

**ERZİNCAN İLİ İÇİN FARKLI YÖNTEMLERLE TRAFİK KAZA  
TAHMİN MODELLEMESİ**

**DIFFERENT METHODS FOR THE MODELLING OF TRAFFIC  
ACCIDENTS PREDICTION OF ERZİNCAN PROVINCE**

Halim Ferit BAYATA<sup>1\*</sup> ve Fatih HATTATOĞLU<sup>2</sup>

<sup>1</sup>*Erzincan Üniversitesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, 24030, Erzincan, Türkiye*

<sup>2</sup>*Atatürk Üniversitesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, 25240, Erzurum, Türkiye*

**Geliş Tarihi:** 22 Aralık 2010      **Kabul Tarihi:** 17 Nisan 2011

**ÖZET**

Bu çalışmada, Erzincan ilinde 1985-2010 yılları arasında meydana gelen yıllık trafik kaza sayıları kullanılarak farklı istatistiksel yöntemlerle modelleme yapılmıştır. Modellerde trafik kaza sayıları bağımlı değişken olarak kabul edilmiştir. Aynı yılları kapsayan nüfus, araç sayısı, ölü sayısı ve yaralı sayıları ise bağımsız değişken olarak kabul edilmiştir. Bu veriler yapay sinir ağları (YSA) ve çok değişkenli zaman serileri yöntemleri ile modellenmiştir. YSA yönteminde trafik kazaları değerleri [0, 1] arasında bir ölçeklemeye tabii tutulmuştur. Zaman serisi analizi ile seri durağan hale getirilmiştir. Etki tepki analizi ve varyans ayrıştırması yapılarak nüfus ve araç sayısındaki bir birimlik şokların kaza sayısı üzerindeki etkileri araştırılmıştır. Kaza sayılarını etkileyen değişkenler arasında, araç sayısı nüfusa göre istatistiksel olarak daha anlamlı çıkmıştır. Yöntemler kıyaslanırken ortalama karesel hata (OKH), belirlilik katsayısı ( $R^2$ ) ve Akaike bilgi kriterine (AIC) göre en iyi model belirlenmiştir. Yöntemler arasında YSA yönteminin  $R^2$  değeri diğer yöntemlere göre daha yüksek, ortalama karesel hatası (OKH) ise daha düşük çıkmıştır. Bu sonuçlara göre YSA yönteminin istatistiksel olarak daha başarılı olduğu görülmüştür.

**Anahtar Kelimeler:** İstatistiksel Modelleme, Yapay Sinir Ağları, Çok Değişkenli Zaman Serisi, Etki Tepki Analizi, Varyans Ayrıştırması

**ABSTRACT**

In this study, models were established with different statistical methods by using traffic accidents number occurred in Erzincan city between 1985-2010 years. In these models, traffic accidents number was taken as dependent variable. Populations, the number of vehicle, dead and injured were taken as independent variables. These data were modeled by Artificial Neural Networks and Multivariate time series analyses methods. Traffic accidents numbers values were scaled between [0,1]. Series were rearranged as stable by time series analyses. It was investigated that a unit

shocks on population and vehicle numbers effected traffic accident numbers by impulse responses and variance decomposition Statistically, the number of vehicles was more significant than population. Mean squared error (MSE), Coefficient of Determination ( $R^2$ ) and Akaike Information Criteria (AIC) were used for comparing the methods. Since ANN method has higher  $R^2$  and lower MSE, it was seen that ANN method was more successfully than other.

**Keywords:** Statistical Modeling, Artificial Neural Networks, Multivairate Time Series Analysis, Impulse Responses, Variance Decomposition

## 1.GİRİŞ

Erzincan ili nüfusu il merkezinde 94.000 olup trafiđe kayıtlı araç sayısı ise 30.000'dir. Bu rakamlar kiři başına yaklaşık 3 araç düřtüğünü göstermektedir. İl merkezinin Kuzey Transit Karayolu üzerinde olması da Türkiye için stratejik bir öneme sahip olmasını sağlamıştır. Yıllık ortalama günlük trafik (YOGT) deđeri D-100 (E-80) karayolunda 5125 araçtır. Bu konuma binaen Erzincan ilinde meydana gelen trafik kazaları ve bunların nüfus ve araç sayısı ile olan ilişkileri önemli olarak görülmüřtür.

