

## METAL SEKTÖRÜNDE VERİ MADENCİLİĞİ YÖNTEMLERİ İLE BİR İŞ KAZASI TAHMİN MODELİ ÖNERİSİ

Cemal Can AYANOĞLU<sup>1\*</sup>, Mustafa KURT<sup>2</sup>

<sup>1</sup>T.C. Aile, Çalışma ve Sosyal Hizmetler Bakanlığı, Ankara Rehberlik ve Teftiş Grup Başkanlığı

ORCID No: <http://orcid.org/0000-0002-1472-4857>

<sup>2</sup>T.C. Gazi Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü

ORCID No: <https://orcid.org/0000-0001-5863-9526>

### Anahtar Kelimeler

İş Kazaları  
Faktör Analizi  
Kümeleme Analizi  
Veri Madenciliği  
Yapay Sinir Ağları

### Öz

Ülkemizde meydana gelen iş kazalarında en yüksek oran metal sektörü işyerlerine aittir. Bununla birlikte metal sektörde meydana gelen ölümlü iş kazası sayısı, inşaat gibi çok tehlikeli sınıfta yer alan bir sektöre göre daha azdır. Ölümlü iş kazaları sayısının daha az olması, metal sektörde birçok tehlikenin göz ardı edilmesine neden olmaktadır. Bunun doğal bir sonucu olarak, metal sektörde önemsenmeyen tehlikelerden kaynaklı ciddi kazalar görülebilmektedir. Bu nedenle bir metal sektörü işyerinde mevcut olan tehlikeli durumlar değerlendirilerek, olası kaza şiddetinin tahmin edilmesi, sektörde ortaya çıkabilecek ciddi iş güvenliği risklerinin önlenmesi adına önemli bir kazanım olacaktır. Çalışma kapsamında, metal sektörde faaliyet gösteren işyerlerinde meydana gelen iş kazaları irdelenerek bir kaza veri kümesi oluşturulmuştur. Veri kümesinde çok değişkenli veri analizi yöntemleri kullanılarak, çeşitli çıkarımlar yapılmış, veri kümesinde ise değişkenlerin indirilmesi yapılmıştır. Veri madenciliği programı kullanılarak veri setinden en iyi tahmin modeli üreten algoritmanın yapay sinir ağı olduğu belirlenmiştir. Son olarak, çift katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağı ile bir kaza tahmin modeli oluşturulmuş, örnek metal sektörü işyeri verileri kaza tahmin modelinde denenerek, işyerindeki olası kaza riskleri değerlendirilmiştir.

## PROPOSAL OF AN OCCUPATIONAL ACCIDENT FORECASTING MODEL WITH DATA MINING METHODS IN METAL SECTOR

### Keywords

Occupational Accidents  
Factor Analysis  
Clustering Analysis  
Data Mining  
Artificial Neural Networks

### Abstract

The highest number of occupational accidents in Turkey belongs to metal sector workplaces. However, number of fatal occupational accidents in metal sector is lower than other high-risk category sectors such as construction. Since the number of fatal occupational accidents is lower in metal sector, many hazards are ignored. As a natural consequence of this, many severe accidents are observed in the sector. Therefore, forecasting probable accident severity by evaluating hazards at a metal sector workplace will be an improved benefit for avoiding the serious safety risks. In this study, an accident data set is established by analyzing the occupational accidents occurred in metal sector workplaces. After applying multivariate data analysis methods over data set, various inferences are made and variables of the data set are reduced. Then, the algorithm, which produces the best forecast, is found to be artificial neural networks. Finally, an accident forecast model is developed via double-layer feed-forward artificial neural network, sample metal sector workplace case is experienced by using the model, and possible accident risks are evaluated.

Araştırma Makalesi

Research Article

Başvuru Tarihi : 12.11.2018

Submission Date : 12.11.2018

Kabul Tarihi : 21.01.2019

Accepted Date : 21.01.2019

### 1. Giriş

Metal sektörü, gelişen teknoloji ile birlikte gün geçtikçe önemini daha da fazla artırmakta ve

sanayinin temelini oluşturan bir sektör haline gelmektedir.

Sektörün teknolojik açıdan sürekli gelişme göstermesi, dünya ticaretindeki payının artması,

\* Sorumlu yazar; eposta : [can\\_ayanoglu@yahoo.com](mailto:can_ayanoglu@yahoo.com)

büyük oranda işgücü istihdam etmesi, dünya genelinde toplam ekonomik faaliyetlerin artması ve ülke ekonomilerindeki büyümenin bir yansıması olarak metal ürünlerine olan talebinin her geçen gün büyük bir hızla artması, dünya toplam metal sektörü üretimini de artırmaktadır (İTKB, 2011). Sosyal Güvenlik Kurumu (SGK) 2016 yılı verilerine göre, metal sektöründe 362.956 sigortalı çalışan istihdam edilmektedir. Bu sayı toplam sigortalı sayısının yaklaşık %2,6'sını oluşturmaktadır (SGK, 2016).

Metal sektörüne olan talebin her geçen gün artması, sektördeki üretim hacmi artışını da beraberinde getirmektedir. Gelişen teknoloji ve sanayide artan otomasyona rağmen, sektörde yaşanan üretim hacmi artışı, iş sağlığı ve güvenliği (İSG) sorunlarını da beraberinde getirmektedir.

Uluslararası Çalışma Örgütü (ILO, 2005) tarafından, metal sektöründe meydana gelen iş kazalarının başlıca sebeplerini oluşturduğu belirlenen faktörler şu şekilde belirtilmiştir: çalışma seviyesinde kayma ve düşmeler, yüksekten düşmeler, koruması bulunmayan makinalar, düşen cisimler, uygunsuz iş makinaları, kaldırma ve iletme ekipmanları, solunabilir maddelere maruziyet (gaz, buhar, toz ve duman), kimyasallara maruziyet (tahriş edici maddeler, çözücüler), sıcak yüzey ve maddelere temas, yangın ve patlama, aşırı sıcak ortam, gürültü ve titreşim, elektrikle temas, elle taşıma, tekrarlayan işler ve uygun olmayan ergonomik koşullar, makine otomasyon hataları, İSG eğitim eksikliği, gözetim ve denetim eksikliği, yetersiz iş organizasyonu, yetersiz ilk yardım ve sağlık tesisleri.

İşyerlerine ait *Tehlike Sınıfları*, İş Sağlığı Ve Güvenliğine İlişkin İşyeri Tehlike Sınıfları Tebliği (R.G. T:26.12.2012 S:28509) ile belirlenmiştir. Metal sektöründe yer alan işyerlerinin tehlike sınıfları Tebliğ ekinde yer alan İşyeri Tehlike Sınıfları Listesinde, NACE Rev.2'de belirtilen altı alt sınıfa kadar belirtilmiştir. Buna göre, metal sektöründe yer alan işyerleri yalnızca "tehlakeli" ve "çok tehlikeli" sınıfta yer almaktadır. Bu durum, sektörde çalışma koşullarında ve şekillerinde mevcut olan geniş kapsamlı tehlikelerin varlığını ortaya koymaktadır. Bu nedenle, metal sektörü işyerlerinde mevcut olabilecek tehlike ve risklerin dikkatli bir şekilde irdelenmesi, iş kazalarının engellenmesini sağlayacak önemli bir aşamadır.

SGK istatistiklerinde göre ülkemizde meydana gelen iş kazaları sayısında, ilk üç sıra maden, yapı ve metal sektörlerine aittir. Buna göre; 2010-2016 yılları arasında metal, yapı ve maden sektörlerinde meydana gelen iş kazası sayıları ve bu sayıların tüm sektörlerde meydana gelen toplam iş kazası sayılarına göre oranları Tablo-1'de belirtilmiştir. Ölümlü iş kazaları sayıları ve bu sayıların tüm sektörlerde meydana gelen toplam ölümlü iş kazası sayılarına göre oranları ise Tablo-2'de belirtilmiştir (SGK, 2016).

