
7	Hata ortalaması (ME)	0,000	1,746
8	Bağıl yaklaşım hatası (RAE)	0,000	0,000
9	Ortalama bağıl yaklaşım hatası (MRAE)	0,003	0,004
10	Ortalama mutlak yüzde hata (MAPE)	1,767	2,145
11	Ortalama mutlak sapma (MAD)	8,168	8,895
12	Belirleme katsayısı (Rsqr)	0,997	0,998
13	Düzeltilmiş Belirleme Katsayısı (ARsqr)	0,997	0,998
14	Akaike Bilgi Kriteri (AIC)	153,672	159,719
15	Düzeltilmiş Akaike Bilgi Kriteri (CAIC)	158,542	160,148

Bununla birlikte tekrar Çizelge 2'ye bakıldığında, haftalık yaşı 26 ve 26'dan az olduğunda; max (0, haftayaş-26)=0, yani 3 numaralı MARS teriminin etkisi yumurta sayısının bulunmasında etkisi yoktur yani maskelenmiştir.

Haftalık yaşı 26'dan fazla olduğunda ise; maks(0, 26-haftayaş) = maks(0, 26-haftayaş) *t3=0 olup bu terimlerin sırasıyla - 1732 ve 59,49 olan katsayılarının etkisi maskelenmiştir. 1. 4. , 5. ve 6. terimler için yumurta sayısının bulunmasından pozitif bir artış beklenirken diğer terimlerin negatif bir etkilemesi söz konusudur.

Bagging MARS, MARS tahmin denkleminde farklı olarak etkileşim etkilerini yakalamıştır. İnşa edilen MARS ve Bagging MARS modelleri, yumurta sayısının veriminin tahmininde mükemmel bir uyum sağladığı görülmüştür.

Bagging MARS algoritmaları tarafından üretilen tahmin denkleminin sonuçları Çizelge 4'te sunulmaktadır. Bagging MARS ve MARS algoritmaları tarafından oluşturulan modellerin R², AdjR², pearson korelasyon

katsayısı değerleri gibi pek çok değer birbirine yakın bulunmuştur. Oluşturulan MARS ve Bagging MARS modelleri, yumurta sayısının veriminin tahmininde mükemmel bir uyum sağladığı görülmüştür. Tahmin denklemleri incelediğinde Bagging MARS, MARS tahmin denkleminde farklı olarak etkileşim etkilerini de yakalamıştır. Bagging MARS modelinin tahmin denklemleri ve ayrıntılı sonuçları Ek 1'de verilmiştir.

Çelik ve Yılmaz (2018)'de yaptığı çalışmada MARS modelinin sonuçlarını karşılaştırmış ve araştırmada CART algoritmasından daha işlevsel olarak kabul edildiği göstermişlerdir. Çanga ve Boga (2019) yaptığı çalışmada ise sürekli bir bağımlı değişken olan sütten kesilme ağırlığının tahmin edilmesi kapsamında, MARS veri madenciliği algoritması gerçek verilere yakın tahmin değerleri ürettiğini göstermişlerdir. Çalışmada ise, MARS torbalama modeli tarafından oluşturulan sınıflamanın optimal olduğunu göstermek için B=3 alınarak her

önyüklenme örneği için uygulanmış ve genel bir tahmin, regresyon türü sorunları için tanımlanan olası önyüklenme örneklerinin sonuçlarının ortalaması alınarak hesaplanan analiz sonuçları gösterilmiştir.

Şekil 1’de modeldeki “out of bag” istatistiği sonucuna göre en yüksek belirleme katsayısı (R^2) ilk çeyrek (%25) için 0,98, son çeyrek için (%75) ise 0,99 olarak belirlenmiştir. Burada önemli bir durum ise model istatistik değerlerine bakılarak, ortalama 2,67 terim kullanılarak, ortalama değer 5,667 olarak bulunmuştur. Bagging MARS tahmin modelinde, çekilen 3 model için belirleme katsayısı 0,99 (Rsqr) olarak hesaplanmıştır. Buna göre, bağımlı değişkenin özelliğine ilişkin toplam farklılığın %99’u modele dahil edilen terimler tarafından açıklanmıştır.

