

# Trafik Kazaları Analizi için Bayes Ağları Modeli

Esma Nur ÇİNİCİOĞLU<sup>1</sup>, Muhammet ATALAY<sup>2</sup>, Harun YORULMAZ<sup>3</sup>

<sup>1</sup> İşletme Fakültesi, Sayısal Yöntemler Anabilim Dalı, İstanbul Üniversitesi, Avcılar, İstanbul, Türkiye

<sup>2</sup> Babaeski Meslek Yüksekokulu, Kırklareli Üniversitesi, Babaeski, Kırklareli, Türkiye

<sup>3</sup> Gelişim Meslek Yüksekokulu, İstanbul Gelişim Üniversitesi, Avcılar, İstanbul, Türkiye  
[esmanurc@istanbul.edu.tr](mailto:esmanurc@istanbul.edu.tr), [atalay@kirkclareli.edu.tr](mailto:atalay@kirkclareli.edu.tr), [hyorulmaz@gelisim.edu.tr](mailto:hyorulmaz@gelisim.edu.tr)

(Geliş/Received: 28.05.2013; Kabul/Accepted: 16.06.2013)

**Özet**— Türkiye’de başlıca ulaşım yolu olarak karayollarının kullanılması trafik yoğunluğunda hızlı bir artışa neden olmaktadır. Mevcut altyapının hızla artan bu yoğunluğa karşılık vermekte zorlanmasına ek olarak sürücü ve yayalar tarafından yapılan trafik ihlalleri sonucunda ülkemizde her yıl çok sayıda trafik kazası meydana gelmektedir. Trafik kazalarının ve kazaların sonucunda oluşan maddi ve manevi kayıpların önlenmesi, bu doğrultuda gerekli tedbirlerin alınabilmesi için trafik kazalarının ve kazalara neden olan etmenlerin detaylı bir şekilde analiz edilmesi gerekmektedir.

Bu çalışmada trafik kazaları ve trafik kazalarına neden olan etmenler Bayes Ağları aracılığıyla analiz edilmektedir. Bayes Ağları değişkenler arasındaki koşullu bağımlılık ilişkilerini yansıtmaya, tek bir bağımsız değişkene bağımlı kalmaması, yapılan gözlemler uyarınca ağın ve çıkarımların yenilenebilmesi ve tüm bu çıkarımların görsel bir dil ile kullanıcıya aktarılabilmesi açısından önemli grafiksel bir modeldir. Bu çalışmada Silivri Bölge Trafik Şube Müdürlüğü ve İlçe Jandarma Trafik Tim Komutanlığı’ndan elde edilen maddi hasarlı trafik kaza tespit tutanakları ve trafik kaza tespit tutanaklarının içerdiği bilgiler doğrultusunda oluşturulan veri setinden ilgili Bayes Ağı öğrenilmiştir. Oluşturulan Bayes Ağı’nın doğru tahminleme oranı ayrılan test datası aracılığıyla sınanmış ve oluşturulan modelin etkinliği, model için hesaplanan logskorun marjinal modelin logskoru ile karşılaştırılması sonucu teyit edilmiştir. Ağda yer alan değişkenler için duyarlılık analizleri yapılmıştır. Çalışma, trafik kazalarına neden olan etmenlerin birbirleri ve kaza sonuçları ile ilişkilerini analiz edebilen, örnek bir model oluşturması açısından önemlidir.

**Anahtar Kelimeler**— Bayes ağları, trafik kazaları analizi, duyarlılık analizi

## Bayesian Network Model for Analysis of Traffic Accidents

**Abstract**— The use of high ways as the major means of transportation in Turkey causes a rapid increase in traffic intensity. As a result of the fact that the current infrastructure is unable to respond this rapid increase of traffic intensity, in addition to the traffic infringements made both by drivers and pedestrians, each year a huge number of traffic accidents occur. To prevent the traffic accidents with tangible and intangible losses resulting from it, and to take the necessary precautions in that purpose, it is necessary to conduct a detailed analysis of traffic accidents and the factors influencing its happening.

In this research, traffic accidents and the factors influencing traffic accident occurrences are analyzed via Bayesian networks. As a graphical model, Bayesian networks possess a special importance with its abilities such as showing the conditional dependencies between the variables, not being limited to only one output variable, the ability to update the network through evidence observation and the capability to transfer all these information through a graphical interface. In this research, using the official traffic accident reports obtained from Silivri Regional Branch Office and County Gendarmerie Traffic Command a data set is constructed and the corresponding Bayesian network is learned from this data set. Prediction capability of the network is verified through the test data set and the efficiency of the learned model is confirmed with the lift over marginal resulting as positive. Sensitivity analysis is performed for the variables in the network. The proposed model in this research is an exemplary model to analyze the dependency structure between the effects, causes and outcomes of traffic accidents.

