

Yenidoğanın Ağırlığının Tahminine Yönelik Olarak Elde Edilen Klinik Verilerin Klasik ve Bulanık Doğrusal Regresyon Modelleri İle Analizi

Clinical Data Obtained for Prediction of the Weight of the Newborn Analysis with Classical and Fuzzy Linear Regression Models

• Derviş TOPUZ^a

^aNiğde Ömer Halisdemir Üniversitesi, Niğde Zübeyde Hanım Sağlık Hizmetleri Meslek Yüksekokulu, Niğde, TÜRKİYE

ÖZET Amaç: Klinik araştırmalarda bağımlı (Y) değişken ile bağımsız (X) değişkenler arası ilişki regresyon analizi ile ifade edilir. Fakat bu değişkenlerden birisi veya birden daha fazlası belirsizlik ve aykırı değerler içeriyor ise klasik regresyon analizi yapılamaz. X değişkenlerinde (bağımsız değişken) belirsiz ve aykırı gözlem değerleri olduğunda bulanık doğrusal regresyon çözümleme yaklaşımının uygulanışı tanıtılıp, bir klinik örnek üzerinde daha güvenilir tahminlerin elde edildiği tartışıldı. **Gereç ve Yöntemler:** Genel olarak, bulanık regresyon modellerinin analizinde kullanılan minimum bulanıklık yaklaşımının teorik temelleri ve süreçleri açıklanmıştır. Klasik ve bulanık yöntemle tahmin edilen değerler ile gözlemlenen değerler arasında istatistiksel olarak anlamlı bir fark olup olmadığını $h=0.5$ "bulanıklık tolerans seviyesi" değerinde hesapladık. Hesaplanan değerler arasındaki uyumluluğu gösteren uyum iyiliği test ölçütü kriterleri olarak hata kareler ortalaması ve belirleme katsayısı (R^2) indexleri kullanılmıştır. Daha sonra, hesaplanan değerleri grafiksel olarak gösterip yorumladık. **Bulgular:** Klasik ve bulanık doğrusal regresyon analiz yöntemleri ile yenidoğanların tahmin edilen ortalama ağırlıklarına ait standart hata ve R^2 değerleri sırasıyla $2635 (g) \pm 32.82 (g)$; $R^2_{\text{gözlenen/Ktahmin}} = 0.61$ ve $3117.72 (g) \pm 21.97 (g)$; $R^2_{\text{gözlenen/Btahmin}} = 0.97$ olarak hesaplanmıştır. 22 iterasyonda oluşturulan bulanık doğrusal regresyon modelinin bulanıklığı 49.789 olarak hesaplanmıştır. **Sonuç:** Yaklaşımına göre yenidoğanın doğum ağırlığını (Y_i) (g) tahmin etmede etkisi olduğu varsayılan annenin gebelikteki yaşı, doğumdaki ağırlığı, eğitim düzeyi ile oruçlu gün sayısının doğum ağırlığı üzerine etkisi önemli bulundu. Yöntemin klinik çalışmalarda da kullanılabilceği gösterilerek alternatif bir yaklaşım olabileceği önerilmiştir.

ABSTRACT Objective: In clinical studies, the relationship between dependent (Y) variable and independent (X) variables is expressed by regression analysis. However, if one or more of these variables contains uncertainty and outliers, classical regression analysis cannot be performed. The application of the fuzzy linear regression analysis approach was introduced when there were ambiguous and outliers in X variables and it was discussed that more reliable estimates were obtained on a clinical sample. **Material and Methods:** We showed whether there is a statistically significant difference between observed values and estimated values calculated using fuzzy linear regression analysis methods based on classical and linear programming. In clinical studies, we suggested an $h=0.5$ value, which we call "turbidity tolerance level". We used mean squared error, square root of mean squares error and the coefficient of determination (R^2) indexes as the goodness of fit test criteria showing the compatibility between the values calculated at the suggested h -level. Then, we showed and interpret the calculated values graphically. **Results:** With classical and fuzzy linear regression analysis methods, standard error and R^2 values of the estimated average weights of newborns were calculated as $2.635 (g) \pm 32.82 (g)$; $R^2_{\text{observed/Kestimated}} = 0.61$ and $3.117.72 (g) \pm 21.97 (g)$; $R^2_{\text{observed/Bestimated}} = 0.97$, respectively. The turbidity of the fuzzy linear regression model created in 22 iterations was calculated as 49.789. **Conclusion:** According to the approach, the effect of the mother's age, birth weight, education level and number of fasting days on birth weight was found to be significant. It has been suggested that the method can be used in clinical studies as an alternative approach.

Anahtar kelimeler: Bulanık doğrusal regresyon; bulanık katsayılar; en küçük kare tahmini; yenidoğan

Keywords: Fuzzy linear regression; fuzzy coefficients; least square estimation; newborn

Geleneksel yöntemler ve teknolojiler, gerçek yaşam içerisindeki olaylarla ilgili problemlere çözüm üretmek için kesin bilgiler peşinde koşar ve neredeyse tüm matematiksel teoriler, bu tür verileri analiz etmek için geliştirilmiştir. Ancak, gerçek dünyadaki klinik olayların (doğum, ölüm, hastalık) doğal yapısındaki bir-

Correspondence: Derviş TOPUZ

Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi, Niğde Zübeyde Hanım Sağlık Hizmetleri Meslek Yüksekokulu, Niğde, TÜRKİYE/TURKEY

E-mail: topuz@ohu.edu.tr



Peer review under responsibility of Türkiye Klinikleri Journal of Biostatistics.

Received: 16 Mar 2020 **Received in revised form:** 06 Jul 2020 **Accepted:** 07 Jul 2020 **Available online:** 21 Dec 2020

2146-8877 / Copyright © 2020 by Türkiye Klinikleri. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

çok veri, belirsizlik özelliği göstermektedir. Bu durum, çoğu zaman engellenemez. Klinik çalışmalarda, bazen de uygun ve gelişmiş ölçüm cihazlarının eksikliğine bağlı olarak, değişkenlerin kesin değerleri ölçülemediğinden dolayı kesin olmayan gözlem değerleri ile de sık sık karşılaşmaktadır. Ölçülen değerlerde, yaklaşık bir değer olarak kayıt edilmektedir. Klinik araştırmalardaki diğer bir belirsizlik durumu ise uzmanların alanları ile ilgili fikirlerini sayısal olarak değil de sözel ifadelerle rapor etmelerinden kaynaklanabilmektedir. Söz konusu belirsizliğe neden olan bu durumlardan şüphelenilmesi hâlinde, kesin sınırlar anlamını yitirir.¹ Yenidoğanların ağırlıklarının sınıflandırılmasında, belirlenen sınır çizgilerinde tam bir ayırt edici sınır noktası bulunmadığından dolayı uzmanlar arasında şüpheler oluşmaktadır. Bu durumlarda sorgulanabilir olmaktadır. Teorik temeli rasgelelik olan klasik regresyon çözümleme yöntemleri ile geçerli ve güvenilir sonuçlar hesaplaya bilmek için söz konusu verilere ait belirsizliklerin minimum seviyeye indirilmiş bir şekilde elde edilmesi gerekir.² Aksi durumda klasik veri analiz yöntemlerinin, bu tür belirsizlikleri sistematik olarak yönetmesinde sınırlamalar bulunmasından dolayı kullanılmalarında çok da mantıklı sonuçlar elde edilememektedir.³ Klasik çözümleme yöntemleri ile belirsizlik içeren veri kümelerinden hesaplanan sonuçlara göre uzmanların teşhis ve tedavi konusunda geçerli ve güvenilir kararlar veremeleri tartışmalı hâle gelmektedir.

Gerçek yaşamdaki söz konusu kesin olmayan durumlara Zadeh'in bulanık küme teorisi önerilmiştir.⁴ Bulanık kümeler, çok karmaşık olan ya da kesin olarak tanımlanamamış günlük yaşam dilinde kullanılan belirsizlik durumlarını matematiksel olarak değerlendirebilmek amacıyla kullanılmaktadır.^{5,6} Doğal olarak belirsizlik içeren "yüksek doğum ağırlığı", "düşük doğum ağırlığı" gibi kavramlara üyelik dereceleri verilerek, daha gerçekçi bir sınıflandırmanın yapılması sağlanmaktadır. Örneğin bulanık küme yöntemi ile yenidoğanları gebelik yaşına bakılmaksızın doğum tartılarına göre sınıflandırmak istediğimizde, kesin mantığa göre yapılan sınıflamada, 2.500 g altındakiler "düşük doğum ağırlıklı" olarak tanımlanır. Düşük doğum ağırlık da, 3 kategoriye ayrılmaktadır; 1.500-2.499 g arasındaki bebekler, "düşük doğum ağırlıklı", 1.499 ve 1.000 g arasındaki bebekler "çok düşük doğum ağırlıklı", 1000 g'dan az ağırlıktaki bebekler ise; "aşırı düşük doğum ağırlıklı" olarak kabul edilmektedir.⁷ 2.500-4.000 g arasında doğum ağırlığına sahip olan bebekleri "normal doğum ağırlığı"na sahip bireyler olarak ifade ederiz. Çünkü bunları düşük doğum ağırlığı grubuna dâhil edemeyiz.