**Tablo 1. İş Kazası İstatistikleri**

İstatistik	Tüm Sektörler Toplam İş Kazası Sayısı	Metal Sektörü		Yapı Sektörü		Maden Sektörü	
		İş Kazası Sayısı	Oran (%)	İş Kazası Sayısı	Oran (%)	İş Kazası Sayısı	Oran (%)
Yılı	62.903	11.539	18,34	6.437	10,23	9.056	14,40
2010	62.903	11.539	18,34	6.437	10,23	9.056	14,40
2011	69.227	12.540	18,11	7.749	11,19	10.419	15,05
2012	74.871	11.983	16,00	9.209	12,30	9.862	13,17
2013	75.739*	13.090*	17,28	10.222*	13,50	7.522*	9,93
2014	74.301*	12.793*	17,22	9.166*	12,34	6.511*	8,76
2015	95.616*	11.191*	11,70	12.996*	13,59	5.627*	5,88
2016	100.519*	15.646*	15,57	14.998*	14,92	5.635*	5,61

\*İş kazasını takip eden 5. gün veya daha sonrasında işe başlangıcını meydana getirdiği kaza sayılarıdır.

**Tablo 2. Ölümlü İş Kazası İstatistikleri**

İstatistik	Tüm Sektörler Ölümlü Sonuçlanan Toplam İş Kazası Sayısı	Metal Sektörü		Yapı Sektörü		Maden Sektörü	
		Ölümlü Sonuçlanan İş Kazası Sayısı	Oranı (%)	Ölümlü Sonuçlanan İş Kazası Sayısı	Oranı (%)	Ölümlü Sonuçlanan İş Kazası Sayısı	Oranı (%)
Yılı	1.444	67	4,64	475	32,89	124	8,59
2010	1.444	67	4,64	475	32,89	124	8,59
2011	1.700	90	5,29	570	33,53	115	6,76
2012	744	35	4,70	256	34,41	44	5,91
2013	1.360*	69*	5,07	421*	30,96	83*	6,10
2014	1.626*	45*	2,77	501*	30,81	381*	23,43
2015	1.252*	67*	5,35	473*	37,78	79*	6,31
2016	1.405*	57*	4,06	496*	35,30	83*	5,91

\* Çalışmanın kazayı izleyen günden sonraki bir yıl içinde ölümlüyle sonuçlanan iş kazası sayılarıdır.

Tablo-1'de belirtilen verilere göre; metal sektöründe meydana gelen iş kazası sayısı, 2015 yılı haricinde diğer sektörlerle göre daha yüksek bir orana sahiptir. Ancak, Tablo-2'de belirtilen verilere göre sektörde tespit edilen ölümlü iş kazası sayısı, diğer sektörlerden daha düşük orana sahiptir.

Metal sektöründe meydana gelen iş kazaları sayısı diğer sektörlerden yüksek olmasına rağmen ölümlü iş kazası sayısının daha az olması, sektörde mevcut olan iş sağlığı ve güvenliği risklerinin göz ardı edilmesine neden olmaktadır. Bunun doğal bir sonucu olarak, metal sektöründe önemsenmeyen risklerden kaynaklı ciddi kazalar görülebilmektedir. Bu nedenle, sektörde mevcut olan iş sağlığı ve güvenliği risklerinin belirlenmesi ve gerekli risk kontrol adımları uygulanarak gerekli tedbirlerin alınması, sektörün iş sağlığı ve güvenliği seviyesini yükseltmek için önemli bir kazanım olacaktır.

Veri madenciliği, en temel anlamı ile geniş kapsamlı veri kümelerinde varlığı bilinmeyen ilişkilerin bulunması ve veri kümesinin anlaşılabilir bir şekilde yorumlanarak yeni bilgilerin ortaya çıkarılmasını sağlayan analiz yöntemidir (Hand vd., 2001). Kaza tahmini ise eldeki bilgiler ve gözlemler ile kaza durumunun ortaya konulmasıdır (Zheng ve Liu, 2009). Metal sektörüne ait gerçek kaza olaylarının veri madenciliği yöntemleri ile yorumlanarak, kaza durumu hakkında bilgiler ortaya konulması, sektörde önemsenmeyen tehlikelerden kaynaklanan risklerin ortaya çıkarılarak önleyici tedbirlerin alınması adına fayda sağlayacaktır.

Makale beş bölümden oluşmaktadır. İkinci bölümde, çalışma konusunda bilimsel yazın hakkında bilgi verilmiştir. Üçüncü bölümde, metal sektörü işyerlerinde meydana gelen iş kazalarına ilişkin bilgilerden oluşturulan kaza verileri ve kaza

verilerinde yalnızca anlamlı bilgilere yer verilmesi amacıyla çok değişkenli istatistiksel veri analizi yöntemleri uygulanarak yapılan indirgeme konusunda bilgi verilmiş, sonrasında ortaya konulan kaza tahmin modeli açıklanmıştır. Dördüncü bölümde, modelin doğruluğu üzerine değerlendirme yapılmış olup, metal sektöründe mevcut olan örnek bir iş adımı için olası kazalar değerlendirilmiştir. Son bölümde ise çalışma hakkında sonuca yönelik değerlendirme ve tartışma yapılmıştır.

## 2. Bilimsel Yazın Taraması

Veri madenciliği yöntemleri, iş kazalarının sebeplerinin ortaya konulması ve iş kazası verilerinin analizi amacıyla birçok çalışmaya konu olmuştur. Nenonen (2013), iş kazası verilerinin analizinde veri madenciliği yöntemlerinin kullanıldığı çalışmalar konusunda bir özet yapmış ve bu çalışmalarda çoğunlukla birleşim kuralları ve karar ağaçlarının kullanıldığını belirtmiştir.

Veri madenciliği yöntemleri ile geliştirilen kaza tahmin metotları üzerine ise bilimsel literatürde çok az sayıda çalışmaya rastlanmaktadır. Zheng ve Liu (2009), sık yaşanan kazalar nedeniyle veri analizleri ile kaza eğilimleri ve potansiyel tehlike kaynaklarının belirlenmesi yerine kaza tahminleri üzerine yoğunlaşmanın çok daha önemli olduğunu vurgulamıştır. Ayrıca yazarlar çalışmasında, 7 kaza tahmin metodunu (senaryo analizi, regresyon analizi, zaman serileri, markov zinciri, grey modeli, yapay sinir ağları, bayes ağları) detaylı olarak inceleyerek kıyaslamışlardır. Yapay sinir ağları için; verilerde doğrusal olmayan ilişki mevcut olduğunda kullanımının uygun olduğunu, yöntemin avantajlarının ise doğrusal olmayan modelleme ile kendi kendine organizasyonu ve çalışması olduğunu belirtmişlerdir. Çalışmada tek bir metodun gerçekçi bir tahmin ortaya koyamadığı, birleşik modeller kullanılarak tahmin hatalarının azaltılabileceği ortaya konulmuştur. Özellikle yapay sinir ağları ve grey metodu gibi yöntemlerin bir arada kullanıldığı hibrit yöntemlerin, doğrusal olmayan kaza verilerinde daha iyi sonuçlar ortaya koyduğunu belirtmiştir. Yazarlar inceledikleri yöntemlerde, metotların hangi kaza türü için tahminde bulunduğuna değinmemişlerdir.

Veri madenciliği ile kaza tahminine ilişkin literatürde yer alan çalışmaların çoğunluğu trafik kazalarının tahminine yöneliktir. Trafik kazaları için oluşturulan kaza tahmin metotlarının analizi üzerine bir çalışma Akgüngör ve Doğan (2010) tarafından yapılmıştır.

Kaza tahmini üzerine yapılan çok az çalışmada iş kazalarının tahmini dikkate alınmıştır. Cornero ve Pedregal (2010), İspanya'da meydana gelen hafif yaralanmalı, ciddi yaralanmalı ve ölümlü iş kazaları verilerini analiz ederek, ileriye dönük olarak bu şiddetlere sahip iş kazalarını belirlemek üzere kaza tahmin modeli geliştirmişlerdir. Çalışmada kaza tahmin modeli, zaman serilerini genel eğilim, mevsim

ve çevrimsel bileşenlere bölen bir tür zaman değişimli çoklu regresyon modeli olan Gözlemlenmeyen Bileşenler Modeli ile ortaya konulmuştur.