Şekil 1’de verilen MARS sonuçları için “(format(bagMARS))” komutu ise her bir bootstrap örneği için tahmin denklemleri üretilmesini sağlar. Araştırmada $B=3$ alındığı için bu durumda üç tane tahmin denklemi üretilmiştir. Analizde birinci bootstrap için tahmin denklemi “(-278,6249 + 7,223793 × nem + 2,909865 × verilenyem - 66,47232 × max(0, 27 - haftayas))” ile verilmiştir. Diğer bootstrap için tahmin denklemleri de benzer şekilde görülür. Bagging MARS ise oluşturulan bu üç tahmin değerlerinin ortalaması alınarak oluşturulur. İnteraksiyon etkisini anlatmak açısından, örneğin 3. tahmin denkleminde haftalıkyaş 26’dan az olduğu zaman ve akşam sıcaklığı olarak belirlenen t3 alındığı zaman, yumurta sayısında pozitif artış olması beklenmektedir. Ayrıca araştırmanın bir diğer sonucu ise verilen yemin bagging MARS’ta kullanılan üç tahmin denkleminde de pozitif bir katkısı olduğu görülmüştür. MARS modelinde ise BF4 temel fonksiyonu gözönüne alındığı zaman, nem ve tüketilen yemin 0,04652’lik pozitif bir katkısının olduğu görülmüştür.

Grzesiak ve Zaborski (2012), çalışmalarında standart sapma oran değeri 0,10 ila 0,40 arasında oluşturulan bir regresyon modelinin iyi veya çok iyi olduğunu vurgulamışlardır. Analizlerin sonucu en küçük RMSE, SDratio, GCV’ye sahip MARS modeli, ve en yüksek belirleme katsayısı (R^2), düzeltilmiş belirleme katsayısı (Adj. R^2) ve Pearson korelasyon katsayısı (r) alınarak gözlemlenen ve tahmin edilen canlı ağırlıktaki değerlerin en yüksek değerleri alınarak oluşturulmuştur (Grzesiak ve Zaborski, 2012; Çanga ve Boga, 2019; Eyduvan ve ark, 2019a; Eyduvan ve ark, 2019b).

Tarım bilimlerinde ve ziraat çalışmalarında MARS yöntemini kullanan sınırlı sayıda çalışma bulunmaktadır (Aytekin ve ark., 2018; Çelik ve ark., 2017; Eyduvan ve ark., 2017a,b). Çelik ve ark. (2020), birinci ve ikinci derece etkileşim etkilerine sahip MARS tahmin modellerini, bitki yüksekliğini tahmin etmek için MARS algoritması kullanılarak geliştirmiştir. İlk kapsül yüksekliği, kapsül sayısı, dekar başına verim, hasat indeksi ve dekar x hasat etkileşimi başına verim bitki yüksekliğini etkilediğini belirtmiştir. Oluşturulan modellerin açıklayıcı gücü sırasıyla 0,902, 0,924, 0,949, 0,987 ve 0,998’dir.

Student t testi, tek yönlü ANOVA, iki yönlü ANOVA, çoklu doğrusal regresyon analizi tarım biliminde yaygın olarak kullanılmaktadır (Ağaoğlu ve ark., 2007; Eyduvan ve ark., 2007a,b; Eyduvan ve ark., 2007b; Eyduvan ve ark., 2016; Gecer ve ark., 2016 ; Eyduvan ve ark., 2018; Eyduvan ve ark., 2019). Son zamanlarda ise veri madenciliği gibi daha karmaşık metodlar benimsenmiştir (Grzesiak ve Zaborski, 2012; Akın ve ark., 2016; Akın ve ark., 2017; Akın ve ark., 2018).

```
Call:
bagEarth.formula(formula = yumurtasayisi ~ ., data = d, B = 3, degree = 2)

out of bag statistics:

```

	RMSE	Rsquared	MAE
0%	30.43	0.9154	22.87
2.5%	30.76	0.9191	23.13
25%	33.74	0.9524	25.54
50%	37.05	0.9894	28.21
75%	79.16	0.9928	44.04
97.5%	117.06	0.9960	58.30
100%	121.27	0.9963	59.88

```
Model Selection Statistics:

```

Num Terms	Num Variables
Min. :4.000	Min. :2.000
1st Qu.:4.500	1st Qu.:2.500
Median :5.000	Median :3.000
Mean :5.667	Mean :2.667
3rd Qu.:6.500	3rd Qu.:3.000
Max. :8.000	Max. :3.000

Şekil 1. Bagging MARS tahmin modelinin özet sonuçları
Figure 1. Summary results of Bagging MARS estimation model 1

```
> format(ecevit, style="max")
(
-278.6249
+ 7.223793 * nem
+ 2.909865 * verilenyem
- 66.47232 * max(0, 27 - haftayas)
+ 947.381
- 13.53061 * nem
+ 3.926531 * verilenyem
- 78.19728 * max(0, haftayas - 26)
- 769.2007 * max(0, 27 - haftayas)
+ 78.19728 * max(0, haftayas - 27)
+ 11.03061 * max(0, 27 - haftayas) * nem
+ 514.5435
- 6.158713 * nem
- 1692.377 * max(0, 26 - haftayas)
+ 16.77523 * max(0, haftayas - 26)
+ 0.04624182 * nem * verilenyem
+ 58.03677 * max(0, 26 - haftayas) * t3
) / 3
```

Şekil 2. Bagging MARS tahmin modelinin özet sonuçları 2
Figure 2. Summary results of Bagging MARS estimation model 2

```
> #####BAGGING MARS#####
> ecevit=bagEarth(yumurtasayisi~., data=d, B=3, degree=2)
> format(ecevit, style="max")
(
-278.6249
+ 7.223793 * nem
+ 2.909865 * verilenyem
- 66.47232 * max(0, 27 - haftayas)
+ 947.381
- 13.53061 * nem
+ 3.926531 * verilenyem
- 78.19728 * max(0, haftayas - 26)
- 769.2007 * max(0, 27 - haftayas)
+ 78.19728 * max(0, haftayas - 27)
+ 11.03061 * max(0, 27 - haftayas) * nem
+ 514.5435
- 6.158713 * nem
- 1692.377 * max(0, 26 - haftayas)
+ 16.77523 * max(0, haftayas - 26)
+ 0.04624182 * nem * verilenyem
+ 58.03677 * max(0, 26 - haftayas) * t3
) / 3
> ecevit$oob

```

	RMSE	Rsquared	MAE
[1,]	32.993365	0.9863744	24.273410
[2,]	74.725107	0.9615225	26.363946
[3,]	9.936599	0.9978079	9.163882

```
> summary(ecevit)
```

```
Call:
bagEarth.formula(formula = yumurtasayisi ~ ., data = d,
B = 3, degree = 2)

out of bag statistics:

```

	RMSE	Rsquared	MAE
0%	9.937	0.9615	9.164
2.5%	11.089	0.9628	9.919
25%	21.465	0.9739	16.719
50%	32.993	0.9864	24.273
75%	53.859	0.9921	25.319
97.5%	72.639	0.9972	26.259
100%	74.725	0.9978	26.364

```
Model Selection Statistics:

```

Num Terms	Num Variables
Min. :4.000	Min. :3.000
1st Qu.:5.000	1st Qu.:3.000
Median :6.000	Median :3.000
Mean :5.667	Mean :3.333
3rd Qu.:6.500	3rd Qu.:3.500
Max. :7.000	Max. :4.000

Ek 1. Bagging MARS modelinin tahmin denklemlerine ait R kodları

Appendix 1: R codes for estimation equations of bagging MARS model

Sonuçların güvenilirliği, bilindiği üzere, etkili bağımsız değişkenlerin seçimine ve güçlü istatistiksel yöntemlere bağlıdır. Yani yapay sinir ağı (YSA) ve MARS algoritmaları Yumurta verimi etki eden etmenler üzerine çok fazla çalışma olmasına rağmen, MARS algoritmasının ile yumurta tavuklarında kullanımını araştıran hiçbir çalışma bulunmamıştır. Konuyla ilgili daha fazla tartışma yapılamamış olması, çalışmamızın sonraki çalışmalara referans olacağı açısından önemli olabilmektedir.

