

# Yapay Sinir Ağları ile Trafik Kazalarının Modellemesi: Erzurum İli Örneği

**Hümevra BOLAKAR**

Arş.Gör., Aksaray Üniversitesi,Mühendislik Fakültesi,İnşaat Bölümü,Aksaray  
E-posta : bolakarhumevra@gmail.com

**Ahmet TORTUM**

Doç. Dr., Atatürk Üniversitesi,Mühendislik Fakültesi,İnşaat Bölümü,Erzurum  
E-posta : atortum@atauni.edu.tr

**Nuriye KABAKUŞ**

Arş.Gör., Atatürk Üniversitesi,Mühendislik Fakültesi,İnşaat Bölümü,Erzurum  
E-posta : nsirin@atauni.edu.tr

## Öz

Bu çalışmada, 2012–2013 yılları arasında Erzurum ilinde meydana gelen trafik kazaları Yapay Sinir Ağları (YSA) ile modellenmiştir. Trafik kazalarına etki eden faktörler; ilçe nüfusu, ilçe yüzölçümü, ilçedeki köy sayısı, kişi başına milli gelir, kayıtlı taşıt sayısı, yol geometrisi, yol uzunlukları, yol genişlikleri, trafik kapasitesi, endüstri kuruluşlarının sayısı, kentleşme seviyesi, trafik hacimleri, kazazedenin eğitim seviyesi, kazazede cinsiyeti, kazazede yaşı, yol yüzey durumu, kaza zamanı, mevsim ve kazaya karışan araç tipi olarak belirlenmiştir. YSA modeli ile çok değişkenli regresyon model sonuçları karşılaştırılmıştır. YSA modeli, çok değişkenli regresyon modeline göre trafik kazalarına etki eden faktörler ile trafik kaza sayısı arasındaki doğrusal olmayan davranışı temsil etmede daha başarılı olduğu görülmüştür.

**Anahtar kelimeler:** Trafik Kazaları, Yapay Sinir Ağları.

## Giriş

Ülkemizde meydana gelen trafik kazalarının günden güne artmasının nedenlerinin başında, sorunun çözümü için yapılan araştırma ve çalışmalarda hem disiplinler hem de kurumlar arası yaklaşımlarda belirlenmesi gereken strateji ve hedeflerin tam olarak belirlenememesi, problemin çözümünün de bilimsellik ve özellikle mühendislik çalışması gerektirdiğinin anlaşılabilmesi olmalıdır (Özgan 2003).

Türkiye’de son dönemlerde trafik kazalarının ve bu kazalarda meydana gelen ölümlerin büyük bir artış göstermesi, kazaların meydana gelişine etki eden faktörler ve engelleyici tedbirlerin tespit edilmesi açısından pek çok çalışmanın yapılması gerekmektedir. (Şehirli 2000). Trafik kazalarının temel sebeplerini belirlemeden kazaların engellenmesinde çok başarılı olunmamaktadır. Bu sebeple bu problemin kökenine inen, çok yönlü bir çalışma yapmak ve bu toplumsal hastalığın insan, taşıt, yol ve çevre gibi tüm hastalarını detaylı bir şekilde analiz edip sonra da bilimsel bir kaniya varmak gerekmektedir (Bektaş 2002).

Tüm dünya ülkelerinde karayolu trafik kazalarında her yıl yaklaşık 500 000 insan hayatını

kaybetmektedir. Bu yüksek ölüm rakamı dolayısıyla trafik kazaları dünyanın önemli sorunları arasında yer almaktadır. Türkiye de diğer ülkelere kıyasla trafik kazalarında ölen insan sayısı çok fazladır. Bu durumun oluşmasının en önemli unsuru kaza etmenlerinin saptanamamasıdır. Trafik kazaları yer ve zamana göre farklılık göstermektedir. Buna ek olarak insan etmenini göz ardı etmemek gerekir. Yani farklı sosyo ekonomik çevreden gelmek, farklı eğitime sahip olmak, farklı yaş ve cinsiyete sahip olmak gibi etmenler trafik kazalarının farklı nedenlere bağlılığının bir göstergesidir.