Ülkemizde insan ölümleri nedenleri içinde trafik kazaları üçüncü sırayı almaktadır. 1. 200.000 araç bir yılda ölümlü, yaralanmalı ve maddi hasarlı trafik kazasına karışmaktadır. Bütün bu korkunç bilanço karşısında trafik kazalarına sebep veren deđişkenleri incelemek, bunların farklı istatistik metotlarla analizini yapmak bu çalışmanın hedefleri arasındadır.

William *et al.* (1973) yaptıkları bir çalışmada, tek başına kaza sayılarını alıp kaza analizinden ziyade Bayesci bir yaklaşım ile bir kesitteki kaza potansiyelinin analiz edilmesi gerektiğini önermişlerdir. İyınam vd (1998), tek deđişkenli zaman serisi analizi ile aylık trafik kaza sayılarını modelleyip, kaza sayılarının 20 yıllık bir süreçte ne ölçüde arttığını gözlemlemişlerdir. Camkesen (1998), trafik kazalarının oluşumunda birden fazla faktörün rol aldığını ifade etmektedir. Bu faktörlerin tamamının birbirleri ile olan ilişkileri, yolların geometrik özellikleri, çevre koşulları ve sürücü karakteristikleri kazaların oluşumunda büyük rol oynamaktadırlar. 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) ve Altun vd (2005) yapay sinir ağları yardımıyla trafik akım kontrolü isimli bir çalışma yapmışlardır. Bu çalışmada sürücülerin karakteristik özellikleri (yaş, cinsiyet, alkol durumu, emniyet kemeri), araç tipi, hız, bölge özellikleri, aydınlık durumu gibi değişkenler girdi katmanında yer almıştır. Çıkış katmanında ise kazanın hasarsız, hafif hasarlı, orta şiddetli, ağır ve ölümcül olup olmadıkları yapay sinir ağları, fuzzy (bulanık mantık), probit model ile modellenmeye çalışılmış ve yöntemler kıyaslanmıştır. Aynı çalışmada trafik akımı ve hızı tahmin edilmeye çalışılmıştır. Yoğunluk, hava durumu, görüş, açıklık ve ağır taşıt yüzdesi değişkenleri alınmış, 360.000 trafik kaydının içinden 2688 âdeti seçilmiş, verilerin yarısı ağın eğitimi yarısı da ağın testi için kullanılmıştır. Bayata ve Hattatoğlu (2010) çalışmasında 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 artmasının, kaza sayılarında bir azalma göstermediği tespit edilmiştir. İstatistiksel değerlendirmelerinde, YSA'nın ÇDR'ye göre daha yüksek bir R<sup>2</sup> değeri olduğu ve ortalama karesel hatasının da (OKH) minimum olduğu bulunmuştur. Sonuçta YSA yönteminin istatistiksel olarak daha başarılı bir yöntem olduğu ifade edilmiştir.

Bu çalışmada iki farklı istatistik yöntem kullanılarak, sonuçlar itibariyle yöntemler birbirleri arasında karşılaştırılmıştır. Yapay sinir ağları (YSA) yöntemi çok değişkenli zaman serisi yöntemine göre istatistiksel olarak daha başarılı bulunmuştur. Kaza sayılarını etkileyen bağımsız değişkenlerden olan nüfus ve araç sayısındaki artışın, kaza sayılarında artışa sebep olduğu görülmüştür.

## 2. MATERYAL VE YÖNTEM

### 2.1 Veri

Çalışmanın tamamında kurulan modellerde Türkiye İstatistik Kurumundan (TÜİK) alınan 1985-2010 yılları arasındaki yıllık kaza istatistiklerini kapsayan veriler kullanılmıştır. İlgili veriler normal dağılıma uygun olabilmesi için logaritmik dönüşüme tabii tutulmuşlardır. Emniyet Genel Müdürlüğü Trafik Eğitim ve Araştırma Daire Başkanlığından detay nitelikli bilgiler satın alınarak elde edilmiş TÜİK ([www.tuik.gov.tr](http://www.tuik.gov.tr)) verileri ile karşılaştırılmıştır (Bayata 2010).

### 2.2. Yöntem

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.....) arasında döngü yapabilen bir yazılım olarak geliştirildi. Yazılımın diğer özellikleri ise oluşturulan ağda performans belirleme kistası olarak ortalama karesel hatayı alması, iterasyon sayısını isteğe bağlı olarak değiştirebilmesi ve ađın eğitimini istenilen hassasiyette sonlandırabilmesidir. Ayrıca alternatif ağ yapıları, girdi - gizli - çıktı tabakasındaki nöron sayısı, eğitim fonksiyonu, tabakalardaki transfer fonksiyonları, R<sup>2</sup>, OKH ve AIC değerlerinin de MS Excel programında okunabilmesi sağlanmıştır. Çok değişkenli zaman serisi analizi yönteminde verilerin durađanlık analizleri yapılmıştır (Bayata 2009). Bu yöntem Eviews ve SPSS programları kullanılarak uygulanmıştır.