**Keywords**— Bayesian networks, analysis of traffic accidents, sensitivity analysis

## 1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Son yıllarda dünya ekonomisinde, teknolojiye ve toplumsal alanlarda pek çok değişim yaşanmış ve hızla yaşanmaya devam etmektedir. En hızlı değişim endüstri devrimi ve sonrası görülmüş; bu devrim ile toplumun yapısı, üretim biçimi değişmiştir. Konut talebi kentlerde artış göstermiş, kent nüfusu hızla artmıştır. Sanayinin gereklerinden olan işgücü, hammadde ve pazarlama için ulaşım talebinde de artış gözlenmiştir [1]. Böylece ulaşım, insanların gün içinde gerçekleştirdiği faaliyetler içerisinde en önemli ve öncelikli yere sahip olmuştur. İşyeri, fabrika, okul, vb. etkinlik merkezlerinin farklı yerlerde olması ve bu merkezleri birleştirmenin yanında bu merkezler arasında insan ve yük taşıma ihtiyacı, ulaşımın önemi daha da artırırken, toplumların gelişmişlik düzeylerine, teknolojilerine, siyasi durumlarına, eğitim ve kültür seviyelerine bağlı olarak değişiklik göstermektedir. Örneğin gelişmiş ülkelerde taşıma ihtiyacı ve taşıma çeşitliliği çok fazla iken, gelişmekte olan ya da gelişmemiş ülkelerde taşıma ihtiyacı fazla, ama taşıma çeşitliliği azdır [2]. Toplumlar için ulaştırmanın önemi gün geçtikçe artmakta ve bu artış pek çok ciddi problemi de beraberinde getirmektedir. Bu problemlerin en önemlileri trafik kazaları, kirlilik (hava, gürültü, çevre vb.), enerji gereksinimi, zaman kaybı, trafik tıkanıklığı olarak sıralanabilir. Bu problemler içerisinde trafik kazaları önemli bir yere sahiptir. Trafik kazalarının meydana getirdiği maddi ve manevi kayıplar önemli boyutlardadır. Bu kayıplar kişi için olduğu kadar toplum ve ülke ekonomisi için de çok önemli bir sorun teşkil etmekte ve beraberinde ağır maddi sorumluluk getirmektedir [3]. Türkiye’de trafik kazalarının her geçen gün artmasının nedenlerinin başında sorunun çözümü için yapılan araştırmalarda hem disiplinler arası yaklaşımlarla hem de kurumlar arası yaklaşımlarla saptanması gereken strateji ve hedeflerin tam olarak belirlenememesi, problemin çözümünde bilimsel çalışmalar yapılması gerekliliğinin kavranamamış olmasıdır [2]. Trafik kazalarının gerçekleşmesinde bir ya da birden fazla faktör, tek başına ya da bunların kombinasyonları şeklinde etken olmaktadır. Trafik kazalarını oluşturan etkenler insan (sürücü, yolcu ve yaya davranışları), taşıt (araç tipi, yaşı, yapısı, vb.), yol ve çevre faktörü olarak sıralanabilir. Bu etkenler trafik kazalarının meydana gelme olasılıklarında ve kazaların şiddetlerinde rol oynayan temel faktörlerdir [3].

Trafik kazalarının sonucunda, ölüm, çok ağır yaralanma, hafif yaralanma ve maddi hasar neticelerinden biri veya birkaçı ile karşılaşılması söz konusudur. Kazalara neden olan faktörlerin kaza riski ve kazanın doğuracağı sonuçlar üzerindeki etkileri ve bunlar arasındaki olasılıksal ilişkiler merak edilen bir konudur ve bu konu üzerinde birçok çalışma yapılmıştır. Bu makalenin amacı, kazalara neden olan faktörlerin kaza riski ve kazanın doğuracağı sonuçlar üzerindeki etkilerinin ve bunlar arasındaki olasılıksal ilişkilerin incelenmesi ve ayrıca Türkiye’de trafik kazalarına neden olan faktörlerin trafik kazasının oluşması ve kazanın sonuçları üzerindeki etkisinin araştırılmasıdır.

Daha önce bahsedildiği üzere yol trafiği sistemi insan, araç, yol ve çevre koşullarından oluşan karmaşık dinamik yapıda bir sistemdir. Bu koşullardan herhangi biri ya da birkaçındaki bozukluklar trafik kazalarına sebebiyet vermekte ve bu nedenle de sistem yapısı rastgelelik ve belirsizlik özelliklerini göstermektedir [4]. Bayes Ağları’nın tek bir çıktıya dayanmayan ve sistemde yer alan tüm değişkenlerin birbirleriyle olan olasılıksal bağımlılık ilişkilerini içeren yapısı özellikle belirsizlik içeren karmaşık sistemlerin analizinde büyük bir avantaj sağlamaktadır. Bu sebeple bu çalışmada trafik kazalarının oluşumuna neden olan faktör ve koşullar, bu koşulların birbirleriyle olan ilişkileri ve bu ilişkiler sonucunda oluşan trafik kazalarının tür ve sonuçları üzerindeki etkileri Bayes Ağları yardımıyla incelenecektir. Olasılıksal bir model olan Bayes Ağları sistemde yer alan tüm değişkenlerin ve bu değişkenler arasındaki bağımlılık ilişkilerinin görsel olarak ifade edilmesi, ağı yapısı oluşturulduktan sonra yapılan gözlemlerin çıkarım sürecine dahil edilebilmesi ve bu doğrultuda çıkarımların (hesaplanan sonsal olasılıkların) güncellenebilmesi gibi özellikleriyle diğer alternatif modellere göre önemli avantajlar taşımaktadır. Türkiye’deki ulaşımında karayolunun kullanım oranının gelişmiş ülkelere göre yüksek olduğu görülmektedir. 2008 yılı itibarıyla AB sınırları içerisinde yapılan yolcu taşımacılığının %83,2’si, yük taşımacılığının ise %45,9’u karayolu ile yapılmaktadır. Ülkemizde ise yükte %88,3 ve yolcu %91,8 taşıma payı ile karayolu, neredeyse tek başına, ulaştırma hizmetlerini karşılama durumuna gelmiştir. [5], [6]. Son yıllarda demiryolu ve hava ulaşımında ilerlemeler kaydedilmesine rağmen yük taşımacılığının %80,63’ü, yolcu taşımacılığının 89,59’u halen karayolları ile yapılmaktadır [7]. Bunun yanı sıra trafik kazaları sayısı ve ölüm oranına göre 100.000 araca düşen ölü sayısı Türkiye’de 24, AB’ye üye 13 ülkede<sup>1</sup> 11, Japonya’da 7’dir. Diğer taraftan 1000 kişiye düşen araç sayısı Türkiye’de 215, AB’ye üye 13 ülkede 596, Japonya’da ise 616’dır [5]. Tüm bu veriler, trafik kazalarının