Bulanık küme teorisi, bu durumları çok düşük, düşük, normal (orta), yüksek ve çok yüksek gibi ifadeleri kullanarak derecelendirmektedir. Klasik doğrusal regresyon çözümleme yönteminin teorik temellerini ve Zadeh'in bulanık küme teorisini esas alan, bulanık doğrusal regresyon çözümleme yaklaşımı bağımlı değişken (Y_i) ile bağımsız değişkenler (X_i) arasındaki ilişkilerde var olması muhtemel olan belirsizliklerden dolayı kesin sınırların çizilemediği ve verilere olan güvenin azaldığı durumlarda kullanılan bir yaklaşımdır.⁸ Yaklaşım, olayların (doğum, ölüm, hastalık) doğal yapısında bulunan belirsizlikler ile belirsizliğe neden olan birçok bağımsız değişkenlerin etkilerinin önemli olduğu durumlarda daha gerçeğe yakın değerlerin hesaplanmasını sağlamaktadır. Çünkü bu yaklaşım, her bir gözlem değerinin sahip olduğu üyelik derecelerine göre katsayıların tahmin edilmesinde kullanılarak, belirsizliklerden kaynaklanan toplam hatayı minimum seviyeye indirmektedir. Modele ait hata miktarı, modeldeki katsayı değerlerinin yayılımları toplamına eşit olmaktadır.⁷ Dolayısıyla her bir bağımsız değişken için tahmin edilen bağımlı \tilde{Y}_i değişken değerleri de minimum bulanıklık seviyesinde tahmin edilebilmektedir. Bu mantık yaklaşımında klasik regresyon çözümleme modelindeki gibi hata (ϵ_i) değerleri bulunmamaktadır.⁹

Önerilen yaklaşım, bulanık doğrusal regresyon çözümleme, kesin olmayan durumlar ile aykırı gözlem değerlerinin olduğu durumlarda klasik doğrusal regresyon çözümleme yöntemine göre geçerli ve güvenilir çözümler sunmaktadır.¹⁰ Yöntemin bu tür özelliğinin klinik çalışmalarda belirsizlik durumları ile aykırı gözlem değerleri içinde bir çözüm olabileceği örnek bir veri kümesi üzerinde uygulanarak gösterilmeye çalışılmıştır.

GEREÇ VE YÖNTEMLER

Bu çalışmada, Kayseri Kadın Doğum Ve Çocuk Hastalıkları Hastanesinden elde edilen 2000-2001 yıllarındaki 150 yenidoğan içerisinde rastgele seçilen 32 yenidoğanın ağırlık (g) (Y_i) değerlerini minimum hata ile tahmin edebilmek amacıyla annenin gebelikteki yaşı (AGY) (X_1), annenin doğumdaki ağırlığı (ADA) (X_2), annenin eğitim durumu(AED) (X_3), annenin gebelik dönemindeki oruçlu gün sayısı (AGDOGS) (X_4) gibi değişkenlere ait değerler materyal olarak kullanılmıştır. Bu değerler, klasik regresyon çözümü yöntemi ve doğrusal programlama temeline dayalı bulanık doğrusal regresyon çözümleme yöntemlerinde kullanılarak, katsayıların tahmini değerleri ile istatistik değerler hesaplanarak yorumlanmıştır. Klasik regresyon çözümü yöntemine ait kısıtların sağlanamaması, veri kümelerindeki belirsizliklerin minimum seviyeye indirilmediği durumlarda küçük veri kümeleri ile daha kısa sürede daha güvenilir sonuçların hesaplanıp hesaplanamayacağını tespit etmek amacıyla örneklem büyüklüğü 32 olarak belirlendi.

Ayrıca oluşturulan modelin yeterliliğine karar verebilmek için hata kareler ortalaması [mean squared error(MSE)], hata kareler ortalamasının karekökü [root mean squared error (RMS)] ve belirtme katsayısı (R^2) indeksleri kullanıldı. Bu verilerin analizi için Microsoft Office Excel 2016 (R), LİNGO 16.0 ve TURCOSA Analitik Çözümlemeler Version 1.0 paket programları kullanılmıştır.

METOD

Tanaka ve ark. tarafından geliştirilmiş olan doğrusal programlama temeline dayalı bulanık doğrusal regresyon analizi, bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki fonksiyonel ilişkiyi değerlendirmek için kullanılan alternatif bir yaklaşımdır.^{11,12} Tanaka modeli katsayıların bulanıklaştırılmasına dayalı bir modeldir. Modele ait hata değerleri genel olarak katsayı değerlerine dağıtılmış durumda bulunmaktadır.^{13,14} Dolaylı her bir katsayı belirli bir bulanıklık tolerans seviyesinde tahmin edilmektedir. Kat sayılardaki bulanıklık, bağımsız değişkenler arasındaki ilişkilerden kaynaklanmaktadır.¹¹ Hesaplanan katsayıların bulanık sayılar olması nedeniyle, tahmin edilen bağımlı değişken Y_i ' değerleride bulanık sayı olmaktadır.⁸ Gözlenen değerler ile tahmin edilen bulanık değerler arasındaki sapmaların, klasik regresyondaki gibi ölçüm ve gözlem hatalarından değil, modele ait katsayıların bulanıklığından kaynaklandığını varsaymışlar.¹³ Kısaca Tanaka modeli, toplam belirsizliğin minimize edilmesine dayanmaktadır.^{4,13} Modele ait fonksiyon;

$$f = X \times \tilde{A} \rightarrow \tilde{Y}_i, \tilde{Y}_i = f(\tilde{A}, X) \quad (1)$$

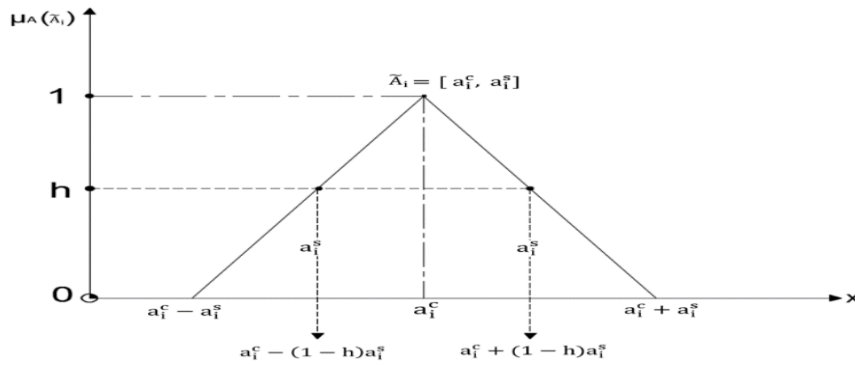
ile verilir. Burada; \tilde{Y}_i , simetrik üçgensel özellik yapısındaki bulanık bağımlı değişkeni ifade etmekte olup $\tilde{Y}_i = (\tilde{Y}_c, \tilde{Y}_s)$ şeklinde gösterilir. \tilde{Y}_c , ortalama değeri (merkezi) ve \tilde{Y}_s , yayılım değerini ifade etmektedir. $\{Y_i, X_{i1}, X_{i2}, X_{i3}, \dots, X_{(p-1)i}\} = \{Y_i, X_i\}$ şeklinde oluşan bağımlı ve bağımsız değişkenler kümesi olup, her bir bağımlı değişken gözlemi, $x \in X$ şeklinde ifade edilir ($j = 1, 2, \dots, p - 1$).

$\tilde{A}_i = \{\tilde{A}_0 \text{ ve } \tilde{A}_1, \tilde{A}_2, \tilde{A}_3, \dots, \tilde{A}_j, \dots, \tilde{A}_{p-1}\}$ fonksiyonda bağımsız değişkenlere ait katsayı değerleridir.