Sonuçlar

Bu araştırmada, hibrit bir yaklaşım olarak bootstrap kümeleştirilmesi (Bagging-torbalama) ile MARS birleştirilmiş ve elde edilen bir hibrid yaklaşımın bir örnek veri seti için kullanımı gösterilmiştir.

MARS algoritması, her önyükleme örneği için uygulanmış ve genel bir tahmin, regresyon türü sorunları için tanımlanan olası önyükleme örneklerinin sonuçlarının ortalaması alınarak hesaplanmıştır. Sonuç olarak, Bagging MARS algoritmasında oluşturulan tahmin denklemleri sayesinde, MARS algoritmasında gözükmeyen bazı interaksiyon etkilerinin etkisinde önemli olduğu da bulunmuştur.

Yapılan çalışmada, tahmin modeline bakarak yumurta verimi üzerine t3(akşam sıcaklığı)'ün etkisi önemli bulunmuştur. t1(sabah), t2(Öğlen) sıcaklıklarının etkisi önemli bulunmamıştır. Kırık/Çatlak yumurta sayısı ve günlük ölen hayvan sayısı 5 den az olmasından dolayı bagging MARS yöntemine dahil edilmediği görülmüştür. Tüketilen yem miktarının ise hem MARS hem de Bagging MARS yönteminde pozitif katkısının olduğu bulunmuştur. Bagging MARS algoritmasının özellikle araştırmada güçlü bir tahmin doğruluğunu geliştirmek için önemli bir seçim olabileceği iddia edilmiştir. MARS algoritmasının yumurta verimini belirlemede ve performans çalışmalarında verim parametreleri hakkında verim özellikleri arasındaki ilişki için iyi bir belirleyici olduğu belirlenmiştir. İleriki çalışmalarda MARS algoritmasının kullanımına rehber olabileceğini umut eddiğimiz çalışmamız ile sonraki çalışmalara faydalı olacağı söylenebilir.

Bilgilendirme

Bu araştırma 31 Ekim- 3 Kasım 2019 tarihlerinde Antalya'da düzenlenen 1. Uluslararası Hayvancılık Bilimi (1st International Livestock Science Congress) Kongresi'nde özeti poster bildiri olarak sunulmuştur.

Kaynaklar

- Ağaoğlu YS, Eydurun SP, Eydurun E. 2007. Comparison of Some Pomological Characteristics of Blackberry Cultivars Growth in Ayaş Conditions. Ankara Üniversitesi Tarım Bilimleri Dergisi, 13(1): 69-74.
- Akın M, Hand C, Eydurun E, Reed BM.2018. Predicting minor nutrient requirements of hazelnut shoot cultures using regression trees. Pl. Cell Tissu. Organ Cult., 132: 545-559. <https://doi.org/10.1007/s11240-017-1353-x>
- Akın ME, Eydurun E, Reed BM. 2016. Using the CHAID data mining algorithm for tissue culture medium optimization. In: In vitro cellular and developmental biology-animal. 52, Spring ST, New York, NY 10013, USA, pp. 233.