Türkiye’nin önemli bir problemi olduğunu göstermekte ve trafik kazaları ve trafik kazalarının yaşanmasına neden olan koşulların araştırılması için bilimsel çalışmaların yapılmasının gerekliliğini ortaya koymaktadır. Bu amaçla bu çalışmada Silivri Bölge Trafik Şube Müdürlüğü ve İlçe Jandarma Trafik Tim Komutanlığı’ndan elde edilen tutanaklar kullanılarak bir veri seti oluşturulmuş, bu veri setinden yararlanılarak trafik kazaları ve trafik kazalarının oluşumunu etkileyen faktörlerin araştırılması için ilgili Bayes Ağı kurulmuş ve bu ağ aracılığıyla analizler yapılmıştır. Silivri ilçesi, ülkemizin trafik sorunları en çok yaşanan ili olan İstanbul’a yakınlığı, civarında TEM Otoyolu, D100 (E5) Karayolu gibi yoğun trafik hatları olması ve etrafındaki yerleşim alanlarına bağlayan pekçok yolun bulunması sebebiyle bu çalışmada tercih edilmiştir.

<sup>1</sup> Almanya, Avusturya, Fransa, Polonya, Çek Cumhuriyeti, Finlandiya, Hollanda, İspanya, İsveç, Portekiz, Norveç, İngiltere, Slovenya

Makalenin akışı şu şekildedir: İkinci bölümde trafik kazaları, trafik kazalarının neden ve sonuçlarının tespiti konusunda daha önce yapılmış çalışmaları ve bu alanda Bayes Ağları'nın kullanımını örneklendiren kapsamlı bir literatür taraması yapılmaktadır. Üçüncü bölümde Bayes Ağları tanıtılmakta, yöntemin diğer yöntemlerden farklılıkları anlatılmakta, yöntemin sağladığı avantajlar ve kullanım alanları tartışılmaktadır. Dördüncü bölümde çalışmada kullanılan data ve veri setinin oluşturulması anlatılmaktadır. Beşinci bölüm, kullanılan yöntem, bulgular, durum analizleri ve duyarlılık analizlerini içermektedir. Altıncı bölümde ise yapılan çalışma sonucu ulaşılan sonuç ve öneriler tartışılmaktadır.

## 2. TRAFİK KAZALARI ANALİZİ İÇİN LİTERATÜR TARAMASI (LITERATURE REVIEW FOR TRAFFIC ACCIDENT ANALYSIS)

Trafik kazaları analizi konusunda geçmişte yapılmış olan birçok araştırmada regresyon analizi, lojistik ve sıralı probit modelleri gibi teknikler kullanılmıştır. [8]- [13]. Ancak bu modeller çeşitli varsayımları içermekte ve bu varsayımların ihlal edilmesi durumunda kullanılan modelin tahmin kapasitesi düşmektedir [14]. Bayes Ağları'nın bir modelde yer alan değişkenler arası bağımlılık ilişkilerini tek bir çıktı değişkenine ve herhangi bir varsayıma bağlı kalmadan, sayısal veriler olarak ortaya koyması, Bayes Ağları'nın literatürde kaza ve risk analizleri içeren modellerde kullanımını giderek artan bir sıklıkta ve yaygınlaşan bir kapsamda ortaya çıkarmaktadır. Bu kapsamda, Zhu ve arkadaşları [15] Bayes Ağları'nı kullanarak kavşak güvenliğini değerlendiren bir model ortaya koymuşlardır. Gregoriades ve Mouskos [16] benzetim aracılığıyla zenginleştirilmiş trafik datasından öğrenilen bir Bayes Ağı aracılığıyla kaza risk analizi ve akabinde kaza kara noktalarının tespiti için bir model oluşturmuşlardır. Tian ve arkadaşları [17] Bayes Ağları kullanarak dağlık yolların köprü ve tünel kısımları için bir güvenlik değerlendirme analiz sistemi geliştirmişlerdir. Bu değerlendirme sisteminde yol kaza olasılığının [0, 0,2], [0,2, 0,4], [0,4, 0,6] ve [0,6, 1] aralıklarından hangisinde olduğu doğrultusunda bir sınıflandırılma yapılmaktadır.