Her bir katsayı değeri $\tilde{A}_i = \{a_i^c, a_i^s\} = \{\tilde{A}_i: a_i^c - a_i^s \leq \tilde{A}_i \leq a_i^c + a_i^s\}$ simetrik üçgen özellik yapısına sahip olup, \tilde{A}_i ($j: 0, 1, 2, 3, \dots, p-1$) dir.^{3,15}

a_i^c , katsayıların orta noktasını yani merkez değerini gösteren $\mu_{\tilde{A}_i}(a_i^c) = 1$ değeridir ve $a_i^c = [a_1^c, a_2^c, a_3^c, \dots, a_n^c]^t$ şeklindedir.

a_i^s , bulanık regresyon çözümleme modeline ait katsayıların yayılımını (spread) göstermektedir ve $a_i^s = [a_1^s, a_2^s, a_3^s, \dots, a_n^s]^t$ şeklindedir.^{16,17} Bulanık katsayıların \tilde{A}_i geometrik yapısının grafik yardımı ile gösterimi [Şekil 1](#)'deki gibidir.¹⁸



ŞEKİL 1: Bulanık katsayının geometrik yapısı.

Şekil 1'deki noktalı çizgiler, tahmin edilen bulanık katsayıların bulanıklık tolerans seviyesini göstermektedir.

Bulanık doğrusal regresyon çözümleme yaklaşımına ait katsayıların \tilde{A}_i üyelik fonksiyonu $\mu_{\tilde{A}_i}(a_i)$;

$$\mu_{\tilde{A}_i}(a_i) = \min_i [\mu_{\tilde{A}_i}(a_i)]$$

$$\mu_{\tilde{A}_i}(a_i) = \begin{cases} 1 - \frac{|a_i^c - a_i|}{a_i^s}, & a_i^c - a_i^s \leq \tilde{A}_i \leq a_i^c, & \forall i = 1, 2, \dots, n \\ 1 - \frac{|a_i - a_i^c|}{a_i^s}, & a_i^c \leq a_i \leq \tilde{A}_i + a_i^s & \forall i = 1, 2, \dots, n \\ 0, & \text{diğer durumlar} \end{cases} \quad (2)$$

ile her bir bulanık \tilde{A}_i katsayılar için üyelik fonksiyonu tanımlanır.¹⁵

p-1 tane bağımsız değişkenler $X_{ij} = [x_1, x_2, \dots, x_{(p-1)n}]^t$ $j = 1, 2, \dots, p - 1$ ile tek bir bağımlı Y_i değişken arasındaki ilişkiyi ortaya koymak için doğrusal programlama temeline dayanan Tanaka'nın bulanık doğrusal regresyon çözümleme modelinin genel yapısı;

$$\tilde{Y}_i = f(\tilde{A}, X) = \tilde{A}_0 + \tilde{A}_1 X_{i1} + \dots + \tilde{A}_{p-1} X_{i(p-1)} = \tilde{A}_0 + \sum_{i=1}^n \tilde{A}_i X_i \quad (3.a)$$

$$\tilde{Y}_i = \{a_0^c, a_0^s\} + \{a_1^c, a_1^s\} X_{i1} + \{a_2^c, a_2^s\} X_{i2} + \dots + \{a_{p-1}^c, a_{p-1}^s\} X_{i(p-1)} \quad (3.b)$$

ile tanımlanır ($i = 1, 2, 3, \dots, n$).

Bulanık katsayıların $\tilde{A}_i = \{a_i^c, a_i^s\}$ değeri, Tanaka'nın önerdiği minimum bulanıklık yöntemiyle tahmin edilmiştir. Yöntem aşağıdaki eşitlikte verilmiştir.^{13,18}

$$\text{Min } Z = \sum_{i=0}^n a_i^s \quad (4)$$

$$\text{Min } Z = \sum_{i=0}^n (a_i^s [\sum_{j=1}^m |X_{ji}|]), \quad X_{ji} = 1 \text{ için } j = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

ile ifade edilen amaç fonksiyonunun uygulanması için gereken kısıtlar ise aşağıdaki gibidir.

$$a_i^s |X_{ij}| \quad (6)$$

$$\sum_{i=0}^{p-1} a_i^c X_{ij} + (1-h) \sum_{j=0}^{p-1} a_i^s |X_{ij}| \geq Y_i \quad \forall i, j = 1, 2, \dots, m \quad (7)$$

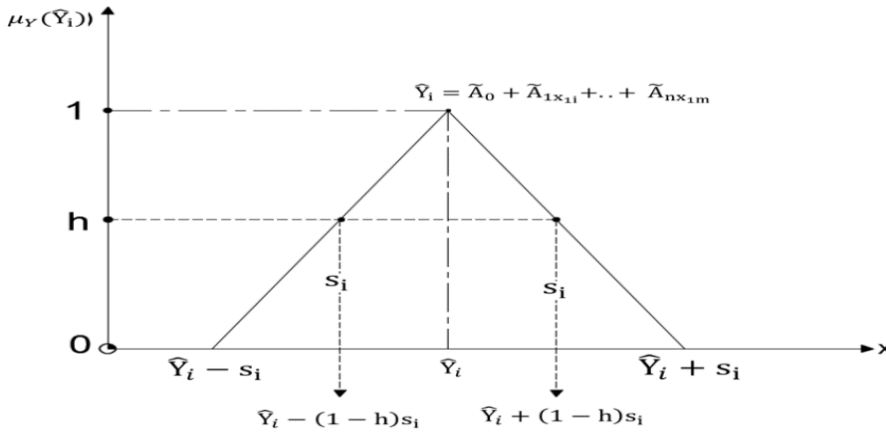
$$\sum_{i=0}^{p-1} a_i^c X_{ij} - (1-h) \sum_{j=0}^{p-1} a_i^s |X_{ij}| \leq Y_i \quad \forall i, j = 1, 2, \dots, m \quad (8)$$

$$a_i^s \geq 0, \quad a_i^c \in \mathbb{R}, \quad X_{i0} = 1, \quad 0 \leq h \leq 1, \quad \forall i = 0, 1, 2, \dots, n$$

Burada, $Z(x)$ fonksiyonu modeldeki toplam bulanıklığı göstermektedir. m : bağımlı değişkene ilişkin gözlem sayısıdır. j : Bağımsız değişken sayısıdır. x_{ij} : ise j 'nci bağımsız değişkenin i 'nci gözlem değeridir. Tahmin edilen her bir \tilde{Y}_i gözlem değeri için kısıt sayısı, $2 \times n$ olmalıdır.¹⁹ Toplam yayılımın minimize edilmesi için h düzeyi, her bir Y_i gözlem değerinin tahmincisi olan \tilde{Y}_i nin, $\mu_{\tilde{Y}_i}(Y_i) \geq h$ $i=1,2,\dots,m$ bulanıklık tolerans değerinde olması gerektiği varsayılmaktadır.^{10,13,20,21} Eşitlik 5'teki, amaç fonksiyonu bağımsız değişkenlerin yayılımlarına ait ölçümlerin mutlak değerleri ile ağırlıklandırılır.

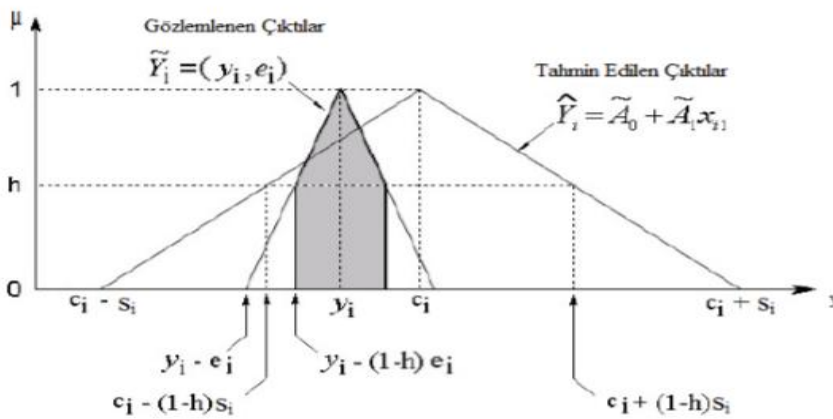
BULANIK DOĞRUSAL REGRESYON ÇÖZÜMLEME YAKLAŞIMINA AİT ÜYELİK FONKSİYONU

Üyelik fonksiyonunun şekli, veri kümelerinin özelliklerine göre değişiklik gösterdiği için bu çalışmada, simetrik üçgensel özellik yapısına sahip bir üyelik fonksiyonu üzerinde durulacaktır. Bulanık çıkış değerlerine \tilde{Y}_i ait üyelik fonksiyonunun geometrik yapısı, grafik yardımıyla gösterilmek istendiğinde [Şekil 2](#)'deki gibidir.⁸



ŞEKİL 2: Herhangi bir bulanıklık tolerans h -seviyesinde tahmin edilen simetrik üçgensel özellik yapısındaki bulanık çıkış değerlerinin geometrik yapısı.

