

**YAPAY SINIR AĞLARI VE ÇOK DEĞİŞKENLİ İSTATİSTİK
YÖNTEMLERLE TRAFİK KAZA MODELLEMESİ****NEURAL NETWORKS AND MULTIVARIATE STATISTICAL
METHODS IN TRAFFIC ACCIDENT MODELING****Halim Ferit BAYATA^{1*} ve Fatih HATTATOĞLU²**¹*Erzincan Üniversitesi, MYO, 24030, Erzincan, Türkiye*²*Atatürk Üniversitesi, MYO, 25240, Erzurum, Türkiye***Geliş Tarihi:** 4 Aralık 2010 **Kabul Tarihi:** 28 Aralık 2011**ÖZET**

Türkiye’de trafiğe kayıtlı araç sayısı 15 milyon ve sürücü sayısı ise 18 milyonun üzerindedir. Türkiye’de 1.2 Milyonun üzerinde ölümlü, yaralanmalı ve maddi hasarlı trafik kazası meydana gelmektedir. Bu çalışmada, 1974–2007 yılları arasındaki ceza alan sürücü sayıları ile kaza sayıları dikkate alınarak, çok değişkenli istatistiksel analiz (ÇDR) ve yapay sinir ağları (YSA) yöntemleri ile modelleme yapılmıştır. Ceza alan sürücülerin sayısının artması, kaza sayılarında bir azalma göstermemiş aksine artış olabileceği tespit edilmiştir. İstatistiksel değerlendirmelerde, YSA’nın ÇDR’ye göre daha yüksek bir R² değeri olduğu ve ortalama karesel hatasının da (OKH) minimum olduğu bulunmuştur. Bu sonuçlara göre YSA yöntemi istatistiksel olarak daha başarılı bir yöntem olarak kabul edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Yapay Sinir Ağları, Trafik Kazası Analizi, Çok Değişkenli İstatistik

ABSTRACT

The number of registered vehicles and drivers to traffic in Turkey are over 15 million and 18 million, respectively. On average, over 1.2 million traffic accidents with deaths, wounds and property losses occur in a year in Turkey. In this study, by taking into consideration data which are the number of criminal drive and traffic accidents between 1994-2007 years, multivariate statistical analyses (MSA) and artificial neural networks (ANN) methods were used for modeling. These methods were compared each other and it was seen that when the number of getting traffic ticket was increased traffic accidents were also indecreased. According to statistical evaluations, R² of ANN was higher than R² of MSA and mean squared error of ANN

* Sorumlu Yazar: hfbayata@erzincan.edu.tr

model had minimum value. Therefore, it was accepted that ANN method is a more successful method.

Keywords: Artificial Neural Networks, Traffic Accident Analysis, Multivariate Statistical Analysis

1.GİRİŞ

Kaza sayılarının ceza alan sürücü sayıları dikkate alınarak modellenmesinde, cezaların kazaları azaltıcı bir gücünün olup olmadığı istatistiksel olarak değerlendirilmektedir. Ayrıca farklı yöntemler kullanılarak istatistiksel yöntemlerin karşılaştırılmaları da yapılmaktadır. Genel bir literatür araştırmasında, kaza modelleme çalışmaları için kaza sayısı genellikle bağımlı değişken olarak seçilmektedir (Bayata ve Hınıslioğlu 2009).