#### 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 ađırlıkları ile bu bilgiyi saklama ve genelleme yeteneğine sahip olur (Saraç 2004).

Genel özellikleri ile bir yapay hücre modeli 5 bileşenden oluşmaktadır. Bunlar; girdiler, ađırlıklar, transfer fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu, çıktılardır. Yapay sinir ağlarının özellikleri ve

üstünlükleri ise; doğrusal olmama, paralellik, gerçekleşme kolaylığı, yerel bilgi işleme, hata toleransı, öğrenilebilirlik, genelleme, uyarlanabilirlik, donanım hızı, analiz ve tasarım kolaylığıdır (Bayata ve Hattatoğlu, 2010).

Denklem 1’de YSA yapısının matematiksel ifadesi verilmiştir.

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

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

YSA’ların verilerin transfer fonksiyonunun özelliğine göre belli bir ölçeklemeye tabii tutulması gerekmektedir (Saraç 2004). Bunun için veri setinde bulunan minimum ve maksimum değerlerin bulunması ve aşağıda verilen (Denklem 2) ölçeklemelere tabii tutulması gerekmektedir.

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

Burada; Y: mevcut bağımlı değişeni (kaza sayısı değerleri),  $Y_{yeni}$ : ölçeklenmiş yeni değerleri,  $y_{min}$ : 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. En çok kullanılan performans fonksiyonu aşağıda belirtilmiştir (Sağıroğlu vd 2003). İleri beslemeli ağlarda ki performans fonksiyonu olarak karesel ortalama hata kullanılmaktadır. (Mean square error (MSE) veya OKH);

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

Burada; N: mevcut bağımlı değişeni (kaza sayısı değer sayısı),  $t_i$ : kaza sayısı değerini,  $td_i$ : tahmin edilen kaza sayısı değerini ifade etmektedir.

### 2.2.2. Çok Değişkenli Zaman Serisi Analizi

Bu yöntem, her bir değişkenin kendi gecikmeli değerleri ve sistemdeki diğer tüm değişkenlerin gecikmeli değerleri ile açıklandığı çok değişkenli bir modeldir. Kısa adı VAR olarak ifade edilen vektör otoregresyon modeli, Sims (1980) tarafından geliştirilmiştir. Sistemde VAR(1) yerine VAR(p) kadar bir gecikmeye sahip bir model geliştirilirse modeldeki parametre sayısı  $(d^2p)+d$  tane bilinmeyen parametre olur (Kadılar 2000). X ve Y gibi basit iki değişkenin VAR modeli Denklem 4-5 ile ifade edilir.

$$Y_t = \alpha_{10} + \sum_{i=1}^p \alpha_{11i} Y_{t-i} + \sum_{i=1}^p \alpha_{12i} X_{t-i} + u_{1t} \quad (4)$$

$$X_t = \alpha_{20} + \sum_{i=1}^p \alpha_{21i} Y_{t-i} + \sum_{i=1}^p \alpha_{22i} X_{t-i} + u_{2t} \quad (5)$$

Burada  $\alpha_{i0}$ : sabit terimi,  $\alpha_{ijk}$ : i. Denklemdaki j. değişkenin k gecikmesine ait parametre,  $u_{it}$ : hata terimi ve p: gecikme sayısıdır. Sabit terim, değişkenlerin sıfırdan farklı ortalamalara sahip olması durumunda modele dâhil edilir (Tarı 2008). Modelin matrislerle ifadesi Denklem 6'da, daha kısa ifadesi de Denklem 7'de verilmiştir.

$$\begin{bmatrix} Y_t \\ X_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_{10} \\ \alpha_{20} \end{bmatrix} + \sum_{i=1}^p \begin{bmatrix} \alpha_{11i} & \alpha_{12i} \\ \alpha_{21i} & \alpha_{22i} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_{t-i} \\ X_{t-i} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p A_i y_{t-i} + u_t \quad (7)$$

Burada; c: sabit terimi,  $A_i$ : katsayılar matrisini,  $y_{t-i}$ : tahmin edilen kaza sayısı değerlerinin gecikmeli serisini,  $u_t$ : hata terimini ifade etmektedir.