Tahmin edilen bulanık bağımlı değişken \tilde{Y}_i değerleri ile gözlenen bağımlı Y_i değişken değerleri arasındaki uyumluluk derecesi [Şekil 3](#)'teki gibi gösterilmektedir.⁸



ŞEKİL 3: Gözlenen bağımlı Y_i değişkenine ait veriler ile tahmin edilen bulanık bağımlı değişken \tilde{Y}_i değerleri arasındaki uyumluluk derecesi.

Bulanık regresyon modeline ait hata değerleri, katsayılara dağıtılmış durumda bulunması nedeniyle belirli bir bulanıklık tolerans katsayısı (h) düzeyinde tahmin edilir. Bulanıklık tolerans katsayısı (h) düzeyinin,

analiz yapılmadan önce yeterli büyüklükte veri kümesinin olmadığı, kesin olduğundan şüphe duyulan veri kümelerinin olduğu, uygun ve gelişmiş ölçüm cihazlarının eksikliğine bağlı olarak gerçek olmayan ölçüm değerlerinin elde edildiği durumlar ile veri kümelerinin doğru kriterlere göre değerlendirilip değerlendirilmediği ile ilgili şüphelerin olduğu durumlarda en uygun değerinin $0 \leq h \leq 1$ koşulu dikkate alınarak araştırmacılar tarafından belirlenmesinin gerekliliği önerilmiştir.²⁰ Çalışmanın amacına ve veri kümesinin yapısına göre en uygun bulanıklık tolerans hata miktarı $(1 - h)$ dir.¹⁹ Bulanıklık tolerans seviyesi $h = 0$ ise oluşturulan model ile veri kümesinin uyumsuz olduğunu, $h = 1$ ise uyumlu olduğu anlamına gelmektedir. h 'nin değerinin 0'a yaklaşması, tahmin edilen bağımlı değişken değerinin ve katsayı değerlerinin yayılımlarının artmasına neden olmaktadır. h 'nin 1'e yaklaşması ise hesaplanan bulanık değerlerin yayılımlarının azalmasına neden olmaktadır. $h=1$ olması durumunda ise yayılım 0'dır.

“ h ” ne kadar farklı değer alırsa alsın, hesaplanan bulanık ortalama değerler değişmemektedir.² Genellikle tavsiye edilen ideal bulanıklık tolerans seviyesi değerinin $h = 0.5$ olduğu belirtilmiştir.¹⁹ Bu çalışmada da $h = 0.5$ olarak belirlendi.

Simetrik üçgensel bulanık sayı olarak tahmin edilen \tilde{Y}_i değişkenine ait alt sınır, üst sınır ve yayılım değerlerinin belirlenmesi

Eşitlik 3.a ve Eşitlik 3.b'deki bulanık doğrusal regresyon çözümleme modeli için tahmin edilen bulanık bağımlı değişkene ait değerler $\tilde{Y}_i = (\tilde{Y}_c, \tilde{Y}_s)$ şeklinde gösterilmekte olup, $i = 1, 2, \dots, m$ dir.

Bağımlı değişken \tilde{Y}_i için alt ve üst bulanık regresyon doğrularının tolerans edilebilir bulanıklık sınır değerleri $\tilde{Y}_i = [\tilde{Y}_i^L, \tilde{Y}_i^{h=1}, \tilde{Y}_i^U]$ 'nin belirlenmesinde Zadeh'in genişleme kuramı kullanılmaktadır.⁶

Bağımlı değişken \tilde{Y}_i nin alt bulanıklık sınır değeri;

$$\tilde{Y}_i^L = \sum_{j=0}^p (a_i^c - a_i^s) X_{ij} \quad (9)$$

ile sınırları tahmini olarak belirlenen 2 veya daha fazla veri noktasından geçen alt doğrusal regresyon modeli oluşturulur.

\tilde{Y}_c , bulanık doğrusal regresyon çözümleme modeli ile tahmin edilen bulanık bağımlı değişken \tilde{Y}_i değerlerinin merkezini yani (Orta) noktası;

$$\tilde{Y}_i^{h=1} = \tilde{Y}_c = \sum_{j=0}^p a_i^c X_{ij} = a_0^c + \sum_{i=1}^n a_i^c x_i = a_0^c + a_1^c x_1 + \dots + a_n^c x_n \quad (10)$$

ile ifade edilmektedir.¹

Hesaplanan bu $\tilde{Y}_i^{h=1}$ değeri, üst bulanıklık tolerans seviyesinde oluşturulan regresyon doğrusu ile alt bulanıklık tolerans seviyesinde oluşturulan regresyon doğrusu arasındaki doğru dur.¹⁹

Bağımlı değişken \tilde{Y}_i nin üst bulanık tolerans sınır değeri: 2 veya daha fazla veri noktasından geçen üst regresyon doğrusu,

$$\tilde{Y}_i^U = \sum_{j=0}^p (a_i^c + a_i^s) X_{ij} \quad (11)$$

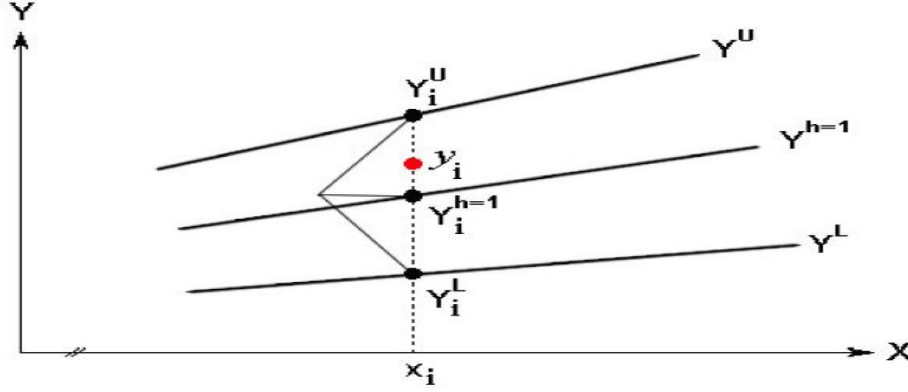
eşitlik ile hesaplanmaktadır.

\tilde{Y}_s , tahmin edilen bağımlı değişkene ait \tilde{Y}_i değerlerin bulanıklık seviyesini (yayılımını) gösteren değer olup,

$$\tilde{Y}_s = a_0^s + \sum_{i=1}^n a_i^s |X_{ji}| = a_0^s + a_1^s |x_1| + \dots + a_n^s |x_n| \quad (12)$$

şeklinde verilir.

Söz konusu hesaplamalar yapıldığında, alt ve üst regresyon doğruları ile bu doğruların tam orta noktasından geçen doğrunun birlikte grafikte gösterimi [Şekil 4](#)'teki gibidir.^{8,15}



ŞEKİL 4: Bulanık doğrusal regresyon çözüm aralıkları

BULANIK REGRESYON MODELLERİ İÇİN UYUM İYİLİĞİ TEST ÖLÇÜTLRİ

Bu çalışmada, gerçek gözlem değerleri ile tahmin edilen bulanık sonuçların birbiri ile ne kadar uyumlu olduğunu belirlemek için uyum iyiliği test ölçütlerinden;

- MSE,

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

- Belirtme katsayısı (R^2),

$$R^2 = 1 - \left(\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \tilde{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\tilde{Y}_i)^2} \right) \quad (14)$$

uygulanacaktır. Burada;

\tilde{Y}_i : $n \times 1$ boyutlu tahmin edilen değerler vektörünü göstermektedir.

n : gözlem sayısını, p : giriş değişkenlerinin sayısını, Y_i : Gözlenen değerleri göstermektedir.¹¹

Söz konusu eşitliklerdeki test ölçüt kriterleri ile geçerli ve güvenilir modellerin belirlenmesi gerçekleştirilmiştir.