Delen vd (2003), Yapay Sinir Ağları (YSA) yardımıyla sürücü karakteristiklerinin çevresel faktörlerin ve yol şartlarının kaza anındaki rolünü modellemeye çalışmıştır. Ozgan (2008) çalışmasında, karayolunda kullanılan araç tipleri ile kaza sonuçları arasındaki ilişkiyi lineer regresyon modeli ile ifade etmiştir. Türe (2008) çalışmasında, poisson ve negatif binomial (NB) regresyon yöntemlerinin kaza analizinde daha çok kullanıldığını belirtmiştir. Trabzon bölünmüş karayolunda yapmış olduğu çalışmada hız ve kavşak sayısının kaza sayısını azaltıcı bir rol oynadığını tespit etmiştir. Nakatsyii (1989), Altun vd.(2005) yapay sinir ağları yardımıyla trafik akım kontrolü isimli bir çalışma yaparak, sürücülerin karakteristik özellikleri (yaş, cinsiyet, alkol durumu, emniyet kemeri), araç tipi, hız, bölge özellikleri, aydınlık durumu gibi değişkenleri girdi katmanında, kazanın hasarsız, hafif hasarlı, orta şiddetli, ağır ve ölümcül olup olmadıklarını çıktı katmanında kabul eden bir model oluşturmuşlardır. Veriler yapay sinir ağları, bulanık mantık ve probit model ile modellenmiş ve yöntemler kıyaslanmıştır. Akgüngör vd 2010 çalışmasında farklı yöntemler kullanılarak kaza tahmin modelleri geliştirmiştir. Özellikle nüfus, araç sayısı ve kaza sayısını değişken olarak almış YSA, regresyon analizi ile modellemiştir. Regresyon analizinde üstsel bir fonksiyon olan Smeed Modelini kendi verilerine uygulamıştır

Bu alıřmada, iki farklı istatistik yntem kullanılmıř ve karřılařtırılmıřtır. YSA yntemi DR yntemine gre istatistiksel olarak daha bařarılı bulunmuřtur. Kaza sayılarını etkileyen bađımsız deđiřkenlerden ceza alan src sayılarının artıř gstermesi, kaza sayılarında da artıřa sebep olduđu grlmřtir.

2. MATERYAL ve YNTEM

2.1. Veri

Oluřturulan modellerde, Trkiye İstatistik Kurumundan (TİK) alınan 1974–2007 yılları arasındaki aylık kaza istatistikleri kullanılmıřtır. Emniyet Genel Mdrlđ Trafik Eđitim ve Arařtırma Daire Bařkanlıđından detay nitelikli bilgiler alınarak, TİK verileri ile karřılařtırılmıřtır. 1994–2007 yılları arası aylık kaza sayılarının istatistikleri Tablo 1’de verilmiřtir. ok deđiřkenli istatistik yntemlerin varsayımları olan normallik varsayımını sađlama iin verilere normallik analizi yapılmıř ve sonular Tablo 2’de verilmiřtir.

Tablo 1. 1974–2007 Yılları aylık kaza sayılarının ve ceza alan src sayılarının istatistiksel zellikleri

Deđiřken Q	Y	X ₁
Min. Deđer	36914	2836363
Maks. Deđer	738876	8735376
Ort.	127720	6140929
Standart Sapma	209085,3	1713035
arpık.	0,766	-0,024
Basıklık	-0,715	-1,234

Bađımlı deđiřken olan kaza sayısı Y ile bađısız deđiřkenlerimiz ceza alan src sayısı X₁ ile zaman (yıl) X₂ olarak ifade edilmiřtir. Veriler TİK tarafından yayımlanan yıllık Ulařtırma İstatistiklerinden (2007-2008) elde edilmiřtir. Burada,

Y: Yıllık Kaza Sayıları (1974–2007) (Bađımlı deđiřken-İsel)

X₁: Yıllık Ceza alan Src Sayıları (1974–2007) (Bađımsız-Dıřsal Deđiřken)

X₂: Yıl zaman (1974-2007) olarak ifade edilmiřtir.

Tablo 2. Değişkenler için normallik test sonuçları

Değişken	Kolmogorov-Smirnov			Kolmogorov-Smirnov (Logaritmik)		
	İstatistik	Sd	Olabilirlik	İstatistik	Sd	Olabilirlik
Y	0.221	34	0.000	0.148	34	0.003
X ₁	0.135	34	0.121	0.922	34	0.019

Doğal logaritmaları alınan değişkenlerin yeni ifade şekli aşağıda sunulmuştur.

$$k_i = \log(X_i)$$

$$t_i = \log(Y_i)$$

H₀: Değişkenler normal dağılım gösterir.