Bu çalışmada kurulan model iki değişkenli olduğundan 2 boyutlu bir VAR modelidir. VAR(p) olarak ifade edilen modelde p gecikme değeri modelin derecesini de belirler ve p. vektörel dereceden otoregresif model diye adlandırılır.

**2.2.2.a. Vektör otoregresif modellerinin belirlenmesi**

Değişkenlerin seçimi, özelliklerinin belirlenmesi ve sıralaması önemlidir. Durağanlık koşulunun da sağlanması gerekmektedir (Kadılar 2000). Gecikme uzunluğunun belirlenmesi ve öngörünün yapılması, VAR modeli aşamalarını oluşturmaktadır.

**2.2.2.b. Granger nedensellik analizi**

Granger (1969) ve Sims (1972) tarafından geliştirilen bu analizde, değişkenler arasında karşılıklı olarak bir nedenselliğin olabileceği düşünülmüştür. Bu nedenselliğin tek yönlü veya çift yönlü olabileceği daha doğrusu nedenselliğin yönünün gecikme sayısına bağlı olarak tespit edilebileceği belirtilmiştir. Bu nedensellik testine de “*Granger Nedensellik Testi*” adını vermişlerdir (Kadılar 2005).

**2.2.2.c. Etki-Tepki fonksiyonu**

VAR(p) modellerinde katsayıların yorumlanması oldukça güçtür. Bunun yerine bağımsız değişkenlere verilecek bir birimlik şokların bağımlı değişken ve diğer değişkenler üzerindeki etkileri analiz edilir. Sistemdeki değişkenlerin durağan olması nedeniyle verilen bir birimlik şokların (hata payı) diğer değişkenler üzerindeki etkileri bir süre sonra sona erecektir. Eğer seriler durağan bir yapıda değil iseler şoklar devam edecek ve verilen tepki sağlıklı ölçülmeyecektir (Bozkurt 2007).

**2.2.2.d. Varyans ayrıştırması**

Varyans ayrıştırması; değişkenlerdeki değişimin, kendisi ve diğer değişkenler tarafından kaynaklanma oranlarını araştırır. Başka bir deyişle varyans ayrıştırması bir değişkene ilişkin öngörü hata varyansının diğer değişkenler tarafından açıklanma oranıdır. Eğer bir şok, bir değişkene ilişkin ileriye yönelik tahmin hata varyansını açıklayabiliyor ise, o değişken içsel olarak kabul edilir (Lütkepohl 1993, Bozkurt 2007).

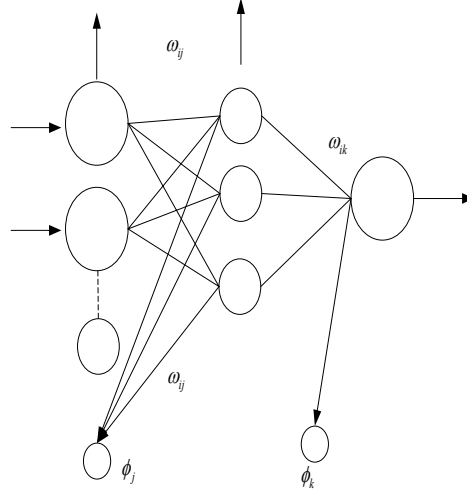
### 3. UYGULAMA

Uygulamada istatistiksel olarak 4 yöntem kullanılmıřtır. Bu dört yöntem içinde istatistiksel olarak en anlamlı yöntem  $R^2$ , OKH ve AIC bilgi kriterine göre sınıflandırılmıřtır. Veriler [0,1] arasında bir ölçeklemeye tabii tutulmuřtur. YSA uygulamasında verilere 2 farklı yapı uygulanmıřtır. Bunlardan ilki giriş nöronları olarak nüfus ve araç sayısı alınıp çıkıř nöronu olarak da kaza sayısı tahmin edilmiřtir. 85 adet farklı ađ yapısı bulunmuřtur. Bu farklı ađ yapıların içinde OKH' sı ve AIC deđeri minimum olan ađ yapıları alınarak iki ađ mimarisi arasında  $R^2$  deđeri büyük olan ađ en uygun ađ yapısı olarak kabul edilmiřtir (Tablo 1 ve Őekil 1).