Silva ve Jacinto (2012), iş kazaları ile ilgili araştırmaların çoğunlukla genel belirleyici istatistik ile verilerin açıklanması ve sınıflandırılması üzerine olduğunu belirtmiştir. Ayrıca yaptıkları çalışmada, Portekiz'de 2005 ile 2007 yılları arasındaki madencilik sektörüne ilişkin verilere çok değişkenli veri analizi yöntemleri uygulayarak, kazaya neden olan en yüksek ilgiye sahip faktörleri bulmaya çalışmışlardır. Herrero vd. (2012) tarafından yapılan çalışmada, İspanya'da bulunan 11.054 çalışan için anket yöntemi ile araştırma yapılmıştır. Ankette, işyerindeki hijyen koşulları, ergonomik koşullar, iş yükü, fiziksel yüklenme, psikolojik koşullar ve iş kazaları arasındaki ilgi sorulmuştur. Anket verilerine göre bayes ağı oluşturulmuş, fiziksel yüklenme ile psikolojik koşulların iş kazalarında etkili olduğu ortaya konulmuştur.

Marhavillas ve Koulouriotis (2012); çalışmaları kapsamında, deterministik ve stokastik yaklaşımı birlikte barındıran bir yöntem ile kazaların sebeplerinin analizini yapmışlardır. Cheng vd. (2013) tarafından 2000-2010 yılları arasında Tayvan'da petro-kimya endüstrisinde meydana gelen 349 adet büyük endüstriyel kaza vakası CART (sınıflandırma ve regresyon ağacı) yöntemi ile analiz edilerek (sebeponuç ilişkileri çıkarılarak), kazalara neden olan kurallar dizisi ortaya çıkarılmıştır. CART yöntemi, sürekli bağımlı değişkenlerin regresyon yöntemi ile kategorik belirleyici değişkenlerin ise sınıflandırma yöntemi ile belirlenmesini içermektedir. Çalışmada, veri madenciliği ile kullanılarak kaza verilerinin sınıflandırmasında çoğunlukla CART yönteminin kullanıldığı belirtilmiştir.

Enez vd. (2014) tarafından yapılan çalışmada; Trabzon Orman Müdürlüğüne bağlı Trabzon, Gümüşhane, Rize illerinde çalışan orman işçilerine yöneltilen anketler aracılığıyla ve serbest ölçüm yöntemi ile toplanan antropometrik veriler üzerinde kaza analiz çalışması yapılmıştır. Toplanan verilerde işçilerin kullanmış oldukları ekipmanlar, çalışanların kişisel alışkanlıkları ve antropometrik özellikleri değişkenleri oluşturmuştur. Kaza tahmini için SPSS programı aracılığıyla lojistik regresyon kullanılmıştır.

Ceylan ve Avan (2012) çalışmalarında, SGK iş kazası verilerini kullanarak yapay sinir ağları temelinde Türkiye'de 2025 yılına kadar farklı senaryolara göre toplam iş kazası, ölümlü iş kazası ve sürekli iş göremezlik tahmininde bulunmuşlardır.

Koç (2014) tarafından yapılan çalışmada, inşaat faaliyetleri sırasında gerçekleşen iş kazalarından hayati önem taşıyan riskler, iş kazası denetim raporlarından elde edilen veriler kullanılarak hata ağacı ve karar ağacı yöntemleriyle analiz edilmiştir. Sonrasında, inşaat faaliyetlerinde hayati risk taşıyan

unsurlarının denetimine ilişkin öneriler geliştirilmiştir.

Hajakbari ve Minaei-Bidgoli (2014) tarafından; İran'ın Kum şehrinde 1992-2011 yılları arasında meydana gelmiş iş kazalarına ait veriler analiz edilmiştir. Analizlerde son iki kaza tarihleri arasındaki süre, son bir yıl içerisinde yaralanmalı iş kazası sayısı (kaza frekansı), kaza sonucu iş günü kaybı, tekrar kaza olma olasılığı ve parasal kayıp şeklinde 5 değişken kullanılmıştır. Ardından her işyerine ait kaza verileri, k-ortalama kümeleme metodu ile kategorize edilmiştir. Sonrasında oluşan her küme, karar ağacı yöntemi ile analiz edilerek risk kategorisi belirlenmiştir. Geliştirilen yöntem kullanılarak, 2010 ve 2011 yıllarına ait veriler analiz edilmiş ve 2012 yılında periyodik olarak denetim yapılacak işyerleri belirlenmiştir.

Alaeddinoğlu vd. (2015), yapay sinir ağları kullanarak geliştirdikleri modele, geçmişte yapılan risk değerlendirmesi sonuçlarını öğretmek, muhtemel risklere karşı ortaya çıkabilecek sonuçlar için uzman kişinin kararına yardımcı olacak bir yöntem önermiştir.

Dizdar ve Koçar (2018), metal sektöründe faaliyet gösteren bir fabrikada, aday çalışanlara ait 7 yıllık bir dönem içinde meydana gelen 235 kaza tutanağından veri kümesi oluşturmuşlardır. Çalışmada, yapay sinir ağları ile kayıp iş günü sayısını tahmin eden bir model önerilmiştir.

Bilimsel yazından farklı olarak bu çalışma kapsamında, metal sektöründe operasyonel düzeyde yürütülen iş adımlarında mevcut olan tehlikeli durumlar için ortaya çıkabilecek kaza şiddetini tahmin eden, çok değişkenli veri analiz yöntemleri ile gerekli indirgemenin yapıldığı, sektöre ilişkin yaşanmış kazalara ait verilere ve veri madenciliği yöntemlerine dayalı bir model önerilmiştir.

### 3. Yöntem

#### 3.1. İş Kazası Verileri

Çalışma kapsamında kullanılacak kaza verileri, Türkiye'de metal Sektöründe *NACE Rev.2-Altılı Ekonomik Faaliyet Sınıflaması* kapsamında "24-Ana Metal Sanayi" ve "25-Fabrikasyon Metal Ürünleri İmalatı (makine ve teçhizat hariç)" faaliyet gösteren 165 adet işyerinde, 2012-2015 yılları arasında meydana gelen iş kazalarına ait raporların incelenmesi ve değerlendirilmesi sonucunda hazırlanmıştır.

Bu kapsamda, öncelikle kaza verileri için değişkenler belirlenmiştir. Değişkenlerin belirlenmesinde; işyerlerine ilişkin istatistiksel bilgiler, kazazedeye ilişkin bilgiler ve her bir kaza incelemesinde kazanın ortaya çıkmasına neden olduğu tespit edilen mevzuata aykırı hususlar (tehlikeli durumlar) dikkate alınmıştır. Değerlendirme sonucunda, 44 değişkene sahip 193 kaza olayına ilişkin bir iş kazası veri kümesi ortaya çıkmıştır. Kaza verilerini oluşturan değişkenler

belirlendikten sonra, her bir kazanın sonucu (şiddeti) için kategoriler belirlenmiştir. Buna göre kaza şiddeti için "4:hafif yaralanma", "3:yaralanma", "2:uzuv kaybı" ve "1:ölümlü kaza" başlıkları altında 4 kategori belirlenmiştir. Kaza verileri için belirlenen değişkenler ile sonuç değişkeni olan kaza sonucu Tablo 3'de verilmiştir.