- Akın M, Eydurun E, Reed BM. 2017. Use of RSM and CHAID data mining algorithm for predicting mineral nutrition of hazelnut. Plant Cell Tissue Organ Cult. 128: 303-316.
- Akın M, Eydurun SP, Eydurun E, Reed BM. 2020. Analysis of macro nutrient related growth responses using multivariate adaptive regression splines. Plant Cell, Tissue and Organ Culture (PCTOC), 140: 661-670. <https://doi.org/10.1007/s11240-019-01763-8>
- Aksoy A, Ertürk, YE, Eydurun E, Tariq MM. 2018: Comparing predictive performances of MARS and CHAID algorithms for defining factors affecting final fattening live weight in cultural beef cattle enterprises. Pakistan Journal of Zoology, 50(6), 2279-2286.
- Aytekin I, Eydurun E, Koksall K, Akşahan R, Keskin I. 2018. Prediction of fattening final live weight from some body measurements and fattening period in young bulls of crossbred and exotic breeds using MARS data mining algorithm. Pakistan J. Zoology, 50(1): 189-195.
- Breiman L. 1994. Bagging Predictor. Technical report No. 421. Departement of Statistics University of California.
- Craven P, Wahba G. 1979. Smoothing noisy data with spline functions. Estimating the correct degree of smoothing by the method of generalized crossvalidation. Numb. Mathem., 31: 317-403.
- Çanga D, Boga M. 2019. Hayvancılıkta Mars Kullanımı ve Bir Uygulama. III. International Scientific and Vocational Studies Congress – Science and Health (Tam Metin Bildiri/Sözlü Sunum) (Yayın No:5583178).
- Çanga D, Yavuz E, Efe E. 2019. Use of MARS Data Mining Algorithm for Egg Weight Estimation presented at the International Congress on Domestic Animal Breeding Genetics and Husbandry-19 (ICABGEH-19).
- Çelik S, Eydurun E, Karadas K, Tariq MM.2017. Comparison of predictive performance of data mining algorithms in predicting body weight in Mengali rams of Pakistan. Revista Brasileira de Zootecnia, 46(11): 863-872.
- Çelik S, Yılmaz O. 2018. Prediction of Body Weight of Turkish Tazi Dogs using Data Mining Techniques: Classification and Regression Tree (CART) and Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS). Pakistan Journal of Zoology, 50(2). doi:10.17582/journal.pjz/2018.50.2.575.583.
- Çelik S, Boydak E. 2020. Description Of The Relationships Between Different Plant Characteristics In Soybean Using Multivariate Adaptive Regression Splines (Mars) Algorithm, The Journal of Animal & Plant Sciences,30(2): 2020, Page:431-441ISSN: 1018-708.
- Ekinci M. 2010. Yumurtlama Periyodunun Sonunda Olan ve Yumurtadan Kesilmiş Yumurta Tavuklarında L-Dopa Kullanımının Yumurtlama Süresi, Yumurta Verimi ve Yumurta Kalitesi Üzerine Etkisi. Doktora tezi. <http://libratez.cu.edu.tr/tezler/8043.pdf>
- Eyduran SP, Ağaoğlu YS, Eydurun E, Özdemir T.2007a. Comparison of some raspberry cultivars' herbal features by repeated random complete design statistic technique. Pakistan J. Biological Sciences, 10(8): 1270-1275.
- Eyduran SP, Özdemir T, Ağaoğlu YS. 2007b. Ankara (Ayaş) koşullarında yetiştirilen böğürtlen çeşitlerinin bazı bitkisel özellikleri. Alatarım. 6 (1): 18-25.
- Eyduran E, Akkus O, Kara MK, Tirink C, Tariq MM(2017a). Use of Multivariate Adaptive Regression Splines (Mars) in predicting body weight from body measurements in Mengali rams. International Conference on Agriculture, Forest, Food, Sciences and Technologies, ICAFOF, 15-17 May 2017, Cappadocia-Turkey.
- Eyduran E, Tirink C, Karahan AE, Türkoğlu M, Tariq MM. 2017b. Comparison of predictive performances of MARS and CART algorithms through R software. International Conference on Computational and Statistical Methods in Applied Sciences, Samsun Turkey, 181.