H₁: Değişkenler normal dağılım göstermez.

Kolmogorov-Smirnov testinde olabilirlikler %5'ten küçük ise seçenek hipotezi H₀ ret edilmez.

2.2. Yöntem

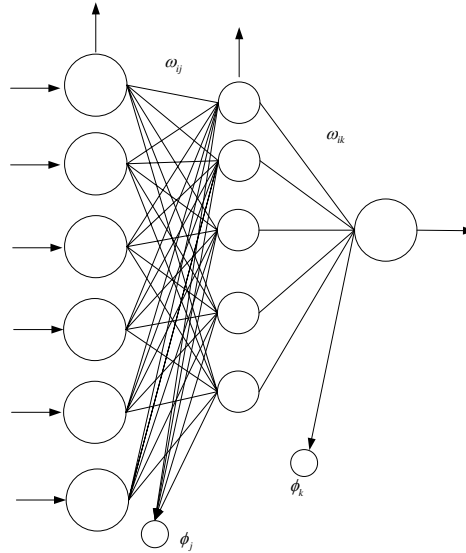
YSA yöntemi, lineer ilişki olmayan değişkenlerin modellenmesinde kullanılmakta ve iyi sonuçlar vermektedir (Bayata ve Hınıslioğlu 2009). Bu çalışmada kullanılan değişkenler arasında da lineer ilişki olmadığından dolayı, uygulamalarda YSA yöntemi tercih edilmiştir.

YSA uygulaması için Matlab-2008 yazılımı kullanılarak bir program kodu yazılmıştır. Bu program kodu transfer fonksiyonları (tansig-purelin-logsig), eğitim fonksiyonları (trainbr-trainlm) ve gizli tabakadaki nöron sayısı (1,2,3,4...n) arasında bir döngü yapabilen bir yazılım olarak geliştirilmiştir. Yazılımın diğer özelliği ise ağın performans belirleme kriteri olarak ortalama karesel hatayı (OKH) alması, iterasyon sayısını isteğe bağlı olarak değiştirebilmesi ve ağın eğitiminin istenilen hassasiyette sonlandırabilmesidir. Ayrıca bu programla alternatif ağ yapıları için girdi tabakasındaki nöron sayısı, gizli tabakadaki nöron sayısı, çıktı tabakasındaki nöron sayısı, eğitim fonksiyonu, tabakalardaki transfer fonksiyonları, R², OKH ve Akaike Bilgi Kriteri (AIC) değerlerinin MS Excel ortamında okunabilmesi sağlanmıştır.

2.2.1. Yapay Sinir Ağları (YSA)

YSA, beynin bir işlevini yerine getirme yöntemini modellemek için tasarlanan bir sistem olarak tanımlanabilir. Bir YSA, yapay sinir hücrelerinin birbirleri ile çeşitli şekillerde bağlanmasından oluşur. YSA, öğrenme algoritmaları ile öğrenme sürecinden geçtikten sonra, bilgiyi toplama, hücreler arasındaki bağlantı ağırlıkları ile bu bilgiyi saklama ve genelleme yeteneğine sahip olur (Saraç 2004).

Genel özellikleri ile bir yapay hücre modeli 5 bileşenden oluşmaktadır. Bunlar; girdiler, ağırlıklar, transfer fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve çıktıdır (Şekil 1).



Şekil 1. YSA'da örnek bir ağ mimarisi

Yapay sinir ağlarının özellikleri ve üstünlükleri; doğrusal olmama, paralellik, gerçekleşme kolaylığı, yerel bilgi işleme, hata tolerans, öğrenilebilirlik, genelleme, uyarlanabilirlik, donanım hızı, analiz ve tasarım kolaylığıdır (Öztemel 2006). Ağırlıklar ile giriş nöronlarının çarpımı ve biasların toplamı sonucu oluşan denklem bir

Dođrusa

Sigmoid/Tanjant-f

fonksiyona tabi tutulursa YSA genel mantığı ortaya çıkar (Denklem 1).

$$v = \sum x_i w_i + \theta, \quad y = F(v) \quad (1)$$

Burada; v: Hücre net girişi, w: Hücrenin ağırlıklar matrisi, x: Hücre giriş vektörü ve y: Hücre çıkışını ifade etmektedir.