**Tablo 3. Kaza Veri Tablosu Değişkenleri**

<b>Girdi Değişkenleri</b>
<b>A. İşyerine İlişkin Bilgiler</b>
1. Çalışan Sayısı
2. Tehlike Sınıfı
3. İş Sağlığı ve Güvenliği Kurulu
4. İş Güvenliği Uzmanı İstihdam
5. İşyeri Hekimi İstihdam
6. Kaza Öncesi İşyeri Denetim Geçmişi
7. İşyeri Ortam Ölçümü (toz, gaz, gürültü ölçümleri)
<b>B. Kazazedeye İlişkin Bilgiler</b>
8. İş Tecrübesi Yılı
9. Kazazede Yaşı
10. İş Kazası Saati
11. Öğrenim Durumu
12. Mesleki Eğitim Belgesi
13. İşe Giriş İş Sağlığı ve Güvenliği Eğitimi almış mı?
14. Periyodik İş Sağlığı ve Güvenliği Eğitimi almış mı?
15. İşe Giriş Sağlık Muayenesi Yapılmış mı?
16. Periyodik Sağlık Muayenesi Yapılmış mı?
<b>C. Tehlikeli Durumlar</b>
17. Kullanılan İş Ekipmanı Hakkında Eğitim
18. Operasyon Noktasına Temas
19. Hareketli Aksama Temas
20. Bakım ve Onarım
21. Parça Fırlaması Tehlikesi
22. Çift El Kumanda Tertibatı
23. Durdurma Sistemi
24. İş Ekipmanının Sabitlenmesi
25. Havalandırma Sistemi
26. Ekipman Gösterge ve İkaz Donanımları
27. Sıcak Yüzeye Temas
28. Periyodik Kontrol
29. İş Ekipmanının Ergonomisi
30. Yangın, Parlama ve Patlama Tehlikesi
31. Kimyasal Riskler
32. Elektrik Tehlikesi
33. Kişisel Koruyucu Donanım (KKD)
34. Depolama ve İstifleme
35. Sağlık ve Güvenlik İşaretleri
36. Basıncılı Kaplarda Güvenlik
37. Uygun Ekipman
38. İş Ekipmanı Hakkında Talimat
39. Yüksekten Düşme
40. Dikkat ve Güvenlik
41. Risk Değerlendirmesi
42. Denetim ve Gözetim
43. Kaldırma Araçlarında Güvenlik
44. Kumanda Sistemi

Kaza Sonucu	
Kategori	Kaza Şiddeti
1	Ölümlü İş Kazası
2	Uzuv Kayıplı İş Kazası
3	Yaralanmalı İş Kazası (5 günden fazla iş göremezlik)
4	Hafif Yaralanmalı İş Kazası (5 güne kadar iş göremezlik)

### 3.2 Kaza Verileri Analizi

#### 3.2.1 Temel Bileşenler Analizi

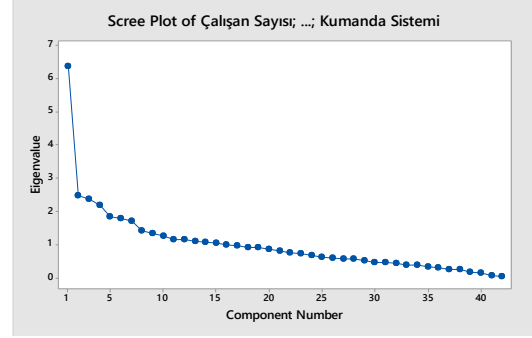
Temel Bileşenler Analizi (TBA), değişkenler kümesinin doğrusal birleşimleri aracılığıyla varyans-kovaryans yapısını açıklayan bir araçtır. TBA'nın iki temel amacı vardır. Bunlardan birincil ve önceliklisi anlamsız olanların çıkartılması ile verilerin azaltılması, ikincisi ise anlamlı verilerin yorumlanmasıdır (Johnson ve Wichern, 2007).

Bu kapsamda 193 kaza olayı (gözlem) ve 44 değişken içeren kaza veri tablosunda, 193 gözlemin daha az sayıda değişken (temel bileşen) ile yorumlanması için TBA uygulanmıştır. Analizlerde Minitab 17.0 istatistik programı kullanılmıştır. "Havalandırma Sistemi" ve "Basıncılı Kaplarda Güvenlik" değişkenleri anlamlı olmaması nedeniyle program tarafından uyarılmıştır. Bu nedenle iki bileşen tablodan çıkartılmıştır. Sonuç olarak veri tablosunda yer alan bileşen sayısı 42'ye indirgenmiştir. Sonrasında program aracılığıyla kaza verilerine TBA uygulanmıştır. TBA sonucunda elde edilen korelasyon matrisi özdeğer analizi ve yamaç eğrisi Şekil 1 ve Şekil 2'de verilmiştir. Şekil 1'de verilen korelasyon matrisine göre; ilk 38 bileşen verilerin %99'unu tanımlamaktadır. Diğer bir deyişle, 38 bileşen ile verilerin %99'u yorumlanabilmektedir. Şekil 2'de verilen eğride düzleşme korelasyon matrisini doğrular şekilde 38 inci noktadan itibaren başlamaktadır. Sonuç olarak, TBA sonucunda veri tablosunda 38 değişken ile çalışılabileceği anlaşılmıştır.

#### Şekil 1. TBA Korelasyon Matrisi Özdeğer Analizi

Eigenanalysis of the Correlation Matrix										
Eigenvalue	6,3603	2,4527	2,3530	2,1844	1,8361	1,7648	1,7037	1,4012	1,3150	1,2371
Proportion	0,151	0,058	0,056	0,052	0,044	0,042	0,041	0,033	0,031	0,029
Cumulative	0,151	0,210	0,266	0,318	0,362	0,404	0,444	0,478	0,509	0,538
Eigenvalue	1,1440	1,1369	1,0816	1,0695	1,0337	0,9938	0,9504	0,9152	0,8906	0,8587
Proportion	0,027	0,027	0,026	0,025	0,025	0,024	0,023	0,022	0,021	0,020
Cumulative	0,566	0,593	0,618	0,644	0,668	0,692	0,715	0,737	0,758	0,778
Eigenvalue	0,8033	0,7571	0,7164	0,6636	0,6102	0,5916	0,5495	0,5465	0,5182	0,4599
Proportion	0,019	0,018	0,017	0,016	0,015	0,014	0,013	0,013	0,012	0,011
Cumulative	0,797	0,815	0,832	0,848	0,863	0,877	0,890	0,903	0,915	0,926
Eigenvalue	0,4431	0,4139	0,3846	0,3641	0,3244	0,2865	0,2528	0,2321	0,1589	0,1428
Proportion	0,011	0,010	0,009	0,009	0,008	0,007	0,006	0,006	0,004	0,003
Cumulative	0,937	0,947	0,956	0,964	0,972	0,979	0,985	0,990	0,994	0,998
Eigenvalue	0,0596	0,0381								
Proportion	0,001	0,001								
Cumulative	0,999	1,000								

#### Şekil 2. Kaza Verileri Yamaç Eğrisi

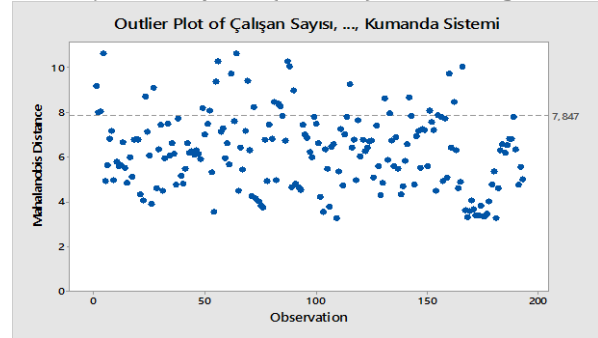


#### 3.2.2 Aykırı Veri Analizi

Veri kümesi içerisinde bulunan ve aykırı (outlier) olarak tanımlanan verileri çıkartmak için, kaza verileri için Minitab 17.0 programı ile aykırı veri grafiği çizilmiştir. Aykırı veri grafiği Şekil 3'de verilmiştir. Yapılan aykırı veri analizinde, 4 numaralı kaza verisinin ilgisiz olduğu anlaşılmıştır. Bu durum Şekil 3'de verilen grafikte de görülebilmektedir.

Bu verinin sonraki değerlendirmelerde tablodan çıkartılması, toplam veri kümesinde yer alan bilginin bütünlüğünü korumak için gereklidir. Bu durumda, kaza tahmin modelini oluşturmak için 4 numaralı veri çıkartılmıştır. Sonuç olarak, toplam 192 adet veri ile çalışılması uygun görülmüştür.