Ülkemizde uygulanmış trafik kaza analizlerinde seçilmiş bir yol kısmında oluşmuş kazalar göz önünde bulundurularak günümüze kadar kaza sebepleri araştırılmıştır. Fakat bu tek taraflı incelemenin yetersizliğinden ötürü kayda değer bir çözüm önerisi elde edilememiştir.

Bu çalışmada, trafik kazalarının tahmini için yeni bir model geliştirilmiştir. Yeni model Yapay sinir ağları (YSA) yaklaşımı kullanılarak elde edilen doğrusal olmayan bir modeldir. YSA yaklaşımı, doğrusal olmayan trafik kazalarına sebep olan değişkenler arasındaki karmaşık ilişkilerin anlaşılmasını sağlar. Model için veriler, Erzurum ilinde 2012-2013 yıllarında meydana gelen trafik kazalarından elde edilmiştir. YSA kullanılarak gerçekleştirilen trafik kaza modellerinden elde edilen sonuçlar; klasik model sonuçları ile karşılaştırılmıştır.

## **Materiyal Ve Yöntem**

### **Yapay Sinir Ağları**

Yapay Sinir Ağları, beynin fizyolojisinden yararlanılarak oluşturulan bilgi işleme modelleridir. Literatürde 100'den fazla yapay sinir ağı modeli vardır. Bazı bilim adamları, beynimizin güçlü düşünme, hatırlama ve problem çözme yeteneklerini bilgisayara aktarmaya çalışmışlardır. Bazı araştırmacılar ise, beynin fonksiyonlarını kısmen yerine getiren birçok modelleri oluşturmaya çalışmışlardır (Anagün 1999). YSA'ların öğrenme özelliği, araştırmacıların dikkatini çeken en önemli özelliklerden birisidir. Çünkü herhangi bir olay hakkında girdi ve çıktılar arasındaki ilişkiyi, doğrusal olsun veya olmasın, elde bulunan mevcut örneklerden öğrenerek daha önce hiç görülmemiş olayları, önceki örneklerden çağrışım yaparak ilgili olaya çözümler üretebilme özelliği YSA'lardaki zeki davranışın da temelini teşkil eder (Burr 1988). YSA' nın hesaplama ve bilgi işleme gücünü, paralel dağılmış yapısından, öğrenebilme ve genelleme yeteneğinden aldığı söylenebilir. Genelleme, eğitim ya da öğrenme sürecinde karşılaşılmayan girişler için de YSA' nın uygun tepkileri üretmesi olarak tanımlanır. Bu üstün özellikleri, YSA' nın karmaşık problemleri çözebilme yeteneğini gösterir. Günümüzde birçok bilim alanında YSA, aşağıdaki özellikleri nedeniyle etkin olmuş ve uygulama yeri bulmuştur (Tortum 2003, Bolakar 2014).

### **Model Girdileri**

Araştırma materyali, Emniyet Genel Müdürlüğü (EGM), Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK), Karayolları 12. Bölge Müdürlüğü, Erzurum Trafik Tescil ve Denetleme Şube Müdürlüğü'nden elde edilen istatistiklerden oluşturmaktadır çizelge 1'de verilmiştir. Açıklayıcı değişkenlerin muhtemel kombinasyonları için regresyon analizi ve Yapay Sinir Ağları modelleri oluşturulmuştur. Modellerde kullandığımız değişkenler ve tanımlamaları aşağıdaki gibidir. Bu çalışmada 2012 yılı kesit verileri kullanılarak YSA modeli geliştirilmeye çalışılmıştır. YSA modellerinde, bağımsız değişkenler girdi, bağımlı değişkenler ise çıktı olarak isimlendirilir.