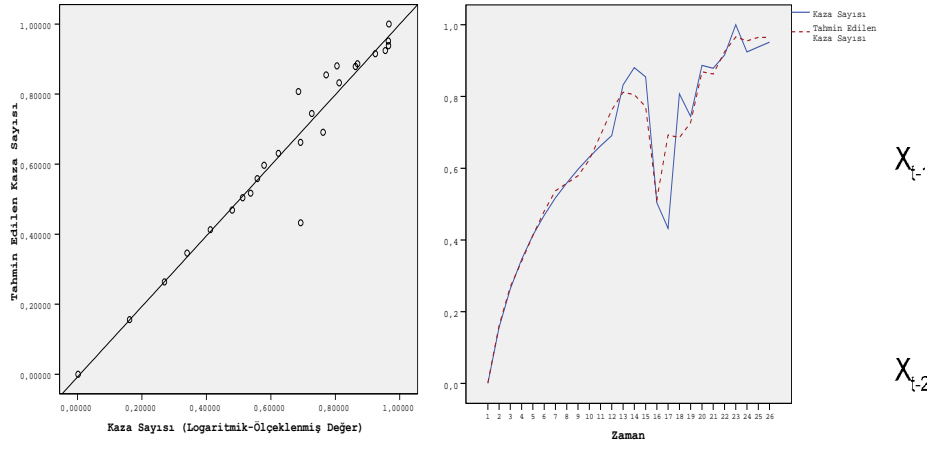
**Tablo 1.** Farklı YSA ađ mimarileri için kriterler

Ađ Yapısı	AIC	OKH	$R^2$	İterasyon Sayısı	Tabaka Sayısı	Gizli Tabkadaki Nöron Sayısı	Transfer Fonksiyonları
1. Ađ Yapısı	-109.446	0.159481	0.955056	136	3	1	Logsig-Purelin-Tansig
2. Ađ Yapısı	-103.987	0.106458	0.970224	536	2	3	Logsig-Tansig-Tansig





Şekil 1. YSA Uygulaması için Ağ Mimarisi

Şekil 2. YSA Uygulaması sonucu serpilme grafiği ve uyum grafikleri. ( $R^2=0,94$ )

Birinci yöntemde YSA modelinin uyumu ve  $R^2$  değerinin analizi Şekil 2'deki uyum grafiği ve serpilme grafiklerinden analiz edildi.

Çok deđişkenli zaman serisi analizinde logaritmik dönüşüm ile normal dağılıma uygun olan deđişkenlere birim kök testlerinden Genişletilmiş Dickey Fuller testi uygulanmış ve Tablo 2'deki sonuçlar elde edilmiştir. Model derecesi belirleme kriterlerinden AIC deđerinin minimum olduđu deđer modelin derecesi olarak kabul edildi (Bayata 2010). VAR(p) Modelinin derecesi 2 olarak tespit edilmiştir (Tablo 3).

**Tablo 2.** Çok deđişkenli zaman serisi analizi için birim kök testi sonuçları.

Deđişkenler	Fark Serisi Alınmadan Önce			1. Fark Serisi Alındıktan Sonra		
	ADF t istatistik	%5 Tablo Deđeri	Olabilirlik	ADF t istatistik	%5 olabilirlik deđeri	Olabilirlik
t(kaza sayısı)	-2,73	-3,56	0,23	-3,57	-3,55	0,05
k <sub>1</sub> (araç sayısı)	-2,46	-3,57	0,34	-5,72	-3,55	0,003
k <sub>2</sub> (nüfus)	-1,32	-3,55	0,86	-4,43	-3,56	0,0069

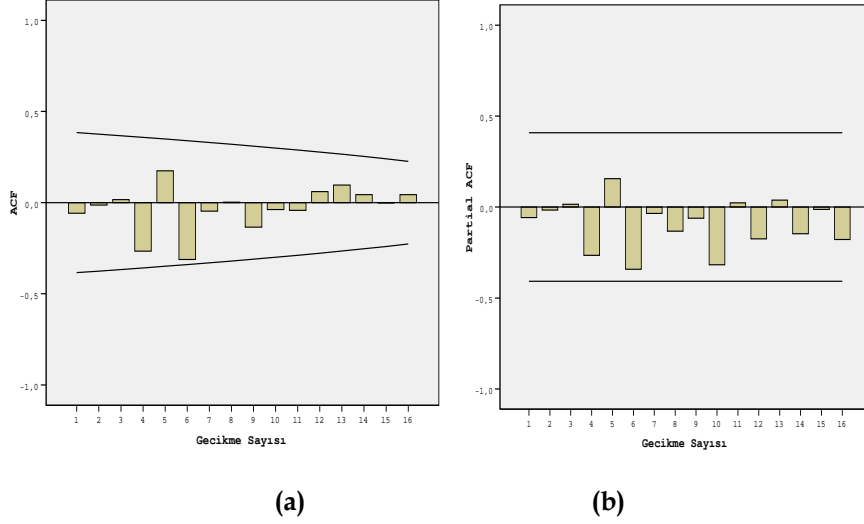
Mutlak deđer olarak  $t_{ADF} > t_{0.05}$  olabilirlik deđerini ise seri durađandır. Deđişkenler birinci fark serisi alınarak durađan hale getirilmiştir.