Bu çalışma ile trafik kazalarının oluşumunda rol oynayan faktörlerin tespiti ve bu faktörlerin birbirleriyle olan etkileşimlerinin Bayes Ağları aracılığıyla analizi amaçlanmaktadır. Bayes Ağları'nın kaza riski analizi için kullanımını sadece kara yolları ile sınırlı değildir. Hänninen ve Kujula [18] çalışmalarında gemi çarpışmalarında en büyük rol oynayan etkenlerin tespiti için Bayes Ağları'ndan yararlanmışlardır. Marsh ve Bearfield [19] Birleşik Krallık'ta meydana gelen tren kazalarının organizasyonel nedenlerinin modellenmesinde Bayes Ağları'ndan yararlanmışlardır. Atalay ve arkadaşları [20] çalışmalarında kaza tutanak bilgilerinden oluşan bir veri setinden Bayes Ağı öğrenmiş ve öğrenilen Bayes Ağı ile trafik kazalarının oluşma nedenleri ile ilgili analizlerde bulunmuşlardır. de Ona ve arkadaşları [21] yaralanma derecesi ile sürücü, araç, yol ve çevre özelliklerini içeren 18 farklı değişkenin birbirleriyle ilişkilerini ortaya koyan bir Bayes Ağları modeli oluşturmuşlardır. Mujalli ve de

Ona [22] trafik kazaları analizinde oluşturulacak Bayes Ağ modelinde göz önüne alınacak değişken sayısının azaltılması ve yapılan seçimle etkin bir ağ yapısının oluşturulması için yeni bir yöntem önermişlerdir. Tablo 1'de, yukarıda belirtilmiş, trafik kazaları analizinde Bayes Ağları'nın kullanılmış olduğu çalışmalara ek olarak, aynı konuda farklı yöntemler ile yapılmış çalışmalar listelenmektedir.

Tablo 1. Trafik kazaları analizi üzerine çalışmalar (Studies on analysis of traffic accidents)

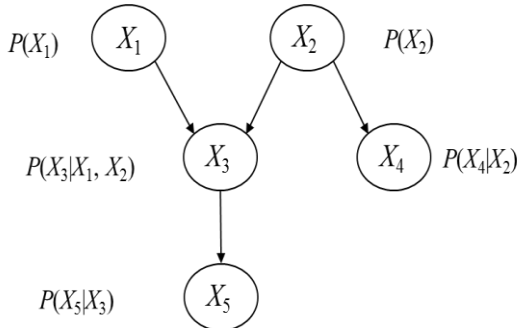
Çalışma	Regresyon	Coğrafi Bilgi Sistemi	Probit Modeli	Yapay Sinir Ağları	Benzetim	Veri Madenciliği	Etki Diyagramları	Bulanık Mantık	Bayes Ağları
Kırsal alanlardaki otoyolların tasarımının kaza oranına etkisinin araştırılması [23].	X								
Panel veri analizi ile otoyollarda kaza oluşma olasılığının tahminlenmesi [24].			X						
Coğrafi Bilgi Sistemleri (CBS) kullanılarak trafik kazalarının yoğunlukla olduğu bölgelerin ve buralardaki hava ve çevre koşullarının araştırılması [3].		X							
Literatürde 65 yaş üstü sürücülerin yol açtığı kazalarla ilgili yapılan çalışmaların incelenmesi ve bu konuda yapılacak çalışmalar için veri madenciliği teknikleri kullanımı [25].						X			
Bayes Ağları ve benzetim kullanılarak oluşturulan yol güvenlik sistemi ile yüksek kaza riskine sahip durumların önceden tespiti ve erken uyarı sisteminin oluşturulması [26].					X				X
Denizdeki araç yoğunluğuna bağlı olarak trafik kazaları riski analizi, kaza risk değerlendirme modellerinin oluşturulması [27].							X		X
Trafik kazaları analiz modelinin K2 algoritması ile öğrenilen Bayes ağları aracılığıyla ile oluşturulması [28].									X
Trafik kazaları oluşum tahminlemesinde regresyon, yapay sinir ağları ve Bayesgil yapay sinir ağlarının karşılaştırılması [29].	X		X						
Bayes Ağları aracılığıyla trafik kazaları ve oluşum nedenleri arasındaki ilişkinin modellenmesi [4].									X
Trafik güvenlik yönetimin iyileştirilmesi için bulanık mantık kullanılarak trafik kaza tahminleme modellerinin oluşturulması [30].								X	
Hava trafik kontrol sistemlerinin Bayes Ağları ile modellenmesi [31].									X

Tablo 1'de belirtilen çalışmalarda da görüldüğü üzere trafik kazaları ve kazaların oluşumunu etkileyen

faktörlerin analizinde Bayes Ağları'nın kullanımı son yıllarda artan bir sıklıkla ortaya çıkmaktadır. Bunun nedeni alternatif diğer yöntemlerin aksine, Bayes Ağları'nda tek bir çıktı değişkenine bağlı kalma zorunluluğunun olmamasına ve de ağda yer alan tüm değişkenlerin birbirleriyle ilişkisinin görülebilmesine dayandırılabilir. Ancak Bayes Ağları'nın trafik kazalarının analizinde sahip olduğu tüm bu avantajlara rağmen, Türkiye'de bu yöntemi kullanan Atalay ve arkadaşlarının çalışması [20] dışında herhangi bir çalışma yapılmamış olduğu göze çarpmaktadır. Bu makale ile bu boşluğun doldurulması ve gerçek kaza raporlarına dayanan bir veri seti ile trafik kazalarının oluşumuna dair nedenler ve kazaların sonuçlarının analiz edilmesi amaçlanmaktadır.