Bulanık doğrusal regresyon çözümlene modeli ile daha güvenilir ve tutarlı sonuçların elde edilebilmesi için aşağıdaki gibi sistematik bir yolun takip edilmesi faydalı olacaktır.^{8,20}

1. adım: Bağımlı ve bağımsız değişkenler ile ilgili veriler belirlenir,

2. adım: Bağımlı ve bağımsız değişkenlere ait en uygun modelin oluşturulması için gerekli "h" tolerans (güven) seviyesi belirlenir.

3. adım: Tahmin edilecek her bir \tilde{Y}_i gözlem değeri için kısıt sayısı, $2 \times n$ oluşturulur.¹⁹

4. adım: Oluşturulan kısıtlar, LINGO 16.0 doğrusal programlamada kullanılarak bulanık regresyon çözümlene modelinin katsayı değerleri hesaplanır.

5. adım: "h" tolerans seviyesinde oluşturulacak modele ait bulanık seviyesi amaç fonksiyonu ile hesaplanır

6. adım: Bulanık regresyon çözümlene modeli oluşturulur.

7. adım: Bağımlı değişkene \tilde{Y}_i ait bulanık değerlerin hesaplanabilmesi için üyelik fonksiyonu tanımlanır.

8. adım: Bağımlı değişkene \tilde{Y}_i ait bulanık değerler tahmin edilir ($\tilde{Y}_c = \tilde{Y}_i^{h=1}$).

9. adım: \tilde{Y}_i nin yayılım değerleri \tilde{Y}_s hesaplanır (Excel 2016).

10. adım: Bulanık alt ve bulanık üst değerler (\tilde{Y}_i^L ve \tilde{Y}_i^U) hesaplanır (Excel 2016).

11. adım: Modele ait alt ve üst regresyon doğruları oluşturulur.

BULGULAR

Çalışmanın uygulama bölümünde, yenidoğanların ağırlıklarını etkileyen pek çok çevresel ve genetik karakterler bulunmaktadır. Bunlardan, bebeğin cinsiyeti, annenin yaşı, annenin boy uzunluğu, anne ağırlığı, daha önce kaç doğum yaptığı, gebelik süresi, annenin sigara kullanıp kullanmaması, annenin sosyoekonomik, antropometrik, medikal ve beslenme durumları, doğum haftası, gebelik döneminde oruçlu olmanın ve annenin beslenme şekli gibi değişkenlerin doğum ağırlığını etkileyen faktörler olduğu yapılan birçok çalışma ile belirlenmiştir. ²²⁻²⁵ Bu bilgiler ışığında çalışmada ele alınacak bağımlı değişken yenidoğanın ağırlık (g) (Y_i) değeri, bağımsız değişkenler ise annenin gebelikteki yaşı, annenin doğumdaki ağırlığı, annenin eğitim durumu, annenin gebelik dönemindeki oruçlu gün sayısı gibi değişkenlere ait veriler kullanılmıştır. Bulanık doğrusal regresyon katsayılarının tahmini değerleri Tanaka ve ark. tarafından önerilen doğrusal programlama yöntemi ile hesaplanmıştır. Uygulanan klasik ve Tanaka'nın bulanık doğrusal regresyon çözümleme yöntemleri ile hesaplanan istatistik değerler için uyum iyiliği test kriterleri hesaplanarak sonuçlar yorumlanmaya çalışılmıştır. Yöntem kısmında bahsedilen sistematik yolun takip edilmesi sonucunda,

1. adım. [Tablo 1](#)'deki veriler elde edilmiştir

TABLO 1: Yenidoğanın ağırlığının tahmin edilmesinde kullanılan annelere ait veri kümesi.

Ünit no	YDA (g)	AGY(yıl)	ADA(kg)	AED	AGDOGS(Gün)
1	3200	21	68	4	30
2	3180	25	65	3	0
3	3390	38	77	2	30
4	3510	24	59	4	30
.
30	3990	34	74	3	0
31	3810	20	75	3	0
32	2600	21	61	5	5
Toplam		815	2301	108	580
$\bar{X} \mp S_{\bar{x}}$	3252.18 \pm 95.21	25.46 \pm 1.05	71.90 \pm 1.68	3.37 \pm 0.20	18.12 \pm 2.49

YDA: Yenidoğanın ağırlığı (g); AGY: Annenin gebelikteki yaşı (yıl); ADA: Annenin doğumdaki ağırlığı (kg); AED: Annenin eğitim durumu; AGDOGS: Annenin gebelik dönemindeki oruçlu gün sayısı.

Annenin gebelikteki yaşı, annenin doğumdaki ağırlığı, annenin eğitim durumu, annenin gebelik dönemindeki oruçlu gün sayısının yenidoğanın ağırlık(g) (Y_i) değeri üzerine olan etkisini belirlemek için [Tablo 1](#)'deki veriler önce klasik en küçük kareler regresyon çözümleme yönteminde kullanılarak [Tablo 2](#)'deki gibi bazı klasik parametre değerleri hesaplanmıştır.

TABLO 2: Bazı klasik parametre değerleri (n=32).

Değişken	β	Standart Hata	p değeri
Sabit	1150.03	785.55	0.151
AGY (X_1)	24.23	16.28	0.148
ADA (X_2)	18.85	10.06	0.074
AED (X_3)	20.09	83.48	0.804
AGDOGS (X_4)	3.37	6.63	0.612

AGY: Annenin gebelikteki yaşı (yıl); ADA: Annenin doğumdaki ağırlığı (kg); AED: Annenin eğitim durumu; AGDOGS: Annenin gebelik dönemindeki oruçlu gün sayısı.

Tablo 2'deki katsayı değerleri kullanılarak,

$$\hat{Y}_i = 1150.03 + 24.23x_{i1} + 18.85x_{i2} + 20.09x_{i3} + 3.37x_{i4} + \varepsilon_i, i = 1, 2, \dots, 32 \quad (14)$$

eşitliği elde edildi. Modeldeki bağımsız değişkenlerin anlamlı etkiye sahip olmadığı, ancak annenin gebelikteki yaşı (X_1) ve annenin doğumdaki ağırlığının (X_2) anlamlılık düzeyinin 0,05 değerine daha yakın olduğu görülmüştür. Modeldeki bağımsız değişkenlerin tamamının yenidoğanın ağırlığı (g) (Y_i) üzerinde pozitif etkiye sahip olduğu söylenebilir. Model ileriye dönük yöntem ile kurgulandığında yalnızca tek bir bağımsız değişkenin modele anlamlı katkı yaptığı anlaşılmıştır ($R^2 = 0,164$; $p = 0,021$). Annenin doğumdaki ağırlığı (kg), yenidoğanın ağırlığı (g) üzerinde pozitif yönlü bir etkiye sahiptir ($\beta = 22,875$; $p = 0,021$), fakat modelin belirtme katsayısı daha da düşmüştür. Anlamlılık düzeyi 0,05 yerine 0,10 alındığında da yalnızca annenin doğumdaki ağırlığı (X_2) modele anlamlı katkı yapmaktadır ve diğer değişkenlerin anlamlılık düzeyinin $p > 0,10$ olduğu görülmüştür. Bu durumda, klasik EKK ile belirtme gücü yüksek bir model elde etme şansı bulunmamaktadır. Oysa yenidoğan *yandal* (*Neonatoloji*) uzmanlık alanında çalışan hekimler tecrübelerine dayanarak modele dahil edilmesi düşünülen tüm bağımsız değişkenlerin yenidoğanın ağırlığı (g) (Y_i) üzerinde etkili olduğunu belirtmektedirler.

TABLO 3: ANOVA tablosu (n=32).

Değişken	S.d.	Kareler toplamı	Kareler ortalaması	F değeri	p değeri
Regresyon	4	2139185.98	534796.49	2.11	0.107
Hatalar	27	6832760.88	253065.21		
Genel	31	8971946.87			

Regresyon çözümlene modelinin anlamlı olması kadar gözlem değerleri ile model arasındaki uyumu gösteren belirtme katsayısının da önemli bir yeri vardır. Kurulan modelin anlamlı olmadığı ($p = 0,107$) ve belirtme katsayısının oldukça düşük olduğu ($R^2_{\text{model}} = 0.238$) görülmüştür (Tablo 3). Yani bağımlı değişkende meydana gelen değişimlerin %23,8'i bağımsız değişkenler tarafından açıklanmaktadır. Ayrıca düzeltilmiş belirtme katsayısı R^2_{model} değerinin 0,125 olarak hesaplanması da oluşturulan regresyon çözümlene modeline olan güveni azaltmaktadır.