En uygun gecikme sayısının tespiti için gerekli olan kriterler ve sonuçları Tablo 3'de verilmiştir. Bu durumdaki nihai tahmin hatası AIC, Schwarz bilgi kriteri (SC), Hannan-Quin bilgi kriterlerine (HQ) bakılarak minimum olan deđerler karşılaştırılmış olup bütün bu kriterlerden AIC deđerini 1. gecikmede minimum olduğundan VAR(p) modelinin derecesi 1 olarak alınmıştır.

**Tablo 3.** Model derecesi belirleme kriterleri

Gecikme Sayısı	FPE (NTH)	AIC	SC	HQ
0	7.12e-07	-5.641270	-5.494014	-5.602203
1	1.30e-09	-11.95357	-11.36455	-11.79731
2	5.16e-10*	-12.92374*	-11.89294*	-12.65027*

Hata terimlerinin otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon grafikleri çizilerek akgürültü bir seri oldukları görülmüştür (Şekil 3).



Şekil 3. Hata terimleri otokorelasyon (a) ve kısmi otokorelasyon (b) grafikleri.

Hata terimlerinin normal dağılıma uygun olması çok değişkenli zaman serilerinde bir varsayımdır. Bu varsayımdan yola çıkarak modeldeki hata terimlerine Kolmogorov-Smirnov testi uygulanmış test sonucunda olabilirlik değerinin  $0,05 < 0,401$  bulunması ile hata terimlerinin normal dağılıma uygun oldukları kabul edilmiştir (tablo 4).

$$t_t = C_1 \Delta t_{t-1} + C_2 \Delta t_{t-2} + C_3 \Delta k1_{t-1} + C_4 \Delta k1_{t-2} + C_5 \Delta k2_{t-1} + C_6 \Delta k2_{t-2} + C_7$$

Burada;

t: Kaza sayısı serisini

k1: Nüfus serisini

k2: Araç sayısı

C: sabit terimi ifade etmektedir.

Çalışmada elde edilen VAR(2) modeli;

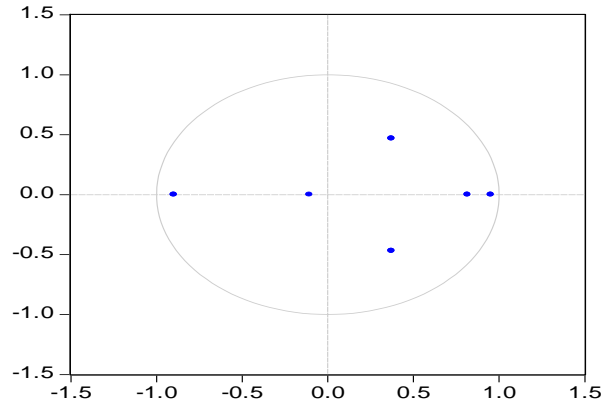
$$t_t = 0.546096\Delta t_{t-1} - 0.340547\Delta t_{t-2} - 0.02518122 * \Delta k1_{t-1} + 0.543156 * \Delta k1_{t-2}$$

$$+ 3.802447 * \Delta k3_{t-1} - 2.484838 * \Delta k3_{t-2} - 6.452344$$
 olarak ifade edilmiştir.