YSA'ların verilerin transfer fonksiyonunun özelliğine göre belli bir ölçeklemeye tabii tutulması gerekmektedir. Bunun için veri setinde bulunan minimum ve maksimum değerlerin bulunması ve aşağıda verilen ölçeklemeye tabii tutulması gerekmektedir (Denklem 2).

$$Y_{yeni} = \frac{Y - y_{min}}{y_{maks} - y_{min}} \quad (2)$$

Burada; Y: mevcut bağımlı değişenimiz kaza sayısı değerlerini, Y_{yeni} : ölçeklenmiş yeni değerlerimizi, y_{min} : kaza sayısı serisinin en küçük değerini ve y_{maks} : kaza sayısı serisinin en büyük değerini ifade etmektedir.

Eğitim esnasında normalize edilmiş giriş ve çıkış değerleri kullanılır. İşlem sonunda ters dönüşüm yapılarak gerçek değerlere dönüşüm sağlanmalıdır. Öğrenme algoritmasını etkileyen en önemli unsurlardan biri de performans fonksiyonudur. İleri beslemeli ağlardaki performans fonksiyonu ortalama karesel hatadır (MSE, mean squared error veya OKH) (Sağıroğlu vd, 2003).

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - td_i)^2 \quad (3)$$

Burada; N: mevcut bağımlı değişenimiz kaza sayısı değer sayısını, t_i : kaza sayısı değerini, td_i : tahmin edile kaza sayısı değerlerini ifade etmektedir.

2.2.2. YSA Öğrenme Algoritmaları

Öğrenme algoritması bir YSA'nın ana çatısını oluşturur. Birçok öğrenme algoritması arasında en çok kullanılanları trainlm ve trainbr algoritmalarıdır. Bu iki algoritma Levenberg-Marguardt diye

adlandırılmaktadır. Trainbr algoritması bayesian düzenleyici öğrenme metodudur ve Levenberg-Marguardt algoritmasının genelleme yeteneđini (ezberleme) iyileştirmek için geliştirilmiş bir öğrenme algoritmasıdır. Bu algoritma, optimum ađ yapısının ne kadar olması gerektiđi problemini kısmen azaltmaktadır (Sađirođlu vd 2003).

2.3. Çok Deđişkenli Regresyon Analizi

Bađımlı deđişken ile bađımsız deđişkenler arasındaki ilişkiyi matematiksel bir modelle istatistik temellere oturarak açıklamak ve bađımsız deđişkenler yardımıyla bađımlı deđişken için kestirimde bulunabilmek çok deđişkenli istatistik analizin amaçlarındandır (Alpar 2003).

Çok deđişkenli regresyon analizinde, deđişkenler arasındaki ilişkinin doğrusal olduđu kabul edilmektedir. Tahmin edilen deđerlerle bilinmeyen gerçek deđerler arasındaki farklar olan kalıntı terimlerinin bađımsız, varyansı sabit ve normal dađılmış oldukları da yapılan kabuller arasındadır. Son kabuller istatistik hipotezlerin kontrolünde ve güven aralıklarının belirlenmesinde gereklidir (Bayazıt, 2006).

Bađımsız deđişkenlerden hangisinin bađımlı deđişkeni daha çok etkilediđini tespit etmek, çok deđişkenli istatistiđin amaçlarındandır. Birden fazla bađımsız deđişkenle açıklanabilen model içinde, bađımsız deđişkenlerin sayılarını azaltarak az sayıda parametre ile bađımsız deđişkeni açıklamak da başka bir amacdır (Bayazıt, 2006).

Y bađımlı deđişkeni ile X_j ($j=1,2,\dots,k$) bađımsız deđişkenleri arasındaki doğrusal istatistiki ilişki denklem 4 ile verilmektedir.