Özellikle en küçük kareler regresyon çözümlene eşitliği oluşturulurken yöntemin geçerliliğini ve güvenilirliğini etkileyen varsayımlardan aykırı gözlem kontrolünde 27. gözlem değerinin (4.460 gr)($z = 2.24$) aykırı değer olduğu tespit edilmiştir. Klinik çalışmalarda, genellikle her grupta 6 ya da 10 deney hayvanı ile deneme planı kurulmak zorunda kalınabilir. Bu durumda elde edilen verilerle yapılacak klasik regresyon çözümlene analizi veya diğer klasik yöntemlerden elde edilecek sonuçların anlamlı olması düşünülemez. Hatta yeterli sayıda deney hayvanı olsa dahi bir tane aykırı gözlem değerinin bulunması, klasik regresyon çözümlene yönteminin varsayımlarının sağlanmamasına neden olabilir. Bu gibi durumlarda bulanık regresyon çözümlene yaklaşımının uygulanması uzmanlara daha geçerli ve güvenilir karar verme imkânı sağlar.

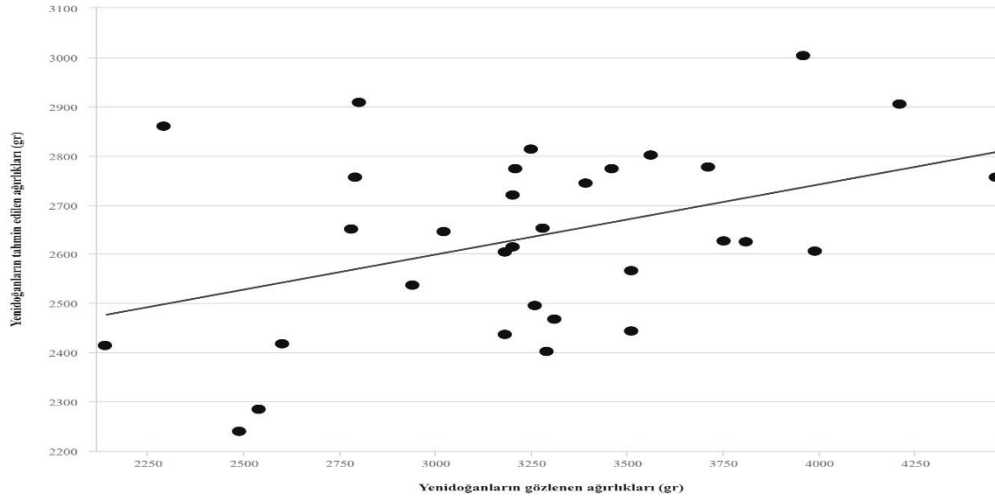
Eşitlik 14 kullanılarak her bir yenidoğan için [Tablo 4](#)'teki ortalama, sapma ve farkların ortalaması ile bu değerlere ait güven aralıkları gibi istatistik değerler hesaplanmıştır.

TABLO 4: Klasik en küçük kareler regresyon çözümleme yöntemi ile tahmin edilen 32 yenidoğanın ağırlıklarına (\hat{Y}_i) ait istatistikler.

No	Yenidoğanların gözlenen ağırlık değerleri (g) (Y_i)	Yenidoğanların ağırlıklarına ait Tahmin edilen istatistik değerler (\hat{Y}_i)			
		Yenidoğanların tahmin edilen ortalama ağırlık değerleri(g) \hat{Y}_i	\hat{Y}_s	Alt sınır değerleri	Üst sınır değerleri
1	3.200	3.122.87	2.344.74	778.12	5.467.61
2	3.180	3.041.79	2.097.29	944.49	5.139.09
3	3.390	3.664.32	2.545.17	1.119.14	6.209.50
4	3.510	3.025.85	2.303.00	722.84	5.328.85
.
.
30	3.990	3.429.58	2.334.43	1.095.15	5.764.01
31	3.810	3.109.20	2.116.53	992.67	5.225.74
32	2.600	2.926.51	2.192.02	734.49	5.118.53
Ortalama	3.252	2.635			
S.Hata	95.21	32.82			
Değişim	617.17		491.32		
Farkların ortalaması			t istatistiği	p değeri	VKo
617.17			7.10	<0.0001	13.67

[Tablo 4](#)'teki hesaplanan sonuçlara göre yenidoğanların gözlemlenen ağırlık değerleri (g) ile tahmin edilen ağırlık değerlerine (g) ait ölçümlerin ortalamaları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılık *bulunmaktadır*.

32 yenidoğana ait gözlemlenen ve tahmin edilen ağırlık değerleri arasındaki uyumluluğun gösterimi için [Şekil 5](#)'teki grafik elde edilmiştir.



ŞEKİL 5: Yenidoğanların gözlemlenen ve tahmin edilen ağırlık değerleri arasındaki uyumluluk derecesinin birlikte gösterimi.

BULANIK DOĞRUSAL REGRESYON ÇÖZÜMLEME YÖNTEMİ İLE YENİDOĞANIN AĞIRLIKLARININ TAHMİN EDİLMESİ

2. adım: Bulanıklık tolerans seviyesi $h = 0.5$ olarak belirlendi.

3. adım: [Tablo 1](#)'deki 32 yenidoğana ait veriler $h = 0.5$ bulanıklık tolerans seviyesinde kullanılarak Eşitlik 15'teki gibi 64 (32 gözlem x 2) kısıt oluşturuldu.

$$\text{MIN} = 32*s_0+815*s_1+2301*s_2+108*s_3+580*s_4;$$

$$\min_{a_c, a_s} J = \begin{cases} c_0 + 21 * c_1 + 68 * c_2 + 4 * c_3 + 30 * c_4 * 0.5 * s_0 + 21 * 0.5 * s_1 + 68 * 0.5 * s_2 + 4 * 0.5 * s_3 + 30 * 0.5 * s_4 \geq 3200; \\ c_0 + 21 * c_1 + 68 * c_2 + 4 * c_3 + 30 * c_4 - 0.5 * s_0 - 21 * 0.5 * s_1 - 68 * 0.5 * s_2 - 4 * 0.5 * s_3 - 30 * 0.5 * s_4 \leq 3200; \\ \end{cases} \quad (15)$$

$$\min_{a_c, a_s} J = \begin{cases} c_0 + 20 * c_1 + 75 * c_2 + 3 * c_3 + 0 * c_4 + 0.5 * s_0 + 20 * 0.5 * s_1 + 75 * 0.5 * s_2 + 3 * 0.5 * s_3 + 0 * 0.5 * s_4 \geq 3810; \\ c_0 + 20 * c_1 + 75 * c_2 + 3 * c_3 + 0 * c_4 - 0.5 * s_0 - 20 * 0.5 * s_1 - 75 * 0.5 * s_2 - 3 * 0.5 * s_3 - 0 * 0.5 * s_4 \leq 3810; \\ @\text{FREE}(c_0); @\text{FREE}(c_1); @\text{FREE}(c_2); @\text{FREE}(c_3); @\text{FREE}(c_4); \text{END} \end{cases}$$

4. adım: Yenidoğanların ağırlıkları için oluşturulan 64 kısıt, katsayı değerlerinin \tilde{A}_i , $i = 0, \dots, 4$ hesaplanması için, LİNGO 16.0 paket programında çözümlenerek [Tablo 5](#)'teki değerler hesaplanmıştır.

TABLO 5: $h = 0.5$ bulanıklık tolerans seviyesinde hesaplanan katsayı değerlerinin merkez ve yayılım değerleri.

Değişkenler	$\tilde{A}_i = \{a_i^c, a_i^s\}$		
	Katsayılar	$h = 0.5$	
		Merkez değeri (a_i^c)	Yayılım (a_i^s)
Sabit	\tilde{A}_0	1.474.18	0.00
AGY (X_1)	\tilde{A}_1	17.27	51.64
ADA (X_2)	\tilde{A}_2	20.17	0.00
AED (X_3)	\tilde{A}_3	-13.11	0.00
AGDOGS (X_4)	\tilde{A}_4	-11.19	13.28

AGY: Annenin gebelikteki yaşı (yıl); ADA: Annenin doğumdaki ağırlığı (kg); AED: Annenin eğitim durumu; AGDOGS: Annenin gebelik dönemindeki oruçlu gün sayısı.