#### Şekil 3. Aykırı (Outlier) Veri Grafiği



#### 3.2.3 Faktör Analizi

Faktör Analizi, değişkenler arasındaki kovaryans yapısını inceleyerek bu değişkenler arasındaki ilişkiyi daha az sayıda faktör adı verilen değişkenler ile açıklamaktadır (Daniel, 1989). Bu kapsamda, TBA sonucunda indirgenebileceği ortaya çıkan 38 değişkenin neler olduğunu saptamak amacıyla, verilerinde faktör analizi uygulanmıştır. Ancak, oransal varyans değeri küçük değişken bulunamaması nedeniyle, faktör analizi sonunda veri kümesinden indirgenecek değişken bulunamamıştır.

### 3.2.4 Kümeleme Analizi

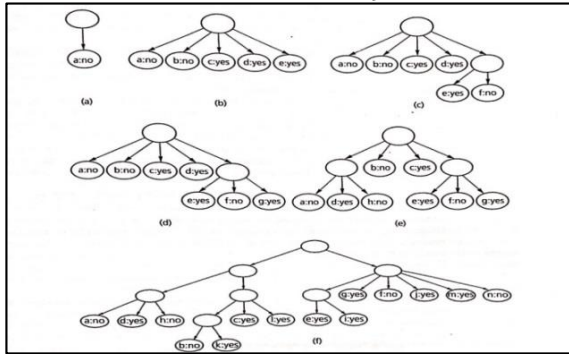
Kümeleme teknikleri, veri madenciliğinde bir sınıf tahmini gerekemediği ancak verilerin (örneklerin) benzerliklerine göre gruplara ayrılması gerektiğinde kullanılan bir yöntemdir. Analiz sonucunda oluşan kümelerde bulunan örnekler, kendi kümesinde yer alan diğer örneklerle karşı güçlü bir benzerlik içerirken, diğer kümedekilere karşı düşük benzerlik içerirler. Temelde üç farklı kümeleme tekniği bulunmaktadır. Bunlardan birincisi, örnekleri benzerliklerine göre “k” kümeye ayırdığı basit en yakın komşu yönteminin uygulandığı k-ortalama algoritmasıdır. İkincisi ise 1980’lerin sonunda geliştirilen artırımlı kümeleme yöntemidir. Üçüncüsü ise örneklerin kümelere olasılıklarına göre atandığı istatistiksel kümeleme yöntemidir (Witten ve Frank, 2000).

Çalışmada, kaza verilerine kümeleme analizinin uygulanma amacı birbirine benzerlikleri yüksek olan değişkenlerin birleştirilerek, toplan değişken sayısının azaltılmasıdır. Kaç küme oluşturulacağı baştan belirli olmaması nedeniyle, k-ortalama algoritmasının uygulanması uygun görülmemiştir. Bu nedenle her bir değişkenin diğerleriyle benzerliğine bakarak olabilecek en fazla kümenin oluşturulabileceği artırımlı kümeleme yönteminin uygulanmasına karar verilmiştir.

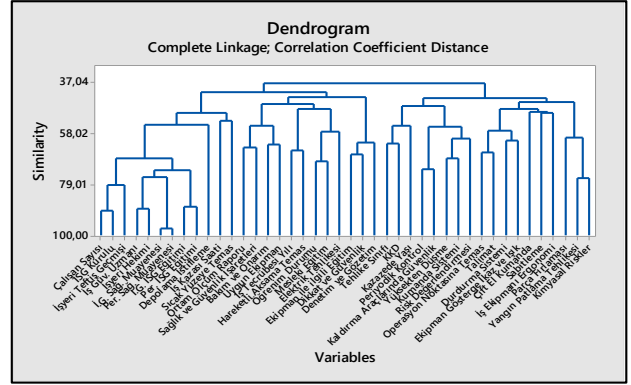
Artırımlı kümeleme yönteminde, her bir aşamada kök ve dallarda değişkenlerin bulunduğu bir ağaç oluşmaktadır. Başlangıçta tek başına bir tane kök küme bulunmaktadır. Ardından, benzerliğe göre her bir değişken ağaca eklenmekte ve ağaç her bir aşamada güncellenmektedir (Witten ve Frank, 2000). Yöntemin özetlendiği örnek bir şema Şekil 3’de verilmiştir.

Kaza verileri için, Minitab 17.0 ile yapılan kümeleme analizi sonucunda elde edilen benzerlik ağacı (dendrogram) Şekil 4’de verilmiştir.

**Şekil 3. Örnek Artırımlı Kümeleme Ağacı (Witten ve Frank 2000)**



**Şekil 4. Kaza Verileri Kümeleme Analizi Dendrogram Grafiği**



Şekil 4’de verilen grafiğe göre, benzerlik oranı %80’in üzerinde olan değişkenler incelemeye alınmıştır. Buna göre;

- “İşe giriş sağlık muayenesi” ve “periyodik sağlık muayenesi” değişkenlerinin benzerliği en yüksektir (%90’ın üzerinde). Buna göre kazazedenin işe girişinde sağlık muayenesinin yapıldığı durumlarda, çoğunlukla periyodik sağlık muayenesinin de işyeri tarafından yapıldığı ortaya çıkmaktadır. Bu nedenle benzerlik oranının en yüksek olduğu iki değişkenin birleştirilerek, tek bir değişken haline getirilmesine karar verilmiştir.
- “İşe Giriş İSG Eğitimi” ve “Periyodik İSG Eğitimi” değişkenlerinin benzerliği de yüksektir. Bu durum kazazedenin işe girişinde gerekli iş sağlığı ve güvenliği eğitimlerini veren işyerinin, periyodik olarak iş sağlığı ve güvenliği eğitimini de verdiğini ortaya koymaktadır. Bu durumda, değişken sayısını azaltmak için bu iki değişkenin de birleştirilmesi uygun görülmüştür.
- “İş Güvenliği Uzmanı” ve “İşyeri Hekimi” değişkenlerinin de benzerlikleri yüksek olması nedeniyle değişken sayısını azaltmak adına bu değişkenlerin birleştirilebileceği ortaya çıkmıştır. Bu durumda, hekim veya uzman istihdamından birini yapan işyerinin, doğal olarak diğerini de yaptığını ortaya koymaktadır.
- “Çalışan Sayısı” ve “İSG Kurulu” değişkenlerinin, benzerlikleri yüksektir. Ancak, değişkenlerin birleştirilmesi, boyutlarının farklı olması nedeniyle uygun değildir.

Sonuç olarak, kümeleme analizi neticesinde 3 değişken daha azaltılmış, veri kümesindeki toplam anlamlı değişken sayısı 39’a indirilmiş ve TBA sonucunda tespit edilen 38 anlamlı değişkene en yakın değere ulaşılmıştır. Böylece, yapılan analizler neticesinde 192 kaza olayı ve 39 değişkene sahip bir veri kümesi oluşmuştur.

### 3.2.5 Kaza Tahmin Modelinde Kullanılacak Veri Madenciliği Yönteminin Belirlenmesi

Kaza verileri üzerinde gerekli düzenlemeler yapıldıktan sonra, makine öğrenim algoritmalarındaki performansını izleyerek, verilere en uygun algoritma belirlenmiştir. Kaza verilerini, makine öğrenim algoritmalarındaki performansını gözlemlemek için WEKA 3.8.1 veri madenciliği programı kullanılmıştır. WEKA programı kapsamında yer alan veri madenciliği yöntemleri uygulanarak kaza tahmin modelleri kurulmuştur. WEKA ile çalışılan tahmin modellerine göre doğruluk oranlarının hesaplanmasında verilerin %80'i öğrenmede, %20'si ise analizde kullanılmıştır. Buna göre; 154 kaza verisi her bir yöntem için öğrenmede, arda kalan 38 kaza verisi ise modelin doğruluğunu belirlemek üzere oluşturulan tahmin modelinde denenmiştir. WEKA ile elde edilen farklı veri madenciliği yöntemlerine dayalı kaza tahmin modellerinin performanslarını belirtir sonuçlar Tablo 4'de belirtilmiştir. Tabloda verilen sonuçlara göre, Yapay Sinir Ağları en yüksek tahmin doğruluk yüzdesini vermesi nedeniyle, ilerleyen aşamada kurulacak kaza tahmin modeline temel oluşturmasına karar verilmiştir.