Çizelge 1. Regresyon ve YSA Modellerinde Kullanılan Veri Tabanı

	GSMH	KS	YÖ	YU	YKS	DKS	ŞG	BG	KTS	YOĞT	Nüfus	KKOY	YYDKY	KZGY	TKS
AŞKALE	72874	63	1529,79	61	86	106	7	2,5	1320	2738	12.597	76	76	80	21
ÇAT	7982	41	1382,79	53	84	75	7	2,0	2076	2587	4.501	63	100	57	7
HINIS	8698	84	1360,3	68	130	100	7	2,5	1096	1052	9.883	83	33	80	5
HORASAN	12273	77	1662,12	98	145	201	7	2,5	1323	2134	18.246	58	88	79	29
ILICA	88552	49	1677,5	90	150	151	7	2,5	10680	4013	41.069	50	67	100	4
İSPİR	18610	87	2012,46	109	428	211	7	1,5	804	390	6.570	60	92	69	12
KARAÇOBAN	3480	19	552,23	45	30	106	6	1,0	656	350	8.894	33	25	100	6
KARAYAZI	5537	71	2593,76	119	156	161	7	2,5	795	343	5.052	17	40	50	4
KÖPRÜKÖY	7589	38	464,99	96	176	204	7	2,5	684	1906	1.710	57	100	92	13
MERKEZ	132712	13	1340,25	120	108	161	7	2,5	34262	4409	343330	60	65	70	526
NARMAN	12458	41	902,68	59	107	83	7	2,5	957	1037	4.818	50	100	67	3
OLTU	43329	65	1394,09	80	149	111	7	2,5	2357	1010	21.109	62	82	69	29
OLUR	18593	40	797,72	81	165	83	7	2,5	847	708	2.193	50	67	100	2
PASINLER	14253	56	1256,6	46	42	74	7	2,5	1235	3695	13.593	45	42	62	39
PAZARYOLU	10256	35	746,82	58	182	133	7	1,5	322	409	1.524	20	100	100	3
ŞENKAYA	20204	68	1536,08	38	59	61	7	2,5	1372	875	2.705	18	100	100	1
TEKMAN	4056	66	2236,95	81	201	82	7	2,5	1828	350	3.505	14	75	86	7
TORTUM	9028	43	1467,36	64	211	145	7	2,5	2135	2073	3.923	42	64	67	10
UZUNDERE	21475	10	416,41	40	167	82	7	2,0	2751	1382	3.139	17	100	100	4

Bu çalışmada kullanılan modeller için girdiler ve çıktılar aşağıdaki gibidir:

**Bağımlı Değişken (Çıktı)** : Toplam Kaza Sayısı (ölümlü+yaralanmalı)

**Bağımsız Değişkenler (Girdiler)** : Kişi başına Düşen GSMH (bin TL), Köy sayısı, Yüzölçümü (km<sup>2</sup>), Nüfus, Toplam yol uzunluğu (km), Şerit genişliği, Banket genişliği, Yatay kurp sayısı, Düşey kurp sayısı, YOGT, Kayıtlı taşıt sayısı, Yol yüzey durumu kuru %, Kaza zamanı gündüz %, Kazaya karışan otomobil %

## Değişkenler arasında korelasyon analizi

Değişkenlerin doğrusal halde korelasyon matrisleri Çizelge 2’de görülmektedir.

**Çizelge 2.** Korelasyon matrisi

	GSMH	KS	YÖ	YU	YKS	DKS	ŞG	BG	KTŞ	YOGT	Nüfus	KKOY	YYDKY	KZGY	TKS
GSMH	1,00														
KS	-0,25	1,00													
YÖ	0,08	0,71	1,00												
YU	0,36	0,26	0,50	1,00											
YKS	-0,12	0,33	0,30	0,50	1,00										
DKS	0,16	0,18	0,21	0,77	0,58	1,00									
ŞG	0,16	0,34	0,32	0,27	0,33	0,08	1,00								
BG	0,26	0,29	0,32	0,25	-0,18	-0,08	0,68	1,00							
KTŞ	0,85	-0,41	0,05	0,44	-0,11	0,20	0,09	0,18	1,00						
YOGT	0,70	-0,25	-0,01	0,12	-0,32	0,11	0,24	0,39	0,63	1,00					
Nüfus	0,80	-0,38	0,03	0,45	-0,12	0,22	0,06	0,15	0,98	0,57	1,00				
KKOY	0,33	0,26	-0,04	0,22	0,01	0,23	0,15	0,22	0,17	0,41	0,20	1,00			
YYDKY	-0,03	-0,08	-0,19	-0,09	0,29	0,07	0,48	0,03	-0,09	-0,06	-0,12	-0,08	1,00		
KZGY	0,02	-0,32	-0,52	-0,32	-0,07	-0,13	-0,28	-0,26	-0,08	-0,18	-0,14	-0,29	0,16	1,00	
TKS	0,75	-0,38	0,01	0,43	-0,12	0,21	0,07	0,15	0,95	0,54	0,99	0,19	-0,10	-0,19	1,00

Çizelge 2’de, bağımlı değişken toplam kaza sayısı ile açıklayıcı değişkenler arasında pozitif ilişkiler (köy sayısı, yatay kurp sayısı, yol yüzey durumu kuru yüzdesi ve kaza zamanı gündüz yüzdesi hariç) bulunmaktadır. Bazı değişkenler arasındaki korelasyon katsayıları çoklu doğrusal bağlantıya neden olacak kadar büyüktür.