**Tablo 4.** Hata terimleri normallik analizi

	Kolmogorov-Smirnov		
	İstatistik	Sd	Olabilirlik
$\varepsilon_i$ Hata Terimi	0.101	26	0.401

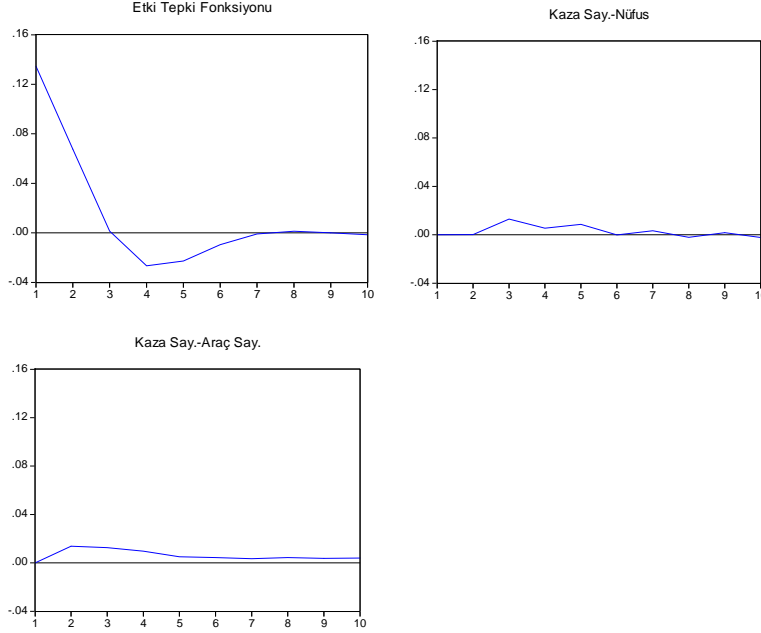
Karakteristik köklerin birim çember içinde kalıp kalmadığı da analiz edilmiştir. Şekil 4 'de karakteristik köklerin birim çember içinde kalması modelde birim kökün olmadığını göstermiştir.



**Şekil 4.** VAR(2) Modeli için karakteristik köklerin gösterimi

VAR(2) Modelinin bütün karakteristik köklerinin birim çember içinde kaldığı görülmektedir. Bu sonuç itibariyle model birim kök içermemektedir (Şekil 4).

Erzincan İli İçin Farklı Yöntemlerle Trafik Kaza Tahmin Modellemesi



Şekil 5. VAR(2) Modeli için Etki-Tepki Fonksiyonu

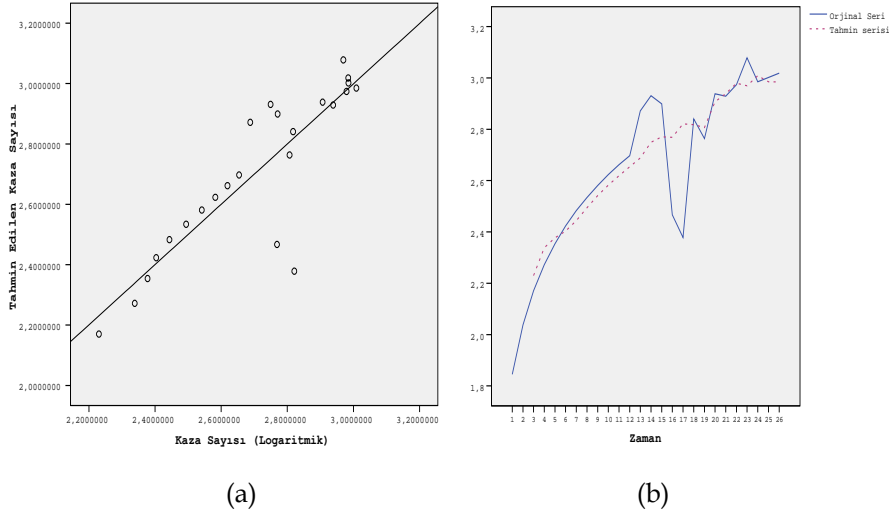
Kaza sayısında meydana gelecek bir birimlik şokun etkisi nüfus ve araç sayısında 6. dönemde etkisini kaybetmektedir (Şekil 5).

Kaza sayısı değişkeni varyansını, en fazla araç sayısı olan %2,19 ile açıklamaktadır (Tablo 5).

Tablo 5. VAR(2) Modeli varyans ayrıştırması

Peryot	Kaza Sayısı	Nüfus	Araç Sayısı
1	100.0000	0.000000	0.000000
2	99.16845	0.000127	0.831422
3	97.78564	0.713730	1.500630
4	97.35597	0.808952	1.835076
5	97.01932	1.086737	1.893939
6	96.95264	1.081821	1.965541
7	96.86354	1.124440	2.012022
8	96.77387	1.140194	2.085932
9	96.71044	1.151927	2.137633
10	96.63108	1.171135	2.197786

Çok deđişkenli zaman serisi analizi uygulamasında VAR modelleri için varsayım olan durađanlık sonucu, durađan hale gelen seri ile tahminler yapılmıř ve tahmin serisi ile tarihi seri arasındaki serpilme grafikleri ve uyum grafiđi Őekil 6'da ve VAR(2) yöntemine iliřkin kıstaslar ise Tablo 6'da sunulmuřtur. VAR(2) modelinin genel ifadesi ařađıda verilmiřtir.