**Tablo 4. Tahmin Modelleri Başarı Oranları**

Yöntem	Doğru Tahmin Yüzdesi
Lojistik Regresyon	%42,10
Karar Ağacı	%52,63
<b>Yapay Sinir Ağları</b>	<b>%60,53</b>
Naive Bayes Algoritması	%50
Bayes Ağ	%52,63
OneR Algoritması	%52,63
SMO (sequential minimal optimization)	%47,37

### 3.2.6 Yapay Sinir Ağları Temelinde Kaza Tahmin Modeli

Metal sektörüne ait iş kazası verilerinde, her bir kaza olayının sonucu dört kategoriden biri olması nedeniyle, geliştirilecek yapay sinir ağı kaza tahmin modelinin Matlab R2018b Yapay Sinir Ağı Örüntü Tanıma Fonksiyonu *nprtool* ile kurulmasına karar verilmiştir. Yapay Sinir Ağı Örüntü Tanıma Fonksiyonunda iki katmanlı ileri beslemeli yeterli sayıda nöronların bulunduğu bir ağ meydana getirilerek sınıflandırma yapılmaktadır.

İleri beslemeli yapay sinir ağları, ağı girdi olarak işlev gören bağımsız değişkenler ile ağı çıktılarını belirleyen bağımlı değişkenler arasındaki ilişkiyi öğrenmek için kullanılan matematiksel bir araç olarak görülebilir. Genellikle otomatik ölçeklendirilen girdi değişkenleri, belirli bir örneğin spektral yoğunlukları gibi gözlemlenebilir değişkenlerden seçilir ve çıkış değişkenleri genellikle bir fonksiyonel grubu belirten sınıflardan oluşmaktadır. Örnek gözlemler ve sınıflardan oluşan bağımlı değişkenler ağı öğretilir. Ağ, ağırlıkları gerçek çıktılar ile ağ tarafından belirlenen tahminler arasındaki farkı en aza indirecek

şekilde belirlenir. Böylece girdi ve çıktı değişkenleri arasındaki ağırlıklar ağı kodlanır, sonrasında ağ yeni örneklerden sınıf tahminlerini belirlemek üzere kullanılabilir (Lavine ve Blank, 2009).

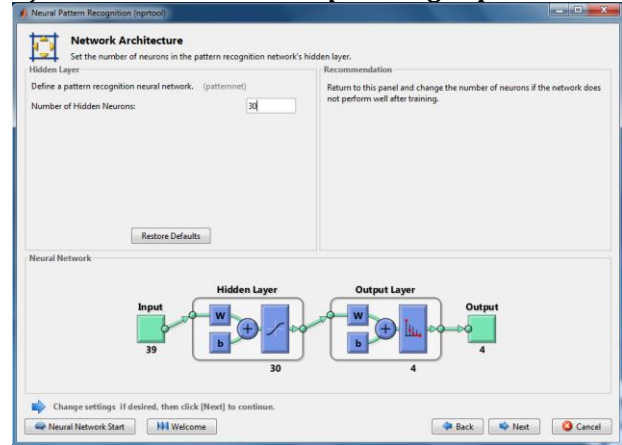
Matlab'da oluşturulacak yapay sinir ağının öğrenme, doğrulama ve test örnek yüzde oranları WEKA programı ile yapılan çalışmada kullanılan %80 öğrenme, %20 analiz oranını korumak amacıyla; kaza verilerinin %80'i öğrenme, %10'u doğrulama ve %10'u testte kullanılmak üzere programa girdi olarak verilmiştir.

Kurulacak ağı gizli katmanında yer alacak nöron sayısının belirlenmesinde, Huang (2003) [8] tarafından önerilen formül kullanılmıştır. Huang (2003) çalışmasında, iki gizli katmana sahip "N" öğrenilecek örneğin ve "m" çıktı nöronunun bulunduğu ağlarda yer alacak nöron sayısının ihmal edilebilecek kadar küçük hata ile (1) numaralı formül kullanılarak bulunabileceğini ispatlamıştır.

$$\text{Nöron Sayısı} = \sqrt[2]{(m + 2)N} \quad (1)$$

Kaza tahmin modeli için oluşturulacak yapay sinir ağında, verilerin %80'i öğrenmede kullanılacağı için N = 154 olacaktır. Kaza sonucu 4 farklı kategoriye sahip olduğundan m = 4 olacaktır. Belirlenen değerler (1) numaralı formüle uygulandığında nöron sayısı yaklaşık olarak 30 bulunarak, Matlab *nprtool* ağı yapısı arayüzüne girdi olarak verilmiştir. Matlab ağı yapısı arayüzü ve geliştirilen Kaza Tahmin Modeli Yapay Sinir Ağı (KTMYSYA) Şekil 5'de verilmiştir. Şekil 5'de görüleceği üzere, iki katmanlı ileri beslemeli bir ağ olan KTMYSYA'nın gizli katmanında 30 nöron, çıktı katmanında ise 4 nöron (sınıf) bulunmaktadır.

**Şekil 5. Matlab R2018b *nprtool* Ağ Yapısı Ekranı**



KTMYSYA öğrenme sonuçları, Tablo 5'de verilmiştir. Geliştirilen KTMYSYA ile yapılan sınıflandırmada; öğrenmede kullanılan 154 kaza olayının %24,675'i, doğrulamada kullanılan 19 kaza olayının %31,576'sı,

testte kullanılan 19 kaza olayının %36,842'si yanlış sınıflandırılmıştır. Sonuç olarak yaklaşık olarak %75 oranına kadar doğru sınıflandırma yapabilen bir kaza tahmin modeli ortaya konulmuştur.

**Tablo 5. KTMYSYA Öğrenme Sonuçları**

	Örnek Sayısı	Hatalı Tahmin Oranı (%)	Doğru Tahmin Oranı (%)
Öğrenme	154	24,675	75,325
Doğrulama	19	31,579	68,421
Test	19	36,842	63,158

## 4. Sonuçlar

### 4.1 KTMYSYA Performans Sonuçları

KTMYSYA'nın performansını belirlemek amacıyla, kaza verileri içerisinde yer alan 10 kaza olayı örnek olarak seçilerek modelde denenmiştir. 10 kaza olayı kaza veri tablosunda bulunan 192 olay arasında bulunan 30 ila 39'uncu kaza olaylarından seçilmiştir. 10 adet kaza verisinin kaza sonuçlarının KTMYSYA ile tahmin edilmesi neticesinde elde edilen sonuçları belirtir Matlab ekran çıktısı Şekil 6'da verilmiştir. Şekil 6'da verilen model çıktısında; her bir sütunda belirtilen rakamlar kaza sonucunun olasılığını belirtmektedir. Örneğin, birinci sütunda yer alan rakamlardan; 0,3453 ölümlü iş kazasının meydana gelme olasılığını, 0,0276 uzuv kayıplı iş kazasının meydana gelme olasılığını, en büyük değere sahip olan 0,6270 rakamı ise üçüncü kategoride yer alan yaralanma ile neticelenen kaza sonucunun meydana gelme olasılığını belirtmektedir. Buna göre ilk sırada yer alan kaza verisinin sonucunun model tarafından yapılan tahmini, olasılığın en yüksek olduğu "yaralanma" ile neticelenen iş kazasıdır. Modelde denemesi yapılan ve kaza tahminleri Şekil 6'da verilen sonuçlar ile verilerin gerçek sonuçları arasındaki kıyaslama Tablo 6'da verilmiştir.