## Modellerin uygulamaları

### Doğrusal regresyon modelleri

Modellerde çoklu regresyon analizinden yararlanılmıştır. Modellerin tümünde, parametrelerin anlamlılığı t testi, modelin genel anlamlılığı F testi, %1 önem düzeyinde test edildi. Açıklayıcı değişkenlerin trafiği açıklama derecesi R (Korelasyon Katsayısı) ve R<sup>2</sup> (Belirleme Katsayısı) değerleri ile hesaplandı. İstatistik analizler Statistica ve SPSS paket program yardımıyla yapıldı. Doğrusal regresyon analiz sonuçları Çizelge 3’de verilmiştir.

**Çizelge 3.** Doğrusal çoklu regresyon sonuçları

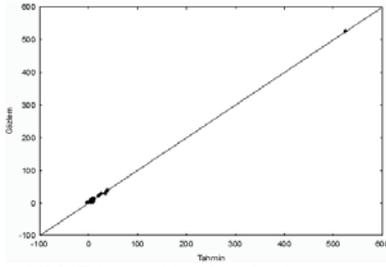
	Beta	Std.Err.	B	Std.Err.	t(4)	p-level
<b>Intercept</b>			20,33343	120,0512	0,16937	0,873724
<b>GSMH</b>	-0,04379	0,034966	-0,00015	0,0001	-1,25245	0,278635
<b>KS</b>	-0,06339	0,050257	-0,3308	0,2622	-1,2614	0,275715
<b>YÖ</b>	0,037681	0,052601	0,0076	0,0106	0,71636	0,513367
<b>YU</b>	-0,02183	0,042879	-0,09977	0,196	-0,50899	0,637553
<b>YKS</b>	0,07601	0,029738	0,10513	0,0411	2,55597	0,062906
<b>DKS</b>	-0,02829	0,036199	-0,0703	0,09	-0,78139	0,478234
<b>ŞG</b>	-0,01218	0,036037	-6,29632	18,6341	-0,33789	0,752433
<b>BG</b>	0,039671	0,028235	10,40201	7,4035	1,40502	0,232716
<b>KTŞ</b>	-0,74874	0,126345	-0,01144	0,0019	-5,92611	0,004063
<b>YOĞT</b>	0,08543	0,036337	0,00774	0,0033	2,35106	0,078425
<b>Nüfus</b>	1,713996	0,107393	0,00263	0,0002	15,96008	0,00009
<b>KKOY</b>	-0,02039	0,030869	-0,11568	0,1751	-0,66061	0,544967
<b>YYDKY</b>	0,016919	0,020739	0,08053	0,0987	0,81583	0,460393
<b>KZGY</b>	0,010734	0,028546	0,07632	0,203	0,37602	0,725993

Model incelendiğinde bağımsız değişkenlerin işaretlerinin pozitif olması gerekirken negatif olduğu gözlenmiştir. Modelin kayıtlı taşıt sayısı ve nüfus değişkenleri hariç katsayıları istatistikî test sonuçlarına göre anlamlı değildir. Model'e ait t tablo değeri ( $t_{0,01;17}$ ) olan 2,567, t hesap değerlerinden küçüktür (kayıtlı taşıt sayısı ve nüfus değişkenleri hariç) . Doğrusal çoklu regresyon modelinin varyans analiz tablosu Çizelge 4'de gösterilmiştir.