### 3. BAYES AĞLARI (BAYESIAN NETWORKS)

Bayes Ağları değişkenlerin düğümler, değişkenler arası olasılıksal bağımlılık ilişkilerinin ise yönlü oklar aracılığıyla gösterildiği yönlü çevrimsiz olasılıksal ağlardır. Genel olarak bir Bayes Ağı, düğümler ve oklar aracılığıyla değişkenler ve değişkenler arası olasılıksal ilişkilerin gösteriminin yapıldığı grafiksel kısım ve değişkenlere ait koşullu olasılık tabloları olmak üzere iki ana parçadan oluşur. Bayes Ağları'nda grafiksel kısım ağın yapısını oluşturmaktadır. Ağda iki düğüm birbirine ok ile bağlandığında okun başlangıcında bulunan düğüm ebeveyn düğüm, okun bitişiğinde bulunan düğüm ise çocuk düğüm olarak adlandırılır. Şekil 1'de  $X_1, X_2, X_3, X_4$  ve  $X_5$  değişkenlerinden oluşan örnek bir Bayes Ağı'nın gösterimi yapılmaktadır. Bu ağda  $X_1$  ve  $X_2$  değişkenleri  $X_3$  değişkeninin ebeveyni,  $X_3$  değişkeni ise  $X_5$  değişkeninin ebeveynidir. Ayrıca şekilde görüldüğü üzere  $X_4$  değişkeni  $X_2$  değişkeninin çocuk değişkenidir. Şekilde değişkenlerin sahip oldukları koşullu olasılık dağılımları,  $P(X_1)$ ,  $P(X_2)$ ,  $P(X_3|X_1, X_2)$ ,  $P(X_4|X_2)$  ve  $P(X_5|X_3)$  belirtilmektedir. Ağda yer alan bir değişkenin, başka bir değişkenle arasında herhangi bir ok bulunmaması o değişkenin ağda yer alan diğer değişkenlerle arasında olasılıksal bir bağ bulunmadığını, dolayısıyla ağda marjinal olasılık dağılımı ile yer aldığını gösterir.



Şekil 1. Beş değişkenden oluşan örnek Bayes Ağı yapısı  
(An example of a Bayesian network structure with five variables)

Bayes Ağları'nda yer alan değişkenlerin sahip olabileceği çocuk ya da ebeveyn sayısı için herhangi bir kısıtlama bulunmamaktadır. Formül 1'de gösterildiği üzere,  $N$  ağda yer alan değişken sayısını göstermek üzere, bir Bayes

Ağı'nda yer alan değişkenlerin sahip oldukları koşullu olasılıkların çarpımı ağın birleşik olasılık dağılımını oluşturur.

$$P(X_1, \dots, X_N) = \prod_{i=1}^N P(X_i | \text{Ebeveyn}(X_i)) \quad (1)$$

Dolayısıyla; Bayes Ağları'nda çıkarım süreci gözlem yapıldıkça ağın yenilenmesi ve sonsal olasılıkların bulunması, başka bir deyişle Bayes teoreminin art arda uygulanması olarak adlandırılabilir. Bayes Ağları'nın mevcut diğer yöntemlere göre önemli bir avantajı ağda yer alan tüm değişkenler arasında var olan koşullu olasılık yapısını yansıtması, yapılan gözlemler sonucunda ağın dolayısıyla değişkenlerin sonsal olasılıklarının yenilenebilmesi ve böylelikle de süreçlerin ve değişkenlerin sahip oldukları olasılıkların yapılan yeni gözlemler doğrultusunda daha gerçekçi bir şekilde yansıtılabilmesidir. Bayes Ağları'nda regresyon ve benzeri yöntemlerin aksine tek bir çıktı değişkenine bağlı kalınmaması ve ağda yer alan tüm değişkenler için çıkarım yapılabilmesi Bayes Ağları'nı etkin bir karar verme ve analiz aracı olarak öne çıkarmaktadır. Özellikle karar verme süreçleri için kullanılan Bayes Ağları'nın, son yıllarda farklı alanlarda kullanımına yönelik artan bir popülaritesi mevcuttur. Bayes Ağları'na yönelik artan bu ilginin nedenlerini önsel bilginin çıkarım sürecine dahilinin kolaylıkla yapılabilmesine, kolay anlaşılır grafiksel yapısına ve böylelikle de karar verme modelleri ile kolay entegre olabilmesine bağlamak mümkündür [32]. Bu nedenle; Bayes Ağları'nın, karar verme sistem ve süreçleri yaygın bir şekilde olmak üzere; deprem risk analizinden [33], hedefe yönelik pazarlama [34], tıbbi teşhis [35], hukuki akıl yürütmeye [36] kadar değişen birçok farklı kullanım alanı mevcuttur. Ayrıca Bayes Ağları'nın değişkenler arası olasılıksal ilişkileri net bir şekilde yansıtabilmesi ve ağ yapısının veri setinden etkin bir şekilde öğrenilmesini sağlayan çeşitli algoritmaların mevcudiyeti yöntemin veri madenciliği alanında da kullanılmasını sağlamaktadır. Ağ yapısının; yani değişkenler arası olasılıksal ilişkilerin yönünün tespitinden sonra Bayes teoreminin kullanımı aracılığı ile eğer sonra analizleri yapılabilmektedir [37].