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_kx_k + \varepsilon \quad (4)$$

Burada, b_j ($j=0,1,2,\dots,k$) regresyon katsayıları ve ε kalıntı (hata) terimidir. Denklemden parametre sayısı (regresyon katsayılarının sayısı) $p=k+1$ 'dir. Gözlemlerin sayısı n ise serbestlik derecesi (SD), $SD=n - p$ olur.

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2k} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nk} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_n \end{bmatrix} \quad (5)$$

Y değişkeninin alacağı değer, X_j değişkenlerinin bilinen x_{ij} değerlerine bağlı olarak tahmin edilebilir (Bayazıt, 2006).

Denklem 5 basit doğrusal regresyon modelinin açık halini ifade etmektedir. Y_i : bağımlı değişken, X_{ii} : bağımsız değişkenleri, b_0 : model katsayılarını, e_i : hata terimleri vektörünü ifade etmektedir.

Normal dağılıma uygunluk için istatistiksel testler ve grafiksel görüntüler incelenebilir. İstatistiksel testler arasında Ki-kare uygunluk testi, Kolmogorov-Smirnov testi (K-S), Z testi ve Shapiro-Wilks (W istatistiği) sayılabilir. Bu çalışmada genellikle Kolmogorov-Smirnov testi uygulanmış ve bu testte olabilirlik değeri %5 anlamlılık düzeyinden büyük ise H_0 hipotezi reddedilmiştir. Grafik testler ise histogram, gövde-yaprak, kutu, Q-Q ve P-P grafikleridir. Doğrusal olmayan etkiler için hesaplanacak doğrusal korelasyonlar gerçek ilişkiyi her zaman düşük gösterebilir.

İki değişken arasındaki doğrusallığı sağlamada birçok dönüşüm uygulanır. Bu dönüşümlerden bazıları; logaritmik dönüşüm ($\log(x)$), karekök dönüşümü (\sqrt{x}), hiperbolik dönüşüm ($\frac{1}{x}$), kare dönüşümü (x^2), arcsin dönüşümü ($\arcsin \sqrt{x} = \sin^{-1} \sqrt{x}$), logit dönüşümü $\left[\text{Logit}(p) = 0,5 \log\left(\frac{p}{1-p}\right) \right]$, fisher z dönüşümü $\left[\text{FisherZ} = 0,5 \log\left(\frac{1+r}{1-r}\right) \right]$ olarak sayılabilir (Albayrak 2006).

Model belirleme kriterlerinden olan R^2 belirlilik katsayısı hemen hemen bütün istatistik modellerinde bir belirleyici kriterdir. Çoklu belirlilik katsayısı olarak da isimlendirilen R^2 (multiple coefficient of determination), birden çok bağımsız değişkenin bağımlı

değişkeni açıklama oranını verir. 0-1 arasında değişen R^2 , 0'a yaklaşırsa verinin model verilere uygun olmadığı yani modelin verileri açıklamadığı anlaşılır. R^2 değerini analiz ederken dikkatli olunmalıdır. Çünkü bağımsız bir değişkenin eklenmesi bile R^2 de artış meydana getirebilir. Bir bağımsız değişkenin modele eklenmesiyle artarak değişen R^2 , belli bir miktar azaltılarak düzeltilir ve düzeltilmiş \bar{R}^2 elde edilir. Bir modeli analiz ederken R ile \bar{R}^2 arasındaki fark belirli bir dereceden fazla ise \bar{R}^2 değerine bakılması gerekir (Alpar, 2003).

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} = \frac{RKT}{KT_Y} = \frac{\hat{\beta}' X' Y - n\bar{y}^2}{Y' Y - n\bar{y}^2} \quad (6)$$

$$\bar{R}^2 = \left(R^2 - \frac{p}{n-1} \right) \left(\frac{n-1}{n-p-1} \right) \quad (7)$$

Burada, y_i : bağımlı değişkenin orijinal halini, \bar{y} : tahmin serisini n: ölçü sayısını, n-p-1 serbestlik derecesini ifade etmektedir.