**Şekil 6. KTMYSYA Deneme Verileri Çıktısı**

```

Kaza_Tahmin_Modelim x | +
1 function [Y,Xt,AI] = myNeuralNetworkFunction(X,-)
2 %MYNEURALNETWORKFUNCTION neural network simulation function.
3 %
4 % Auto-generated by MATLAB, 29-Sep-2018 18:01:53.
5 %
6 % [Y] = myNeuralNetworkFunction(X,-) takes these arguments:
7 %
8 % X = kxS cell, 1 inputs over IS timesteps
9 % Each X(i,t) = 39xQ matrix, input #i at timestep ts.
10 %
11 % and returns:
12 % Y = kxS cell of 1 outputs over IS timesteps.
13 % Each Y(i,t) = 4xQ matrix, output #i at timestep ts.
14 %
Command Window
>> Kaza_Tahmin_Modeli(deneme_verileri)
ans =
0.3453 0.0923 0.2102 0.0206 0.6048 0.1123 0.1325 0.6114 0.2493 0.0762
0.0276 0.0090 0.2640 0.5174 0.0852 0.0816 0.0191 0.0849 0.0175 0.8905
0.6270 0.4987 0.5108 0.4572 0.3259 0.8225 0.8518 0.3143 0.7332 0.1227
0.0000 0.0001 0.0149 0.0049 0.0000 0.0036 0.0057 0.0194 0.0001 0.0006

```

**Tablo 6. KTMYSYA Tahmin Sonuçları ile Kaza Verileri Sonuçlarının Kıyaslaması**

Veri Sıra No	Kaza Sonucu	Model Tahmin Sonucu	Tahmin Doğruluğu
30	1	3	Yanlış
31	3	3	Doğru
32	3	3	Doğru
33	2	2	Doğru
34	1	1	Doğru
35	3	3	Doğru
36	3	3	Doğru
37	1	1	Doğru
38	3	3	Doğru
39	2	2	Doğru

Sonuç olarak Tablo 6'da gözlemlenen sonuçlar doğrultusunda ve yapılan değerlendirme neticesinde, Matlab R2018b "nprtool" modülü ile geliştirilen Kaza Tahmin Modeli Yapay Sinir Ağının, verilerin %90'ını doğru olarak tahmin ettiği anlaşılmıştır. Buna göre, geliştirilen modelin ilerleyen aşamada örnek bir iş adımı için kaza tahmininde kullanılabileceği ve bu iş adımı mevcut olabilecek risklerin belirlenmesinde faydalı olabileceği değerlendirilmiştir.

### 4.2 KTMYSYA ile Örnek Bir Uygulama

Metal sektöründe yoğun olarak görülen eksantrik pres ile çalışma örneği, KTMYSYA ile ele alınmıştır. Yapılan çalışma için modele girdi olarak verilecek veriler belirlenmiştir. Belirlenen veriler ve iş ekipmanına ait görsel Şekil 7'de verilmiştir. Resimden de görüleceği üzere, iş ekipmanında eksantrik pres için oldukça önemli bir güvenlik donanımı olan çift el kumanda tertibatı bulunmaktadır. Ayrıca, pres operatörüne ekipman ile ilgili eğitim verildiği dikkate alınmıştır. Ancak ekipmanın, operatörün el sıkışması riski bulunan operasyon bölgesi fiziksel temasa karşı koruma içerisine alınmamıştır. Ayrıca ekipmanda, operatörün el kaptırma riski bulunan döner volan aksamı açıktır. Ekipmanda, çift el kumanda tertibatı bulunması sebebiyle, mevcut tehlikelerin önemszenmediği varsayılmıştır. Şekil 7'de belirtilen verilerin, Matlab yapay sinir ağı kaza tahmin modeline girdi olarak verilmesi sonucu ortaya çıkan kaza tahmini çıktısı ise Şekil 8'de verilmiştir.

**Şekil 7. Eksantrik Preste Çalışma Örneği**

İşyeri Çalışan Sayısı	: 156	
Tehlike Sınıfı	: Tehlikeli	
İSG Kurulu	: Var	
İSG Hizmetleri	: Var	
İşyeri Denetim Geçmişi	: Denetim Geçirilmemiş	
Ortam Ölçüm Raporu	: Yok	
Çalışanın Görevi	: Pres Operatörü	
Çalışan Tecrübe Yılı	: 8	
Çalışma Yaşı	: 27	
Çalışma Saati	: Sabah (Tek Vardiya)	
Öğrenim Durumu	: İlk	
Mesleki Eğitim	: Yok	
İSG Eğitimi	: Var	
Sağlık Muayenesi	: Var	
İş Ekipmanı	: Eksantrik Pres	
Ekipmanda Mevcut Güvenlik Donanımları	: Çift El Kumanda Tertibatı var, Ekipman ile İlgili Eğitim Verilmiştir.	
Ekipmanda Mevcut Tehlikeler	: Operasyon Bölgesine Fiziksel Temasa (Açık Kalıp Kullanılmakta), Döner Aksam (Volan) Tam Olarak Kapatılmamıştır.	



Şekil 8. Eksantrik Preste Çalışma KTMYSYA Sonucu

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
1	4												
2	2												
3	2												
4	2												
5	2												
6	1												
7	8												
8	27												
9	1												
10	1												

```

Command Window
>> Kaza_Tahmin_Modeli (ornek_uygulama)

ada =
0.0256
0.9501
0.0717
0.0024
  
```

Şekil 8'de verilen kaza tahminine göre, "2" numaralı kategoriye sahip "uzuv kayıplı" iş kazası 0,9 ile en yüksek olasılık değerine sahiptir. Sonraki yüksek olasılığa sahip kaza kategorisi 0,0717 ile "3" numaralı "yaralanmalı" iş kazasıdır. Bu durumda, kaza tahmin modelinin Şekil 7'de belirtilen durum için ortaya çıkabilecek kaza şiddet tahmini "uzuv kayıplı" iş kazasıdır.

Şekil 7'de belirtildiği üzere iş ekipmanında, çift el kumanda tertibatı gibi temel güvenlik sisteminin bulunmasına rağmen, risk bertaraf edilmemiştir ve iş adımında önemli derecede risk halen mevcuttur. Bu sonuç çalışmanın amacını da desteklemektedir. Örnek olayda tehlikenin ortaya konan temel güvenlik önlemleriyle bertaraf edildiği düşünülmeye rağmen, önemsenmeyen tehlikelerden dolayı sektörde önemli risklerin mevcut olduğu ortaya çıkmıştır. Bu durum, sektörde meydana gelen iş kazalarının sayısının yüksek olmasını da beraberinde getirmektedir.

## 5. Sonuç ve Tartışma

Bu çalışma kapsamında, metal sektörü işyerlerine ait kaza verileri kullanılarak, veri madenciliği yöntemi (yapay sinir ağı) ile bir kaza tahmin modeli oluşturulmuştur. Bu kapsamda, 165 metal sektörü işyerinde yapılan iş kazası incelemeleri değerlendirilerek bir kaza veri kümesi oluşturulmuştur. Kaza veri kümesi, çok değişkenli veri analiz yöntemleri uygulanarak, 192 kaza olayı ve 39 değişkenden oluşan anlamlı ve indirgenmiş bir veri kümesine dönüştürülmüştür. Sonrasında veri kümesini en uygun şekilde yorumlayan veri madenciliği yönteminin yapay sinir ağları olduğu anlaşılması üzerine, veri setini öğreterek çift katmanlı ileri beslemeli bir Kaza Tahmin Modeli Yapay Sinir Ağı geliştirilmiştir. Geliştirilen modelin veri kümesi içerisinde yer alan kaza olayları ile denenmesi sonucunda, %90 oranında doğrulukla çalıştığı ortaya konulmuştur. Son olarak geliştirilen model ile metal sektöründe sık rastlanan bir iş adımı için uygulama yapılmıştır.

Kaza tahmin modeli ile yapılan örnek uygulamada, sektörde önemsenmeyen tehlikelerin yüksek düzeyde

riske sahip olduğu ortaya konulmuştur. Ortaya çıkan sonucun, çalışmanın amacı ile uyumlu olduğu, geliştirilen Kaza Tahmin Modeli Yapay Sinir Ağının sektörde mevcut olan iş adımlarında mevcut olabilecek önemli risklerin belirlenmesinde kullanılabilmesi anlaşılmıştır.

Geliştirilen kaza tahmin modeli ile metal sektöründe faaliyet gösteren işyerlerinde yürütülen iş adımları için objektif kriterlere bağlı kaza şiddeti tahmin edilebilecektir. Objektif kaza şiddeti tahmini, sektörde önemsenmeyen tehlikeli durumların belirlenmesini sağlayabilecek, metal sektörü için geliştirilebilecek bir risk değerlendirme metodunda kullanılabilir ve metal sektörü işyerlerinin risk haritasının oluşturulmasına da katkıda bulunabilecektir.