**Őekil 6.** Orijinal seri ile tahmin serisi için yapılan VAR(2) modeli serpilme grafiđi (a) ve uyum grafiđi (b)

**Tablo 6.** Çok deđişkenli zaman serisi modeli için belirleme kriterleri

Yöntem	R <sup>2</sup>	OKH	AIC
Vektörel Otoregresyon (VAR)	0.75	0.306	-11.89

#### 4. SONUÇLAR

Bu çalışmada YSA uygulamasında 85 farklı ađ yapısı tespit edilmiřtir. Ađların performans kriterleri OKH, R<sup>2</sup> ve AIC olmuřtur. Çok deđişkenli zaman serisinde durađan hale dönüřtürülen serilerin modellenmesinde R<sup>2</sup>=0.75 bulunmuřtur. Kullanılan iki yöntemden YSA yöntemi istatistiksel olarak daha anlamlıdır. Etki tepki analizinin nüfus ve araç sayılarında meydana gelen bir birimlik řoklar kaza sayıları üzerinde 4. dönemde bir pik yapmıř ve sonraki dönemlerinde ise durađan hale dönüřmüşlerdir. Kaza sayıları üzerinde araç

sayısının daha etkili bir değişken olduğu varyans ayrıştırmasında görülmüştür.

#### **KAYNAKLAR**

- Bayata H.F., 2010. Trafik kazalarının çok değişkenli İstatistiksel yöntemlerle modellenmesi , Doktora tezi, Atatürk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Bayata H.F., Hınışoğlu S. , “Türkiye’deki Yıllık Trafik Kaza Sayılarının Box-Jenkins Metodu İle Modellenmesi”, 10. Ekonometri ve İstatistik Sempozyumu, 27-29 Mayıs 2009, Bildiri No: 251, Erzurum
- Bayata HF ve Hattatoğlu F., 2010. Yapay Sinir Ağları Ve Çok Değişkenli İstatistik Yöntemlerle Trafik Kaza Modellemesi, Erzincan Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi Cilt-Sayı: 3-2, 207-219.
- Bozkurt, H., 2007. Zaman Serileri Analizi, Ekin Kitapevi, Bursa.
- Camkesen, N., 1998. Trafik Kaza Analizleri ve Tahmin Modelleri, Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora Tezi, İstanbul
- 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
- Granger, C. W. J.,1969, Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross Spectral Methods, Econometrica, 37, 3, 424-438.
- İyınam Faik A., Öğüt Selçuk K. , Türkiye’de Trafik Kazalarının Modellenmesi, İTÜ,1998
- Kadılar, C., 2000. Uygulamalı Çok Değişkenli Zaman Serileri Analizi, Bizim Büro Yayınevi, Ankara
- Kadılar, C., 2005. SPSS Uygulamalı Zaman Serileri Analizine Giriş, Bizim Büro Basımevi, Ankara.
- Lütkepohl, H., 1993. Introduction to Multiple Time Series Analysis, Springer-Verlag, Berlin.
- 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

Sađırođlu, Ő., BeŐdok, E., Erler, M., 2003. Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları-I Yapay Sinir Ağları, Ufuk Kitap Kırtasiye Yayıncılık Tic. Ltd. Őti., Kayseri

Saraç T., Yapay Sinir Ağları, Seminer Çalışması, Gazi Üniv., 2004-Haziran, Ankara, 15-25.

Sims, C. A., 1980. Macroeconomics and Reality, *Econometrica*, 48, 1, 1-48.

Tarı R., 2008. Ekonometri, Kocaeli Üniv. Yayınları Yayın No:172, Avcı Ofset,

Türe K. F., 2008. Trafik Kazaları ve Trabzon Bölünmüş Sahil Yolu Örneğinde Kaza Tahmin Modelinin Oluşturulması, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Y. Lisans Tezi, Trabzon

Willam, A., Preusser, D. F., Ferguson, A.S., Ulmer, Weinstein, H.B., 1973. Fatal crash risk for older drivers at intersections

URL: [www.tuik.gov.tr](http://www.tuik.gov.tr) 2008-2009.

\*\*\*\*