Bayes Ağ yapısının oluşturulması için iki ana yaklaşım söz konusudur. Bunlardan birincisi ağ yapısının, yani ağda yer alan değişkenler arasındaki nedensel ilişkilerin yönünün uzmanlar tarafından belirlenmesidir. Bu yaklaşım doğrultusunda değişkenler arasındaki bağımlılık ilişkilerinin ve bu ilişkilerin (ebeveyn-çocuk) doğrultusunun belirlenmesinden sonra mevcut bir algoritma aracılığıyla ağdaki değişkenlere ait koşullu olasılıklar öğrenilir. Bayes Ağ yapısının oluşturulmasında ikinci yaklaşım ise ağ yapısının mevcut bir algoritma aracılığıyla direkt olarak veri setinden öğrenilmesidir. Ağ yapısının öğrenilmesini sağlayan algoritmalar kullandıkları metotlara göre kısıt bazlı metotlar ve arama ve skor bazlı metotlar olarak ikiye ayrılmaktadır. Kısıt bazlı metotlarda kullanılan istatistiksel testler aracılığıyla değişkenler arasında koşullu olasılık ilişkilerinin geçerli olup olmadığı araştırılır [38]. Arama ve skor bazlı

metodlarda ise, veri seti ile oluşturulacak ağ yapısı arasındaki uyum istatistiksel bir skor aracılığıyla sınanır ve bu doğrultuda veri setine en uygun ağ yapısı seçilir. Bu çalışmada ağ yapısı eldeki veri setinden WinMine programı yardımı ile öğrenilecektir. Çalışmada kullanılan veri setinin detayları Bölüm 4'te verilmektedir.

#### 4. ÇALIŞMADA KULLANILAN VERİLER (DATA SET USED in this STUDY)

Bu çalışmada, Silivri Bölge Trafik Şube Müdürlüğü'nden ve İlçe Jandarma Trafik Tim Komutanlığı'ndan alınan ve sorumluluk bölgelerinde meydana gelen trafik kaza bilgilerinin yer aldığı 2009 ve 2010 yıllarına ait ve rasgele örnekleme ile seçilen 276 adet Kaza Tespit Tutanağı kullanılmıştır. Ülkemizde maalesef bu tutanaklarla ilgili düzenli bir veri seti bulmak mümkün değildir. Trafik kazalarında "Trafik Kaza Tespit Tutanağı" ve "Maddi Hasarlı Trafik Kaza Tespit Tutanağı" olmak üzere iki farklı tutanak düzenlenmektedir.

Ölü veya yaralı olmayıp sadece maddi hasarın meydana geldiği kazalarda "Maddi Hasarlı Trafik Kaza Tespit Tutanağı" tutulmaktadır. Maddi Hasarlı Trafik Kaza Tespit Tutanağı "kazanın yeri ve zamanı", "hava ve gün durumu", "yol özellikleri", "konum bilgisi", "yol ve çevre özellikleri", "kazaya karışan araçlar" ve "kazaya karışan sürücüler" başlıklarında yedi ana bölümden oluşmaktadır. Ölüm, yaralanma ve maddi hasarın birlikte olduğu kazalarda ise "Trafik Kazası Tespit Tutanağı" kullanılmaktadır. Trafik Kazası Tespit Tutanağı "kazanın yeri ve zamanı", "kaza türü", "hava ve gün durumu", "yol ve çevre özellikleri", "kazaya karışan araçlar", "kazaya karışan sürücüler", "konum bilgisi" ve "kazazedeler" olmak üzere toplam sekiz bölümden oluşmaktadır. Bu doğrultuda, çalışmada kullanılacak veri setinin oluşturulmasında tutanaklardan elde edilen bilgiler; kazanın tarih, gün ve saati, kaza sonucu yaşanan hasar ve kayıplar, kazaya karışan araçların sayısı ve cinsi, kazanın oluş şekli, kazanın meydana geldiği yerin yerleşim yeri içi veya dışında olması, kaza anında hava/yağış durumu, kazanın meydana geldiği yolun türü ve yapısı, sürücünün yaş, cinsiyet ve öğrenim durumu bilgileri, sürücü belgesinin kullandığı araca uygunluğu ve kazaya etken asli kusurlar olarak sıralanabilir.

Buna göre, asli kusurlar Karayolları Trafik Kanunu'nun [39] ilgili maddesine göre değişken oluşturularak girilmiştir. Örneğin bu kanunun 48/5. maddesine göre sürücünün alkol durumu asli kusurdur. Çalışmada "alkol" başlığı altında "var-yok" şeklinde girilmiştir. Diğer "hatalı park" vb. gibi asli kusurlar da değişken olarak benzer şekilde düzenlenmiştir. Sürücülerin yaşları yaş gruplarına ayrılmış, daha sonra bu gruplara göre çocuklar "c", gençler "g", "orta yaşlılar "o", yaşlılar "y" olarak girilmiştir. Sürücülerin eğitim durumları ise "ilköğretim", "lise" ve "yüksek öğretim (üniversite)" olarak tasnif edilmiştir. Tutanaklarda "ilköğretim, ilkokul ve ortaokul" gibi üç farklı eğitim durumu birbirlerinin yerine kullanılabildiğinden her üçünü de kapsaması sebebiyle "ilköğretim" durumu tercih edilmiştir. Bu bilgilerle

oluşturulan 24 değişken ve bu değişkenlerin olası durumları aşağıda Tablo 2'de listelenmiştir.