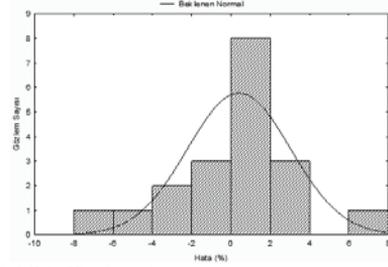
**Çizelge 4.** Doğrusal çoklu regresyona ait varyans analiz tablosu

	Kareler Toplamı	Serbestlik Derecesi	Ortalama Kare	F Değeri	p-değeri
Regresyon	253124,8	14	18080,34	416,312	0,000013
Hata	173,7	4	43,43		
Toplam	253298,5				

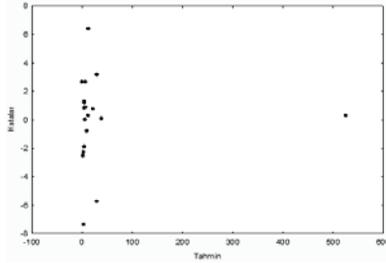
$\alpha=0,01$  önem düzeyi için kritik F değeri (5,04), analiz sonucu elde edilen F değeri (416,312) den küçük olduğundan sıfır hipotezi reddedilmekte ve alternatif hipotez kabul edilmektedir. Bu modelin anlamlı bir model olduğu ortaya çıkmaktadır. Ayrıca p değerinin 0,01 değerinden küçük olması da modelin anlamlı olduğunu ifade etmektedir. Sonuç olarak çoklu doğrusal regresyon modelinin anlamlı bir model olduğu söylenebilir. Modellere ait  $R^2$  (belirleme katsayısı) değerleri yüksek olduğundan, modellerdeki açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişkeni açıklama oranı yeterlidir. Şekil 1-4. incelendiğinde, modelin hatalarının tam normal dağılım gösterdiği, tahmin edilen değerler ile hataların dağılımının 0 (sıfır) çizgisi üzerinde olduğu, hata histogramının sağa ve sola doğru çok açık olmadığı, sıfır hata frekansının yüksek olduğu ve tahmin edilen değerler ile gözlenen değerler arasında iyi bir uyum olduğu görülmektedir.



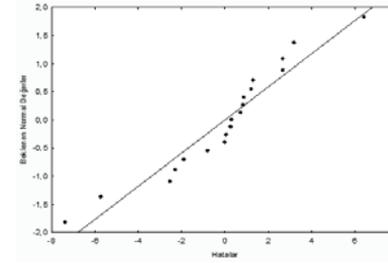
Şekil 1. Tahmin edilen değerler ile gözlenen değerler arasındaki ilişki



Şekil 2. Hataların histogramı



Şekil 3. Tahmin edilen değerler ile hataların dağılımı



Şekil 4. Hataların normal olasılık grafiği

#### 4.3.2. YSA modelleri

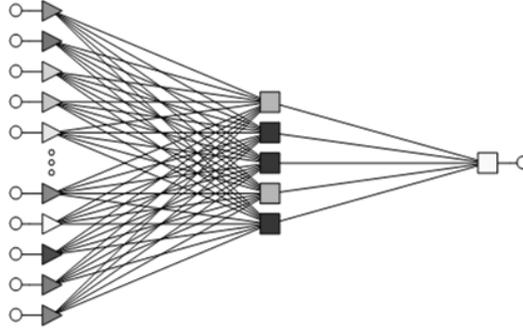
YSA modellerinde, bağımsız değişkenler girdi, bağımlı değişkenler ise çıktı olarak isimlendirilir. YSA modellerinde verilerin yetersizliğine istinaden tek bir gizli tabakaya sahip ağ mimarisi düşünülmüştür. İşlemler STATSTICA 7.0 programı kullanılarak yapılmıştır. Performans kriteri olarak AİC ve RMSE birlikte dikkate alınmıştır.

Değişik mimari, eğitme algoritması, transfer fonksiyonu ve başlangıç ağırlık katsayılarının ataması YSA'nın eğitilmesi sırasında denenmiştir. Böylece, en iyi sonucu veren ağ mimarisi, eğitme algoritması, transfer fonksiyonu belirlenmeye çalışılmıştır. Veri kümesi; eğitme, test ve kontrol kümesi olmak üzere üçe bölünmüştür. Kontrol kümesi, ağın eğitilmesi aşamasında kullanılmaktadır. Eğitme alınan veri kümesinin performansı çok düşük olursa, buna karşılık kontrol kümesinin performansı büyükse bu durumda ağın ezberlemesinden kuşku duyulur. Böyle bir durumda ağı yeniden eğitilmesi gerekir. Eğitme, kontrol, test kümesinin performansı o kümeye ait standart sapma oranıdır (Çelik 2004). Başka bir deyişle, hataların standart sapmasının, gerçek değerlerin standart sapmasına oranıdır ve eğitme aşamasında önemli bir performans kriteridir. En iyi sonucu veren ağ belirlenmiş ve Çizelge 5'te ağına ait bilgiler verilmiştir.