5. adım: [Tablo 5](#)'teki katsayılarla oluşturulacak eşitliğin bulanıklık seviyesini temsil eden amaç fonksiyonu $Z(x)$ 'nin değeri, [Tablo 1](#)'deki hesaplanan toplam değerler ile [Tablo 5](#)'teki hesaplanan yayılım değerleri Eşitlik 5'te uygulanarak, Eşitlik 16 oluşturulmuştur;

$$Z(x) = \left[32 a_0^s + a_1^s \sum_{i=1}^{32} x_{1i} + a_2^s \sum_{i=1}^{32} x_{2i} + a_3^s \sum_{i=1}^{32} x_{3i} + a_4^s \sum_{i=1}^{32} x_{4i} \right] \quad (16)$$

$$Z = [32 x a_0^s + 815x a_1^s + 2301x a_2^s + 108x a_3^s + 580x a_4^s]$$

$$Z = [32 x 0.00 + 815 x 51.64 + 2301 x 0.00 + 108 x 0.00 + 580 x 13.28]$$

$Z = 49789$ değeri hesaplandı. Hesaplanan bu değer verilerdeki belirsizliğin seviyesini göstermektedir.

6. adım: $Z(x) = 49.789$ çok yüksek bulanıklık seviyesinde hesaplanan [Tablo 5](#)'teki katsayı değerleri kullanılarak oluşturulan bulanık doğrusal regresyon çözümleme modeli;

$$\tilde{Y}_i = \tilde{A}_0 + \tilde{A}_1 X_{i1} + \tilde{A}_2 X_{i2} + \tilde{A}_3 X_{i3} + \tilde{A}_4 X_{i(4)} \quad (17)$$

$\tilde{Y}_i = \{1474.18; 0.00\} + \{17.27; 51.64\}X_{i(1)} + \{20.17; 0.00\}X_{i(2)} + \{-13.11; 0.00\}X_{i(3)} + \{-11.19; 13.28\}X_{i(4)}$ şeklindedir.

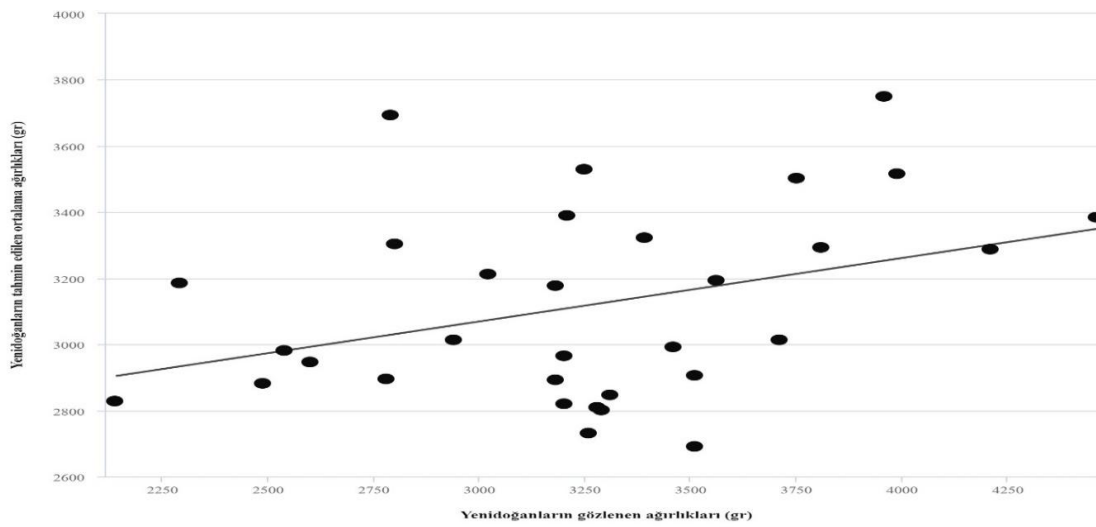
7. 8. 9. ve 10. Adımlar: Eşitlik 17 kullanılarak, 32 yenidoğan için tahmin edilen ortalama (\bar{Y}_c) ağırlık değerleri ile bu değerlere ait yayılım, alt sınır ve üst sınır değerleri de eşitlik 9,11,12 ile hesaplanarak [Tablo 6'daki](#) değerler elde edilmiştir.

TABLO 6: Bulanık doğrusal regresyon analiz yaklaşımı ile yenidoğanların tahmin edilen ortalama ağırlık değerlerine ait istatistikler.

No	Yenidoğanların gözlenen ağırlık değerleri(g) (Y_i)	Yenidoğanların tahmin edilen ortalama ağırlık (\bar{Y}_i) değerleri ile ilgili istatistikler			
		\bar{Y}_c	\bar{Y}_s	Alt sınır değerleri	Üst sınır değerleri
1	3.200	2.820.62	1.483.25	1.337.37	4.303.88
2	3.180	3.178.05	1.291.17	1.886.88	4.469.23
3	3.390	3.322.04	2.361.25	960.79	5.683.30
4	3.510	2.690.85	1.638.19	1.052.66	4.329.05
...
30	3.990	3.515.08	1.755.99	1.759.08	5.271.08
31	3.810	3.293.46	1.032.94	2.260.52	4.326.40
32	2.600	2.946.08	1.151.03	1.795.05	4.097.11
Ortalama	3.252.18	3.117.72			
S.Hata	95.21	21.97			
Değişim	134.46		511.82		
Farkların ortalaması			t istatistiği	p değeri	VKo
134.46			1.48	0.14	13.56

[Tablo 6'daki](#) yenidoğanların gözlemlenen ağırlık değerleri (g) ile tahmin edilen ortalama ağırlık değerleri (g) ölçümlerinin ortalamaları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılık *bulunmamaktadır*.

11. adım: [Tablo 6'daki](#) yenidoğanların gözlemlenen ağırlıkları ile tahmin edilen ortalama ağırlıkları arasındaki uyumu göstermek için [Şekil 6'daki](#) grafik elde edilmiştir.



ŞEKİL 6: Yenidoğanların gözlemlenen ve tahmin edilen ortalama (\bar{Y}_c) ağırlık değerlerinin birlikte grafik yardımıyla gösterimi .

TARTIŞMA

Yenidoğanların ağırlıklarının tahminine yönelik uygulanan klasik ve bulanık doğrusal regresyon analiz yöntemleri ile hesaplanan istatistiklerin birlikte gösterimi [Tablo 7](#)'deki gibidir.

TABLO 7: Klasik ve bulanık doğrusal regresyon analiz yaklaşımı ile yenidoğanların tahmin edilen ortalama ağırlık değerlerine ait istatistikler.

No	Yenidoğanların gözlenen ağırlık değerleri (g) (Y_i)	Klasik en küçük kareler yaklaşım ile tahmin edilen ağırlık değerleri(g) \hat{Y}_i	Tanaka yaklaşım ile tahmin edilen ağırlık değerleri(g) \hat{Y}_c
1	3.200	3.122.87	2.820.62
2	3.180	3.041.79	3.178.05
3	3.390	3.664.32	3.322.04
4	3.510	3.025.85	2.690.85
...
30	3.990	3.429.58	3.515.08
31	3.810	3.109.20	3.293.46
32	2.600	2.926.51	2.946.08
Ortalama	3.252.18	2635	3.117.72
S.Hata	95.21	32.82	21.97
Uyum iyiliği Test Ölçütleri		MSE(K)= 61.476.19	MSE(B)= 27.186.8
		$R^2_{\text{gözlenen/ktahmin}} = 0.61$	$R^2_{\text{gözlenen/Btahmin}} = 0.97$

MSE: Hata kareler ortalaması.

Genellikle araştırmacılar, klasik yöntemleri bulanık yöntemlerin alternatifiymiş veya bulanık yöntemleri klasik yöntemlerin alternatifiymiş gibi göstermeye çalışarak tavsiyelerde bulunmaktadır. Ancak bu yaklaşımların birbirlerinin yerlerine konulamayacağı unutulmamalıdır. Çünkü her bir yöntemin uygulanabilirlikleri çeşitli varsayımlar tarafından kısıtlandığı için bunların uygulamaları birbirlerinden farklı olmaktadır. Klasik en küçük kareler regresyon çözümleme yöntemine göre yenidoğanların gözlemlenen ağırlık değerleri (g) ile tahmin edilen ağırlık değerlerine (g) ait ölçümlerin ortalamaları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılık bulunurken, bulanık doğrusal regresyon analiz yaklaşımına göre istatistiksel olarak anlamlı bir farklılık bulunmadığı tespit edilmiştir. Bu sonuçlara dayanarak klinik çalışmalarda belirsizliklerin ve aykırı gözlem değerlerinin bulunması durumlarında bulanık doğrusal regresyon modelinin uygulanmasına yönelik yürütülen çalışma sonucunda yaklaşımın minimum sapmayla tahmini değerler hesapladığı bu çalışma da da görülmüştür.