Yapılan çalışmada metal sektörü içerisinde yer alan *Ana Metal Sanayi ve Fabrikasyon Metal Ürünleri İmalatı (makine ve teçhizat hariç)* bölümlerine ilişkin veriler dikkate alınmıştır. Çalışmada kullanılan yöntemin, metal sektörünü dolaylı olarak ilgilendiren *Makine ve Teçhizat İmalatı* ile *Motorlu Kara Taşıtı İmalatı* gibi sektörlere uygulanması, ileriye yönelik faydalı bir çalışma olacaktır.

Tablo 4'de verilen sonuçlara göre; *Bayes Ağları* ve *Karar Ağacı* gibi diğer yöntemlerin de yapay sinir ağlarına yakın başarı gösterdiği anlaşılmaktadır. Ayrıca yapılan çalışmada, yapay sinir ağlarının başarısının mevcut veri kümesine bağlı olduğu dikkate alınmalıdır. Bu nedenle, metal sektöründe başka veri kümeleri ile yapılacak çalışmalarda, özellikle *Bayes Ağları* gibi gelişmiş veri madenciliği yöntemlerinin de uygulanarak, tahmin sonuçlarının yapay sinir ağları tahmin sonuçları ile kıyaslanması ilerleyen dönemde faydalı bir çalışma olacaktır.

Veri madenciliği yöntemleri, geniş veri kümeleri içerisinde analiz yaparak anlamlı desenlerin ortaya çıkmasına ve böylece veri kümesi hakkında genel bir bilginin elde edilmesine kolaylık sağlamaktadır. Paket programlarda, veri madenciliği yöntemlerinin uygulama kolaylığı, istatistiksel yöntemlere göre daha azdır. Ancak günümüzde veri madenciliği ile ilgili yapılan çalışmaların gittikçe daha fazla önem kazanmasıyla, kullanım kolaylığına sahip yeni paket programlar ortaya çıkmaktadır. Bunun doğal bir sonucu olarak da; bilimsel yazında sıkça rastlanan iş kazaları verileri hakkındaki istatistiksel analizlerin yerini, ilerleyen dönemde veri madenciliği yöntemlerine bırakacağı malumdur.

## Çıkar Çatışması

Yazarlar tarafından herhangi bir çıkar çatışması beyan edilmemiştir.

## Kaynaklar

Alaeddinoğlu, M. F., Sincar, S., Naralan, A. (2015). İş Sağlığı ve Güvenliğinde Risk Analizi ve

- Değerlendirmesi için Geliştirilmiş Bir Karar Destek Sistemi (Yapay Sinir Ağı)-Atatürk Üniversitesi Örneği, *Çukurova Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 30(2), 275-291.
- Akgüngör, A. P., Doğan, E. (2010). Farklı Yöntemler Kullanılarak Geliştirilen Trafik Kaza Tahmin Modelleri ve Analizi, *International Journal of Engineering Research & Development*, 2(1), 16-22.
- Ceylan, H., Avan, M. (2012). Türkiyede'ki İş Kazalarının Yapay Sinir Ağları ile 2025 Yılına Kadar Tahmini, *International Journal of Engineering Research and Development*, 4(1), 46-54.
- Cheng C., Yao, H., Wu, T. (2013). Applying data mining techniques to analyze the causes of major occupational accidents in the petrochemical industry, *Journal of Loss Prevention in Process Industries*, 26, 1269-1278.
- Cornero, M.C., Pedregal, D.J. (2010). Modelling and forecasting occupational accidents of different severity levels in Spain. *Reliability Engineering and System Safety*, 95, 1134-1141.
- Daniel, L.G. (1989). Comparisons of exploratory and confirmatory factor analysis.. *Annual meeting of the Southwest Educational Research Association*, Little Rock, USA, Kasım 1989 (ERIC Document Reproduction Service No. ED 314 447).
- Dizdar, E.N., Koçar, O. (2018). İş Sağlığı Ve Güvenliği Yönetim Sistemlerinde Risklerin Yapay Sinir Ağlarıyla Değerlendirilmesi, *Academic Platform Journal of Engineering and Science*, 6-3, 73-83.
- Enez, K., Topbaş, M., Acar, H.H. (2014). An evaluation of the occupational accidents among logging workers within the boundaries of Trabzon Forestry Directorate, Turkey, *International Journal of Industrial Ergonomics*, 44, 621-628.
- Hand, D., Manilla, H., Smyth, P. (2001). *Principles of Data Mining*. The MIT Press, Cambridge.
- Herrero, S., Mariscal M.A., Rodriguez, J., Ritzel, D. (2012). Working onditions, psychological/physical symptoms and occupational accidents. Bayesian network models. *Safety Science*, 50, 1760-1774.
- Hajakbari, M.S., Minaei-Bidgoli, B. (2014). A new scoring system for assessing the risk of occupational accidents: A case study using data mining techniques with Iran's Ministry of Labor data, *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 32, 443-453.
- Huang, G-B. (2003). "Learning capability and storage capacity of two-hidden-layer feedforward networks", *IEEE Transactions on Neural Networks*, 14(2), 274-281.
- ILO (2005). International Labour Organization Sectoral Activities Programme Code of Practice on Safety and Health in the Iron and Steel Industry. [https://www.ilo.org/wcmsp5/groups/public/---ed\\_protect/---protrav/---safework/documents/normativeinstrument/wcms\\_112443.pdf](https://www.ilo.org/wcmsp5/groups/public/---ed_protect/---protrav/---safework/documents/normativeinstrument/wcms_112443.pdf) (Erişim Tarihi: 01.10.2018)
- İ.T.K.B. (2011). *İş Teftiş Kurulu Başkanlığı Metal Sektöründe Çalışan İşçilerin Çalışma Koşullarının İyileştirilmesi Programlı Teftişi Sonuç Raporu*. [https://www.csgb.gov.tr/media/6006/2011\\_49.pdf](https://www.csgb.gov.tr/media/6006/2011_49.pdf) (Erişim Tarihi: 01.10.2018)
- Johnson, R.A., Wichern, D.W., (2007). *Applied Multivariate Statistical Analysis*, Altıncı Baskı, Prentice Hall, New Jersey, USA.
- Koç, U. (2014). Yapı Üretiminde Hayati Risklerin Analizi Ve Denetimine İlişkin Bir Araştırma. Doktora Tezi, *Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Ankara.
- Lavine, B.K., Blank, T.R. (2009). "Feed-Forward Neural Networks", *Comprehensive Chemometrics: Chemical and Biochemical Data Analysis*, 3, 571-586.
- Marhavilas, P.K., Koulouriotis, D.E. (2012). Developing a new alternative risk assessment framework in the work sites by including a stochastic and a deterministic process: A case study for the Greek Public Electric Power Provider, *Safety Science*, 50, 448-462.
- Nenonen, N. (2013). Analysing factors related to slipping, strumbling, and falling accidents at work: Application of data mining methods to Finnish occupational accidents and diseases statistics database, *Applied Ergonomics*, 44, 215-224.
- Silva, J.F., Jacinto, C. (2012). Finding occupational accident patterns in the extractive industry using a systematic data mining approach, *Reliability Engineering and System Safety*, 108, 108-122.
- S.G.K. (2016). *Sosyal Güvenlik Kurumu 2016 Yılı İstatistik Yıllığı*. [http://www.sgk.gov.tr/wps/portal/sgk/tr/kurumsal/istatistik/sgk\\_istatistik\\_yilliklari](http://www.sgk.gov.tr/wps/portal/sgk/tr/kurumsal/istatistik/sgk_istatistik_yilliklari) (Erişim Tarihi: 01.10.2018)
- Witten, I.H., Frank, E. (2000). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques with Java Implementations*, Birinci Baskı, Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco/California, USA.
- Zheng, X., Liu, M. (2009). An overview of accident forecasting methodologies, *Journal of Loss Prevention in Process Industries*, 22, 484-491.