Çizelge 5. En iyi sonuç veren ağların özeti

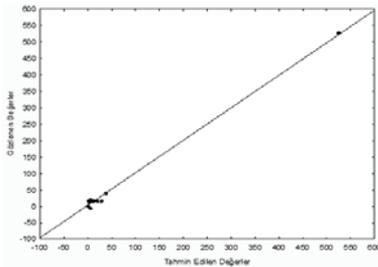
Profile	Train Perf.	Select Perf.	Test Perf.	Train Error	Select Error	Test Error	Inputs	Hidden
MLP 14:14-5-1:1	0,053	0,99766	5,7337	0,01507	0,01859	0,02448	14	5

Ağ eğitilirken, ilk aşamada geriye yayımlı eğitme algoritması, ikinci aşamada ise Levenberq-Marquart algoritması kullanılmıştır. Geriye yayımlı eğitme algoritması kullanılırken öğrenme oranı, ( $\alpha$ )0,005 seçilmiştir. İkinci aşamada, Levenberg -Marquart algoritması uygulanırken 2000 iterasyonla en iyi sonuca ulaşılmıştır. Gizli tabakada hiperbolik tanjant, çıkış tabakasında ise logaritma-sigma transfer fonksiyonu kullanılmıştır. Çıkış tabakasında lineer transfer fonksiyonu kullanılmamasının sebebi, veri aralığı dışında kalan verileri de ağla tahmin etmek içindir. En iyi sonucu veren ağın mimarisi (14x5x1) Şekil 5’de da gösterilmiştir.

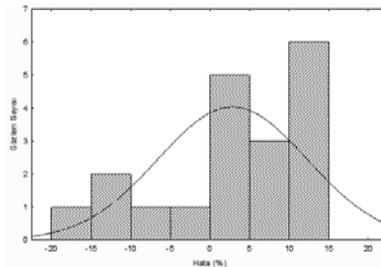


Şekil 5. Model 'e ait YSA mimarisi (14x5x1)

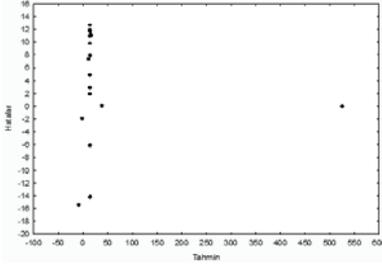
En iyi sonucu veren ağın (14x5x1), tahmin edilen değerler ile gözlenen değerlerin karşılaştırılması Şekil 6.'da, yüzde hataların histogramı Şekil 7.'de, tahmin edilen değerler ile hataların karşılaştırılması Şekil 8.'de ve hataların beklenen normal olasılık grafiği Şekil 9.'da gösterilmiştir. Şekil 6-9 incelendiğinde, hataların normal dağılım gösterdiği, tahmin edilen değerler ile hataların dağılımının 0 (sıfır) çizgisi üzerine yakın bir şekilde olduğu, hata histogramlarının sağa ve sola doğru açık olmasına rağmen sıfır hata frekansının yüksek olduğu ve tahmin edilen değerler ile gözlenen değerler arasında iyi bir uyumun olduğu görülmektedir.



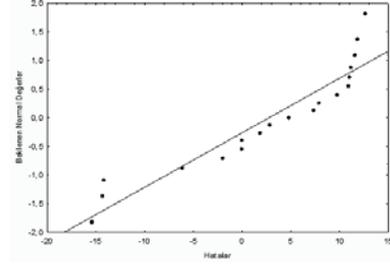
Şekil 6. Tahmin edilen değerler ile gözlenen değerler arasındaki ilişki



Şekil 7. Hataların histogramı



Şekil 8. Tahmin edilen değerler ile hataların dağılımı



Şekil 9. Hataların normal olasılık grafiği

YSA modelinin (14x5x1) duyarlılık analizi sonucu Çizelge 6'da verilmiştir. Duyarlılık analizi parametrelerin ağıdaki etkinliğini araştırır. Bu çizelgeden, en önemli parametrenin kayıtlı taşıt sayısı olduğu, daha sonra sırasıyla; nüfus, gayri safi milli hasıla, köy sayısı, toplam yol uzunluğu olduğu, yüzölçümü, düşey kurp sayısı, yatay kurp sayısı vb. olduğu görülmektedir.