- Eyduran E, Sevgenler H, Akin M, Eyduran BM. 2018. Usage multivariate adaptive regression splines for predicting continuous responses. *Animal and Plant Sciences. International Agricultural Science Congress. 9-12May, Van, Turkey.*
- Eyduran E, Akin M, Eyduran SP. 2019a. Application of multivariate adaptive regression splines in agricultural sciences through R Software. *Nobel Bilimsel Eserler Sertifika No:20779, Ankara. ISBN: 978-605-2149-81-2.*
- Eyduran E, Çanga D, Sevgenler H, Çelik AE. 2019b. Use of Bootstrap Aggregating Bagging MARS to Improve Predictive Accuracy for Regression Type Problems. presented at the 11. Uluslararası İstatistik Kongresi.
- Friedman JH. 1991. Multivariate adaptive regression splines. *Annl. Stat.*, 19: 1-141. <https://doi.org/10.1214/aos/117634796>.
- Gecer MK, Akin M, Gundogdu M, Eyduran SP. 2016. Organic Acids, Sugars, Phenolic Compounds, and Some Horticultural Characteristics of Black And White Mulberry Accessions from Eastern Anatolia. *Can J Plant Sci.* 96(1): 27-33.
- Grzesiak W, Zaborski D, Sablik P, Żukiewicz A, Dybus A and Szatkowska I. 2010. Detection of cows with insemination problems using selected classification models. *Comput. Electron. Agric.*, 74: 265-273. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2010.09.001>
- Hasibuan MJA, Rusgiyono A, Safitri D. 2020. Pemodelan Produk Domestik Regional Bruto (Pdrb) D1 Provinsi Jawa Tengah Menggunakan Bootstrap Aggregating Multivariate Adaptive Regression Splines (Bagging Mars). *Jurnal Gaussian*, 8(1): 139-148.
- Hastie T, Tibshirani R, Friedman J. 2009. *The elements of statistical learning: Data mining, inference and prediction*, second ed. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-84858-7>.
- Karadas K, Tariq M, Tariq MM, Eyduran E. 2017. Measuring predictive performance of data mining and artificial neural network algorithms for predicting lactation milk yield in indigenous Akkaraman sheep. *Pakistan Journal of Zoology*, 49(1): 1-7.
- Kibet CE. 2012. *A Multivariate Adaptive Regression Splines Approach To Predict The Treatment Outcomes Of Tuberculosis Patients In Kenya. Yüksek Lisans Tezi, Science in Biometry To The University of Nairobi, Kenya.*
- Koç Y, Eyduran E, Akbulut O. 2017. Application of Regression Tree Method for Different Data from Animal Science. *Pakistan Journal of Zoology*, 49(2): 599-607.
- Kutlu HR, Görgülü M, Baykal L. 1996. Tavukçulukta besleme-çevre sıcaklığı ilişkisi. *Ulusal Kümes Hayvanları Semp.'96, 18-21 Kasım, s: 228-249, Adana.*
- Kutlu HR. 2009. *Tavukların Beslenmesi (M.Türkoğlu ve M.Sarıca Editörler) Tavukçuluk Bilimi, Yetiştirme, Besleme, Hastalıklar, 3. Baskı, Bey Ofset Matbaacılık, Ankara, S:437,438.*
- Mendeş M, Akkartal E. 2009. Regression tree analysis for predicting slaughter weight in broilers. *Italian Journal of Animal Science*, 8, 615-624.
- Milborrow S. 2018. Derived from mda: mars by T. Hastie and R. Tibshirani. İnternet url: <https://CRAN.R-project.org/package=earth> (10.10.2018).
- R Core Team. 2014. *R: A Language and Environment for Statistical Computing. R Foundation for Statistical Computing, 2014. http://www.R-project.org.*
- Sevgenler H. 2019. Keçilere Ait Kimi Özelliklerin Canlı Ağırlık Üzerindeki Etkilerini Belirlemek Amacıyla Kullanılan Veri Madenciliği Algoritmalarının (Cart, Çaid Ve Mars) Karşılaştırılması. Yüksek Lisans Tezi, Iğdır Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü. İğdir.
- Steinberg D. 2001. An alternative to neural networks: Multivariate adaptive regression splines (MARS), *PC AI, January/February*, pp. 38 -41.
- Storlie CB, Swiler LP, Helton JC, Sallaberry CJ. 2009. Implementation and evaluation of nonparametric regression procedures for sensitivity analysis of computation all demanding models *Reliab. Engin. Syst. Safe.*, 94: 1735-1763. <https://doi.org/10.1016/j.res.2009.05.007>
- Zaborski D, Grzesiak W, Szewczuk M, Eyduran E, Tariq MM, Ali M. 2018. The use of MARS method for predicting daily body weight gains in Harnai sheep. IX International Scientific Agriculture Symposium "Agrosym 2018", Jahorina Bosnia Herzegovina.