Tablo 2. Kullanılan değişkenler ve olası durumları  
(Variables used with its corresponding states)

Değişken	Değerler	
Mevsim	İlkbahar	
	Yaz	
	Sonbahar	
	Kış	
Kazanın Meydana Geldiği Gün	Pazartesi	
	Salı	
	Çarşamba	
	Perşembe	
	Cuma	
	Cumartesi	
	Pazar	
	Tek araç	
Araç Sayısı	Çift araç	
	Çok araç	
	çarpışma	
Kazanın Oluşu	çarpışma&çarpma	
	çarpışma&çarpma&devrilme	
	çarpışma&devrilme	
	çarpışma&Yoldan Çıkma	
	çarpma	
	çarpma&Araçtan Düşme	
	çarpma&devrilme	
	çarpma&devrilme&Yoldan Çıkma	
	çarpma&Yoldan Çıkma	
	devrilme	
	devrilme&Yoldan Çıkma	
	Yoldan Çıkma	
	Yolun Yüzeyi	Beton
		Asfalt
Stabilize		
Parke		
Araç Donanımında Kusur	var	
	yok	
Sürüş Kuralları İhlali	var	
	yok	
Hız Kurallarına Uymama	var	
	yok	
Alkol	var	
	yok	
Hatalı Park	var	
	yok	
Cinsiyet	Erkek (E)	
	Kadın (K)	
Sürücü Belgesi	uygun	
	uygun değil	
	belge yok	
Yaş	c (16 yaş altı/çocuk)	
	g (16-35 yaş arası/genç)	
	o (36-55 yaş arası/orta yaş)	
	y (56 yaş ve üzeri/yaşlı)	
Sürücünün Tahsili	İlköğretim	
	Lise	
	Yüksek Öğretim	

Ölüm Durumu	Ölü var
	Ölü yok
Yaralı Durumu	Yaralı var
	Yaralı yok
Hasarlı Durumu	Hasar var
	Hasar yok
Hava Durumu	Açık
	Fırtınalı
	Bulutlu
	Sisli
Yağış Durumu	Yağmurlu
	Karlı
	Karlı-Tipili
	Yağış Yok
Gün Durumu	Gündüz
	Gece
	Alacakaranlık
Yerleşim Yeri	Yerleşim yeri içi
	Yerleşim yeri dışı
Kazanın Meydana Geldiği Yol	Cadde
	Sokak
	Otoyol
	Devlet yolu
	İl yolu
	Köy yolu
	Servis Yolu
	Bağlantı yolu
	Park alanı
	Tesis (mülk) önü veya içi
	Diğer Yollar
Kazanın Meydana Geldiği Saat	00.00-01.59
	02.00-03.59
	04.00-05.59
	06.00-07.59
	08.00-09.59
	10.00-11.59
	12.00-13.59
	14.00-15.59
	16.00-17.59
	18.00-19.59
	20.00-21.59
	22.00-23.59
Kazaya Karışan Araç Cinsi	Bisiklet
	Motosiklet
	Otomobil
	Minibüs
	Kamyonet
	Kamyon
	Çekici
	Otobüs
	Traktör
	Arazi taşıtı
	Ambulans
	Tanker
Diğer	

## 5. UYGULANAN YÖNTEM VE BULGULAR (APPLIED METHOD & FINDINGS)

### 5.1. Yöntem ve Durum Analizi

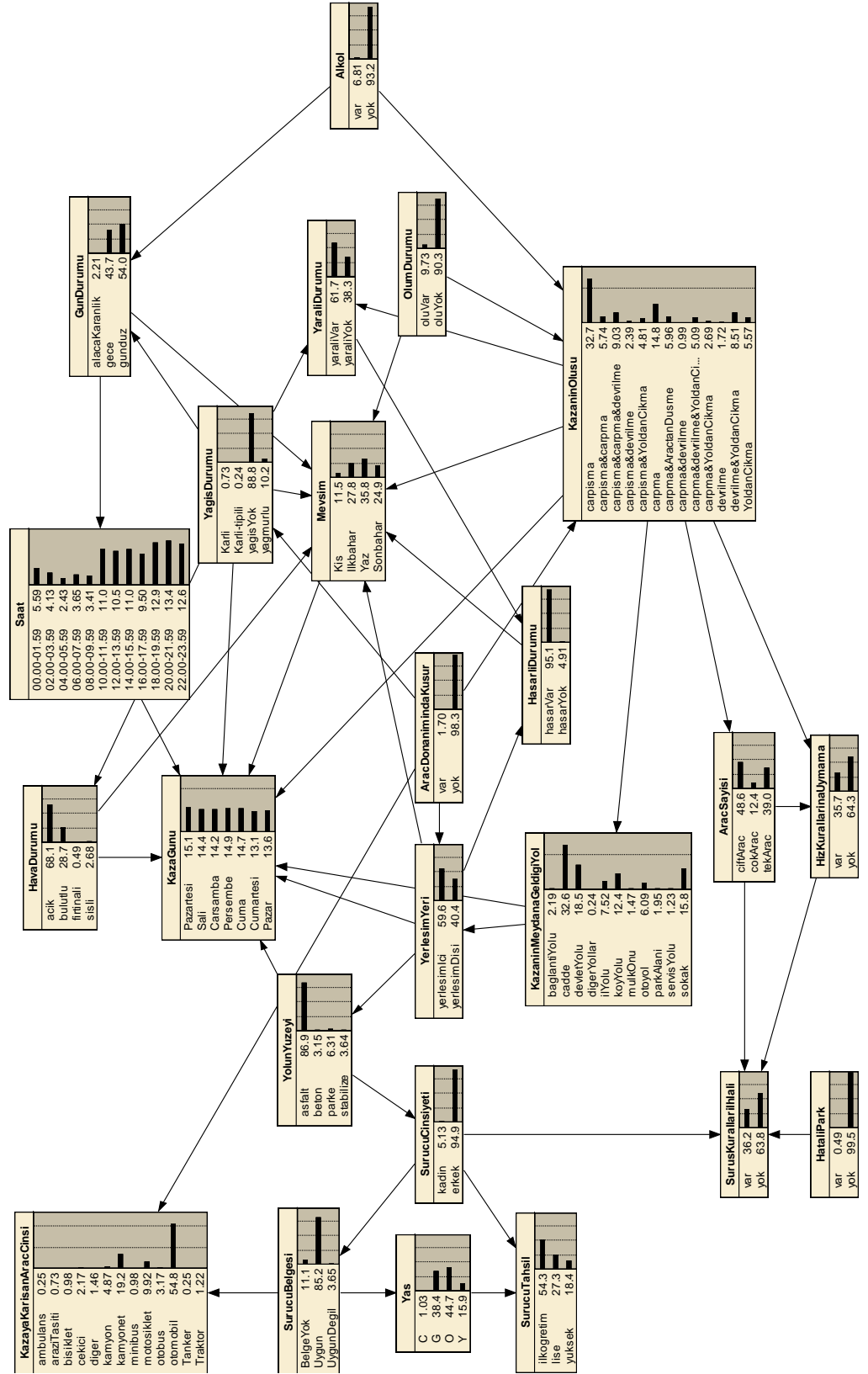
(Method Used and Scenario Analysis)