Çizelge 6. (14x5x1) Modelinin duyarlılık analizi sonucu

	GSMH	KS	YÖ	YU	YKS	DKS	ŞG	BG	KTŞ	YOGT	Nfs	KKOY	YYDKY	KZGY
Oran	9,06	8,75	7,26	8,11	3,95	6,73	0,99	2,85	12,22	1,16	12,07	1,05	1,66	1,04
Derece	3	4	6	5	8	7	14	9	1	11	2	12	10	13

Modelin genel denklemi aşağıdaki gibidir.

$$TKS = f_2 \left[ W_2 \right] f_1 \left[ W_1 \right] \begin{bmatrix} GSMH \\ KS \\ YÖ \\ YU \\ YKS \\ DKS \\ ŞG \\ BG \\ KTŞ \\ YOGT \\ N \\ KKOY \\ YYDKY \\ KZGY \end{bmatrix} + [b_1] + [b_2]$$

$W_1$ ,  $W_2$ ,  $b_1$  ve  $b_2$  matrislerinin değerleri ağı öğrenme işlemi bittikten sonra alınır. Transfer fonksiyonları da aşağıdaki gibidir. Çizelge 7'deki ağırlık katsayıları ve biaslar, normalleştirilmiş veriler için elde edilen değerlerdir. Trafik kaza sayısını tahmin etmek için, her bir değişkenin çarpım katsayıları ve sabitler kullanılarak normalleştirilmesi gerekmektedir. Daha sonra bu değerlerin denklemde yerine konularak sonucun bulunup, çıkış tabakası için verilen çarpım katsayısı ve sabit değeri kullanılarak ters dönüşüm yapılmalıdır.

$$f_1 = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}, \quad f_2 = \frac{1}{1 + e^{-n}}$$

**Çizelge 7.** (14x5x1) mimariye sahip ağırlık katsayıları ve biasları

	2.1	2.2	2.3	2.4	2.5	3.1
	<b>b<sub>1</sub></b>					<b>b<sub>2</sub></b>
<b>Bias</b>	-1,59783	0,73685	0,08993	-0,0335	-0,61719	-1,02428
	<b>W<sub>1</sub></b>					
<b>1.1</b>	-0,78363	1,49999	0,80237	0,58144	0,76534	
<b>1.2</b>	-0,41067	0,32907	-1,28882	2,50146	1,45911	
<b>1.3</b>	0,64675	-0,52017	0,98567	-1,17681	-1,10085	
<b>1.4</b>	0,37984	-1,74611	0,19659	1,84229	1,02824	
<b>1.5</b>	-0,20877	0,85718	-1,38426	0,88865	0,53536	
<b>1.6</b>	0,61668	-0,57113	-1,7159	0,08288	-0,4687	
<b>1.7</b>	0,81685	-0,43319	-0,26154	0,18445	-1,28207	
<b>1.8</b>	-0,9968	-0,80315	-0,71822	0,86119	0,57678	
<b>1.9</b>	0,02538	2,30642	-0,34771	0,72994	-1,0217	
<b>1.10</b>	0,03452	1,14362	0,03019	-0,61202	0,73848	
<b>1.11</b>	-0,10677	2,17901	-0,10504	0,01175	0,18633	
<b>1.12</b>	-0,38709	0,37954	-1,86935	1,00844	1,1384	
<b>1.13</b>	-1,81713	-0,57197	0,07995	-0,02541	1,04357	
<b>1.14</b>	-0,70486	-0,65418	0,79725	0,31294	-1,26467	<b>W<sub>2</sub></b>
<b>2.1</b>						-0,46586
<b>2.2</b>						0,93382
<b>2.3</b>						-0,93118
<b>2.4</b>						-1,01161
<b>2.5</b>						-0,47769