Model belirleme kriterlerinden biri de ortalama karesel hatanın (OKH veya MSE (mean squared error)) minimum olduğu durumdur. AIC' de yine belirleyici bir kriterdir.

Modelin tamamının istatistiksel olarak uygunluğunu test etmek için ise F testi uygulanır. $F_{hesap} > F_{tablo}$ ve olabilirlikleri % 5 ten küçük modellerde, modelin tamamının uygun olduğu kabul edilir. Aynı şekilde model içinde bulunan parametrelerin yani bağımsız değişkenlerin ve sabit terimin katsayılarının istatistiksel olarak anlamlılıkları, t testi ile analiz edilir ve yine olabilirliklerin % 5 'ten küçük olması beklenir.

Ayrıca, tahmin serisi ile tarihi serinin %95 güven aralıkları ile grafikleri de çizilerek uyum gözlenir. Aynı şekilde bağımsız değişkenin tarihi değerleri ile tahmin değerleri arasında serpilme (saçılma) grafikleri çizilir. İki seri arasındaki uyum R^2 ile gözlemlenir.

3. UYGULAMA

Çok değişkenli regresyon uygulamasında değişkenler arasındaki korelasyon matrisi Tablo 3’de sunulmuştur. Ceza alan sürücü sayısı değişkeni ile kaza sayısı arasında 0.78 değerinde bir korelasyon bulunmuştur.

Tablo 3. Korelasyon matrisi

Değişkenler	Y	X ₁	X ₂
Y	1		
X ₁	0.782	1	
X ₂	0.986	0.782	1

Modelin regresyon parametreleri ise Tablo 4’de sunulmuştur. Bu uygulamada R²=0.97 olarak bulunmuştur. Modelin tutarlılığı F testi ile test edilerek olabilirlik değeri p<0.05 bulunduğu ve F test değerinin tablo değerinden büyük olması nedeniyle model istatistiksel olarak anlamlı kabul edilmiştir. Modele giren değişkenlere t testi yapılarak model istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur.

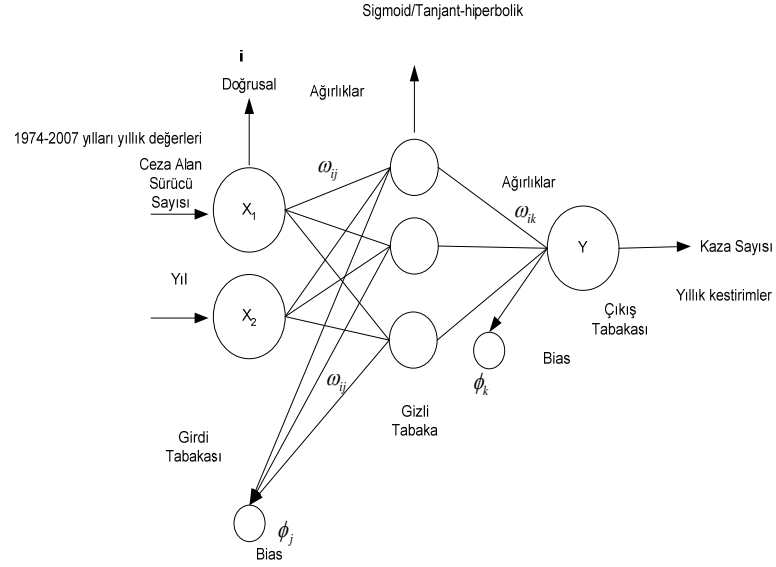
Tablo 4. Model parametreleri

Değişkenler	B (Katsayı)	t	Olab. P	Tolerans	VIF	F	p
Sabit	-80.189	-23.74	0.000	0.389	2.574		
X ₁	0.095	0.56	0.050	0.389	2.574	549.800	0.000
X ₂	0.043	20.22	0.000	0.389	2.574		