SONUÇ

Çalışmamız sonucunda, klasik yönteme göre eğitim durumu ile annenin oruçlu gün sayısı yenidoğanın ağırlığını olumlu yönde etkilerken, bulanık doğrusal regresyon yöntemine göre olumsuz yönde etkilediği tespit edilmiştir. Bu durumda bulanık doğrusal regresyon yaklaşımı ile hesaplanan sonuçların klasik regresyon çözümleme yöntemi ile hesaplanan sonuçlara göre veri kümelerindeki var olan doğal belirsizlikleri daha güvenilir bir şekilde modellediği sonucuna ulaşılmıştır. Çünkü annelerin eğitim düzeyi arttıkça daha bilinçli olarak beslediği düşünülmektedir. Eğitim düzeyi düşük olan gebelerin, daha fazla karbonhidrat ağırlıklı olarak beslenmesinin kan glikoz seviyesinin yükselmesine ve bu durum yenidoğanın ağırlığında artışa neden olmasıyla açıklanabilir. Annelerin oruçlu gün sayısında doğal olarak doğum ağırlığını olumsuz yönde etkilemektedir. Oruç esnasında kadınlarda kan glikoz seviyesi azalmakta ve bu durum fetüsün büyüme gelişmesini olumsuz yönde etkilemekte ve dolayısıyla yenidoğanların daha az kilo almalarına neden olabilmektedir. Klasik yönteme göre yenidoğanların doğum ağırlığı, tutulan oruç süresi ile artış olduğunu gösterirken, bulanık yöntemde ise teorik bilgiyle uyumlu olarak azaldığını göstermiştir. Klasik doğrusal

regresyon analiz yöntemine göre bulanık doğrusal regresyon analiz yaklaşımının sonuçları, literatürdeki bulanık doğrusal regresyon çözümleme analizi ile yapılmış çalışmalarla paralellik gösterdiği görülmüştür. Araştırmanın amacına ve üzerinde inceleme yapılan veri kümesindeki belirsizlik durumlarına göre seçilen yaklaşımın daha az sayıdaki örneklem büyüklüğü ile daha güvenilir sonuçlar elde ederek minimum maliyet ve daha kısa sürede araştırmaların sonuçlandırılmasını sağlayacaktır. Yenidoğanın doğum ağırlığının tahmin edilmesi için bir bulanık regresyon çözümleme modeli oluşturulmuştur. Oluşturulan regresyon çözümleme modeli ile hesaplanan sonuçların, tek bir değer yerine bir sayı aralığı hesaplayarak karar vericiye doğum ağırlığı hakkında daha gerçekçi ve tutarlı bir fikir vermektedir. Yaklaşımının klinik çalışmalarda kullanılmasının alternatif bir yaklaşım olabileceği tavsiye edilmektedir.

Finansal Kaynak

Bu çalışma sırasında, yapılan araştırma konusu ile ilgili doğrudan bağlantısı bulunan herhangi bir ilaç firmasından, tıbbi alet, gereç ve malzeme sağlayan ve/veya üreten bir firma veya herhangi bir ticari firmadan, çalışmanın değerlendirme sürecinde, çalışma ile ilgili verilecek kararı olumsuz etkileyebilecek maddi ve/veya manevi herhangi bir destek alınmamıştır.

Çıkar Çatışması

Bu çalışma ile ilgili olarak yazarların ve/veya aile bireylerinin çıkar çatışması potansiyeli olabilecek bilimsel ve tıbbi komite üyeliği veya üyeleri ile ilişkisi, danışmanlık, bilirkişilik, herhangi bir firmada çalışma durumu, hissedarlık ve benzer durumları yoktur.

Yazar Katkıları

Bu çalışma tamamen yazarın kendi eseri olup başka hiçbir yazar katkısı alınmamıştır.

REFERENCES

1. Pourahmad S, Ayatollahi SMT, Taheri SM, Agahi ZH. Fuzzy logistic regression based on the least squares approach with application in clinical studies. *Computers and Mathematics with Applications*. 2011;62:3353-65. [\[Crossref\]](#)
2. Chang YHO, Ayyub BM. [Fuzzy regression methods-a comparative assessment]. *Fuzzy Sets and Systems*. 2001;119(2):187-203. [\[Crossref\]](#)
3. Topuz D, Şahinler N. [Analysis of categorical data obtained for estimation of royal jelly amount with fuzzy range regression model]. *Türk Tarım ve Doğa Bilimleri Dergisi*. 2020;7(2):471-9. [\[Crossref\]](#)
4. Yen KK, Ghoshray S, Roig G. A linear regression model using triangular fuzzy number coefficients. *Fuzzy Sets and Sytems*. 1999;106(2):167-77. [\[Crossref\]](#)
5. Zadeh LA. *Fuzzy Sets and Applications*. New York: John Wiley AND Sons; 1987.
6. Zadeh LA. Fuzzy sets. *Information and Control*. 1965;8(3):338-53. [\[Crossref\]](#)
7. Can G, Çoban A, İnce Z. [Newborn and their diseases]. Neyzi O, Ertuğrul T, editörler. *Pediatrici Ciit I*. İstanbul: Nobel Tıp Kitabevleri; 2002. p.296-431.
8. Shapiro AF. *Fuzzy regression models*. Smeal College of Business, Univesity Park, USA. 2005. [\[Link\]](#)
9. Yalaz S, Atay A, Toprak ZF. [Fuzzy linear regression for the data which is fuzzified with SMGRT method]. *Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*. 2015;31(3):152-8. [\[Link\]](#)
10. Wang HF, Tsaur RC. Resolution of fuzzy regression model. *European Journal of Operational Research*. 2000;126(3):637-50. [\[Crossref\]](#)
11. Tansu A. *Fuzzy Linear Regression*. Germany, Saarbrücken: 2011. p.196.
12. Redden DT, Woodall WH. Further examination of fuzzy linear regression. *Fuzzy Sets and Systems*. 1996;79(2):203-11. [\[Crossref\]](#)
13. Tanaka H, Uejima S, Asai K. Linear regression analysis with fuzzy model. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 1982;12(6):903-7. [\[Link\]](#)
14. Buckley JJ. Fuzzy statistics: regression and prediction. *Soft Comput*. 2005;9:769-75. [\[Crossref\]](#)
15. Yurtçu Ş, İçağa Y. [An Overview of Fuzzy Linear Regression]. *Yapı Teknolojileri Elektronik Dergisi*. 2007;2:37-43.
16. Wang HF, Tsaur RC. Insight of a fuzzy regression model. *Fuzzy Sets and Systems*. 2000;112(3):355-69. [\[Crossref\]](#)
17. Ghoshray S. Fuzzy linear regression analysis by symmetric triangular fuzzy number coefficients. *Proceedings of IEEE International Conference on Intelligent Engineering Systems*. 1997:307-13. [\[Link\]](#)
18. Arnold SF. *Mathematical Statistics*. New Jersey: Prentice Hall; 1990.
19. Moskowitz H, Kim K. On assesing the H value in fuzzy linear regression. *Fuzzy Sets and Systems*. 1993;58(3):303-27. [\[Crossref\]](#)

20. Guo P, Tanaka H. Dual models for possibilistic regression analysis. *Computational Statistics and Data Analysis*. 2006;51(1):253-66. [\[Crossref\]](#)
21. Hojati M, Bector CR, Smimou K. A simple method for computation of fuzzy linear regression. *European Journal of Operational Research*. 2005;166(1):172-84. [\[Crossref\]](#)
22. Aygün AD, Genca E, Bingöl M. [Influence of the different factors on the birth weight]. *Türkiye Klinikleri J Pediatr*. 1994;3(3):114-7. [\[Link\]](#)
23. Kadanalı S, Önvural A, Erten O. [Influence of various factors on birthweight]. *Perinatoloji Dergisi*. 1994;2:89-93. [\[Link\]](#)
24. Kırımı E, Pençe S. [The effect of smoking during pregnancy on the development of the fetus and placenta]. *Van Tıp Dergisi*. 1999;6(1):28-30.
25. Savitri AI, Amelia D, Painter RC, Baharuddin M, Roseboom TJ, Grobbee DE, et al. Ramadan during pregnancy and birth weight of newborns. *J Nutr Sci* 2018;7:e5. [\[Crossref\]](#) [\[PubMed\]](#) [\[PMC\]](#)