### Bilgi Kriterlerine Göre Modellerin Karşılaştırılması

Çalışmada bilgi kriteri olarak Kök Hata Kareler Ortalaması (RMSE: Root Mean Square Error) ve korelasyon katsayısı olmak üzere iki kriter kullanılmıştır. Bunlara ait matematiksel formülasyonlar aşağıda verilmiştir:

$$MSE = 1/N * \sum_{i=1}^n (t_{mi} - t_{gi})^2, \quad RMSE = \sqrt{MSE}$$

Burada; MSE = Hata Kareler Ortalaması,  $t_{mi}$  = i. gözlem değeri,  $t_{gi}$  = i. model değeri

**Çizelge 5.** Modellere ait bilgi kriterleri

Bilgi Kriteri/Modeller	RMSE	R
<b>Regresyon</b>	3,0238	0,9985
<b>YSA</b>	41,6084	0,9969

Çizelge 5’de verilen modellere ait bilgi kriterleri incelendiğinde, regresyon ve YSA modellerinde bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenleri açıklama oranı olan R katsayılarının yüksek olduğu görülmektedir. Modellerin RMSE’lerinin de düşük olması modellerin performansının iyi olduğunun göstergeleridir.

## Sonuçlar

Bu çalışmada trafik kazalarının analizi, Yapay Sinir Ağları (YSA) ve doğrusal regresyon modelleri ile yapılmıştır.Öncelikle, YSA ve regresyon modellerinden elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır.Doğrusal regresyon modellerinin katsayıları istatistiki test sonuçlarına göre anlamlı bulunmamıştır. Bağımsız değişkenlerin işaretlerinin pozitif olması gerekirken negatif olduğu gözlenmiştir. Doğrusal regresyon modelleri trafik kazası ve onu açıklayan değişkenler arasındaki ilişkiyi açıklayamamıştır. YSA modelinin duyarlılık analizi sonucunda, en önemli parametrenin kayıtlı taşıt sayısı olduğu u, daha sonra sırasıyla; nüfus, gayri safi milli hasıla, köy sayısı, toplam yol uzunluğu olduğu, yüzölçümü, düşey kurp sayısı, yatay kurp sayısı vb. olduğu görülmektedir. YSA modeli, trafik kazası ve onu açıklayan değişkenler arasındaki ilişkiyi açıklayabilmıştır.

## Kaynaklar

1. **Anagün, A. S.**, 1999. Bilgi Güvelliğinin Sağlanmasında Kullanıcı Özelliklerine Dayalı Bir Yapay Sinirsel Ağ Yaklaşımı. Endüstri Mühendisliği, 10 (4), 3-11.
2. **Anonim, 2012-2013**, Trafik Kaza İstatistikleri, Emniyet Genel Müdürlüğü, Ankara Türkiye ([www.egm.gov.tr](http://www.egm.gov.tr)).
4. **Bektaş, S.**, 2002. Aksaray ili ve çevre karayollarında meydana gelen trafik kazalarının çok yönlü analizi ve kaza tahmin modeli. Doktora Tezi, Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
5. **Bolakar, H.**, 2014. Trafik Kazalarının Yapay Sinir Ağları ile Modellemesi: Erzurum ili Örneği. Yüksek Lisans Tezi, Atatürk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
6. **Burr, D. J.**, 1988. Experiments on Neural Net Recognition of Spoken and Written Text. IEEE Transactions Acoustics, Speech, and Signal Processing, 36 (7), 1162- 1168.
8. **Çelik, S.**, 2004. Zeminlerde Gerilme ve Deformasyon Özelliklerinin Yapay Sinir Ağları İle Modellenmesi. Doktora Tezi, Atatürk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
13. **Özgan, E.**, 2003. Sivas ili çevre devlet karayollarında meydana gelen trafik kazalarının çok yönlü klinik araştırması ve kritiği. Doktora Tezi, Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
15. **Şehirli, A.**, 2000. Türkiye’deki trafik kazalarında risk faktörleri ve ölümlerin analizi. Yüksek Lisans Tezi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Marmara Üniversitesi, İstanbul.
16. **Tortum, A.**, 2003. Yapay Sinir Ağları ve Birleştirilmiş Sinirsel Bulanık Sistemler ile Şehirlerarası Yük Taşımada Tür Seçiminin Modellenmesi. Doktora Tezi, Atatürk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.