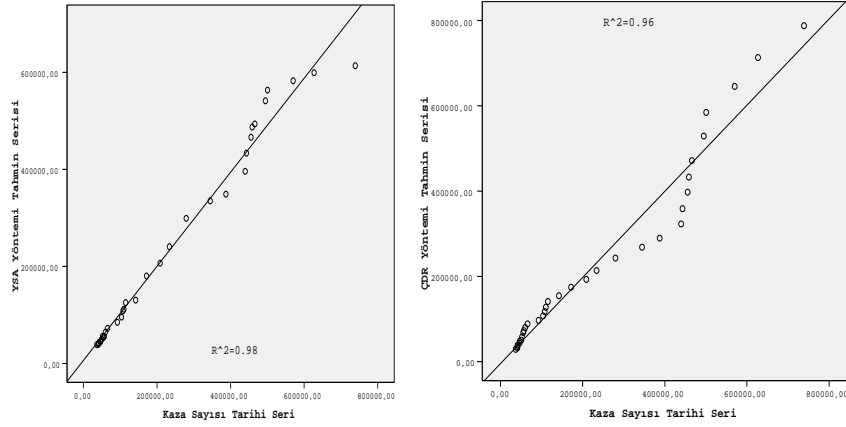
$$y = -80.189 + 0.095X_1 + 0.043X_2 \quad (7)$$

YSA uygulamasında yapılan modeller içerisinde en uygun ağ yapısı olarak 3 tabakalı geri beslemeli ağ yapısı bulunmuştur (Şekil 2). Bu çalışmada geliştirilen program kodu ile alternatif 326 ağ yapısı bulunmuş ve en uygun ağa ilişkin parametrelerde aktivasyon fonksiyonu olarak tranbr alınmıştır. Aynı program sonuçlarında transfer fonksiyonları olarak tansig-tansig-purelin kabul edilmiştir. Ağın performans kriteri olarak OKH= 0.003392 bulunmuştur. AIC, -

274.215 olarak tespit edilmiştir. $R^2=0.98$ olarak bulunmuş ve serpilme grafiđi Őekil 3'te ve uyum grafiđi Őekil 4'te verilmiştir.



Őekil 2. YSA uygulaması ađ mimarisi

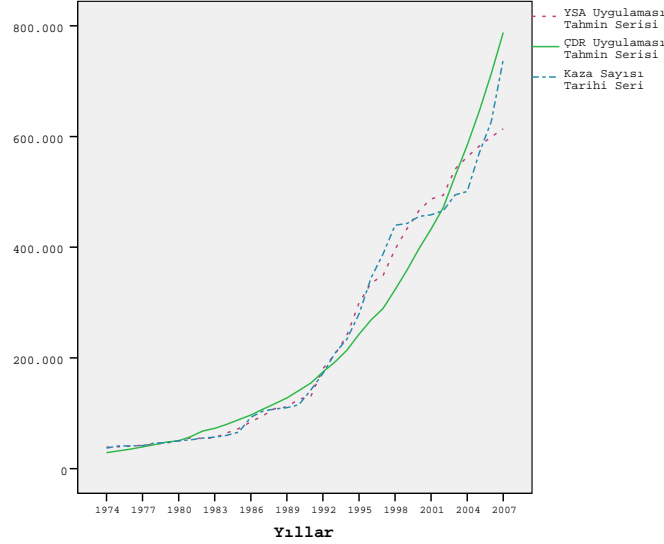


(a)

(b)

Őekil 3. YSA (a) ve ÇDR (b) uygulamaları için serpilme grafikleri

YSA yönteminde R^2 daha yüksek çıkmıştır (Şekil 3). Uyum grafiği ise Şekil 4'te sunulmuştur.



Şekil 4. YSA ve ÇDR tahmin değerleri ile tarihi seri arasındaki uyum grafiği

4. SONUÇ VE TARTIŞMA

İstatistiksel olarak kaza sayılarının modellenmesinde YSA yöntemi daha anlamlı bulunmuştur. YSA yönteminin OKH'sı, ÇDR yöntemine göre daha düşük çıkmıştır. YSA yönteminin model belirleme kriterlerinden R^2 değeri daha yüksek çıkmıştır (Şekil 3). Ceza alan sürücülerin sayısının artması, kaza sayılarında bir azalma göstermemiş aksine artış olabileceği tespit edilmiştir. Cezaların kaza sayıları üzerinde azaltıcı bir nedeni olmadığı görülmüştür. Bunun nedeni, verilerde ceza alan sürücü sayılarının içinde, alınan cezaların çeşitlilik göstermesidir. Değişken olarak hız cezası alan sürücü sayısı kullanılması durumunda farklı sonuçlar çıkacaktır. Bu çalışmada kullanılan ceza alan sürücü sayısı, farklı cezaları içerdiğinden (örneğin ağır tonaj, park cezası, araç muayene eksikliği, araç sigortası eksikliği vb.) yani kazaları doğrudan etkilemeyen verileri içerdiğinden beklenen sonuç bulunamamıştır. Farklı değişkenler modele eklenerek modeller zenginleştirilebilir. Farklı istatistiksel

yöntemler ile bu veriler modellenmeli yöntem sonuçları karşılaştırılmalıdır. Yıl, nüfus gibi değişkenler modele eklenebilir. Akgüngör vd (2010) çalışmasında da yapılan modellerde YSA yönteminin eğitim periyodunda, test periyodunda ise Genetik Algoritmanın iyi bir performansla sahip olduğunu vurgulamıştır. Aynı çalışmada nüfus, kaza sayısı ve araç sayısı değişken olarak kabul edilmiş ve kaza sayısı bağımlı değişken olarak alınmıştır. Daha sonraki çalışmalarda bu değişkenin kendi içinde türlerine göre ayrılarak yeniden modellenmesi gerekir.

KAYNAKLAR

- Akgüngör A. P., Dođan, E., (2010). Farklı Yöntemler Kullanılarak Geliştirilen Trafik Kaza Tahmin Modelleri ve Analizi, Int. J. Eng. Research & Development, Vol. 2, No.1, January 2010
- Alpar, R., (2003). Uygulamalı Çok Deđişkenli İstatistiksel Yöntemlere Giriş-1, Nobel Yayınları, Ankara.
- Altun İ., Dünder, S., (2005). Yapay Sinir Ağları ile trafik Akım Kontrolü, Deprem Sempozyumu, 23-25 Mart 2005, Kocaeli,
- Bayazıt, M., (2006). Çok Deđişkenli İstatistik Analiz ve Hidrolojide Uygulamaları, Su Vakfı Yayınları, İstanbul.
- Bayata, H.F., Hınısliođlu, S., (2009). Türkiye'deki Yıllık Trafik Kaza Sayılarının Box-Jenkins Metodu İle Modellenmesi, 10. Ekonomi ve İstatistik Sempozyumu, Erzurum
- Delen, D., Sharda, R. and Bessonov, M. (2005). Identifying significant predictors of injury severity in traffic accidents using a series of artificial neural networks, Accident Analysis&Prevention, 38, 434-444
- Ozgan E., (2008). Karayolu araç Tipi ve Kaza Şekli İle Kaza Sonuçları Arasındaki İlişkilerin Analizi, Gazi Üniv., Müh. Mim. Fak. Dergisi, Cilt 23, No:3, 97-104
- Öztemel, E. (2006). Yapay Sinir Ağları, Papatya Yayınları, İstanbul
- Sađırođlu, Ş., Beşdok, E., Erler, M., (2003). Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları-I Yapay Sinir Ağları, Ufuk Kitap Kırtasiye Yayıncılık Tic. Ltd. Şti., Kayseri
- www.tuik.gov.tr 2008-2009
- Ulaştırma İstatistikleri Özeti, (2007), Türkiye İstatistik Kurumu, Ankara
- Ulaştırma İstatistikleri Özeti, (2008), Türkiye İstatistik Kurumu, Ankara