Trafik kazalarının oluşumuna birçok farklı faktör tek başına ya da eşzamanlı olarak yol açabilmektedir. Bu özelliği ile karmaşık dinamik bir yapı sergileyen trafik kazalarının oluşumuna neden olan etken ve koşulların analiz edilmesi ve bu etkenlerin etka sonucu yaşanan hasar ve kayıplarla olan ilişkisinin irdelenmesi için uygulanacak modelin var olan belirsizlik ortamını gerçekçi bir şekilde yansıtabilmesi amaçlanmaktadır. Bu amaçla seçilen Bayes Ağları aracılığıyla tek bir çıktı değişkenine bağlı kalmadan modelde yer alan tüm faktörlerin birbirleri ile olan bağımlılık ilişkilerini gözlemlemek mümkündür. Bunun haricinde, yapılan gözlemler aracılığıyla ağın yenilenebilmesi modelden yapılan çıkarımların gerçekçi olmasını sağlamaktadır. Bu bölümde bir önceki bölümde hazırlık aşaması anlatılmış olan veri setinden WinMine [40] programı kullanılarak ilgili Bayes Ağı öğrenilecek ve daha sonra Netica programı aracılığıyla ağ üzerinde durum analizi ve değişkenler için duyarlılık analizleri yapılacaktır.

Bayes Ağ yapısının öğrenilmesinde ilk olarak veri seti program aracılığıyla rasgele olarak 70/30 oranında öğrenme/ test datası olarak ikiye ayrılmıştır. Ağ yapısı öğrenme sürecinde veri setinde yer alan değişkenler göz önüne alınarak tüm mümkün ağlar denenmekte ve sonucunda en iyi sonuç veren ağ yapısı seçilmektedir. Yapısı veri setinden direkt olarak öğrenilen Bayes Ağları'nda oklar ve ok yönleri sadece olasılıksal bağımlılık ilişkilerini göstermektedir, ebeveyn ve çocuk düğümler arasında nedensellik ilişkisi aranmaz. Oluşturulan modelin performansının ölçümü logskor aracılığıyla yapılmaktadır.  $n$ , modeldeki değişken sayısını ve  $N$  test kümesindeki vaka sayısını göstermek üzere logskor formülü şu şekildedir:

$$\text{logskor}(x_1, \dots, x_N) = \frac{\sum_{i=1}^N \log_2 p(x_i | \text{model})}{nN} \quad (2)$$

Modelimizde tüm değişkenler hem girdi hem de çıktı değişkeni olarak kullanılmış, kullanılan kappa değeri 1.0 olarak belirlenmiştir. Kappa ağda gösterimi yapılan ilişkilerin yoğunluğunu belirleyen 0 ile 1 arasında bir faktördür. Kappa 1.0 değerine yaklaştıkça ağın yoğunluğu artmakta ve var olan ilişkilerin gösterim oranı artmaktadır. Ağımızda yer alan tüm ilişkilerin görsel olarak aktarımı amacıyla kappa 1.0 olarak kullanılmıştır. Oluşturulan ağ yapısı ve ağda yer alan değişkenlerin marjinal olasılıkları Şekil 2'de gösterilmektedir.



Şekil 2. Öğrenilen Bayes Ağ yapısı ve değişkenlerin marjinal olasılıkları (Bayesian network learned and the marginal probabilities of the variables)

Oluşturulan ağın test verisinde sınanması sonucu logskor – 0,484968 olarak bulunmuştur. Bu oluşturulan model ile test setinde doğru tahminleme oranının % 71,45129 olduğunu göstermektedir. Veri setinden öğrenilen modelin marjinal modele göre bir iyileştirme yapıp yapmadığı marjinal üstü yükseltme skoru aracılığıyla tespit edilebilir. Marjinal üstü yükseltme oluşturulan modelin logskoru ile marjinal modelin logskorları arasındaki farktır. Bu farkın pozitif olması oluşturulan model ile marjinal modele göre tahminleme oranında bir iyileşme olduğunu gösterir. Bu çalışmada oluşturduğumuz model ile bulunan marjinal üstü yükseltme değeri 0,41044'tür ve bu durum oluşturulan ağın marjinal modele<sup>2</sup> göre % 17,69339 oranında daha iyi tahminleme yaptığını ve dolayısıyla oluşturulan model ile gelişim sağlandığını göstermektedir.

Oluşturulan ağda görüldüğü üzere veri setinde yer alan vakaların çoğunluğunu erkek sürücüler oluşturmaktadır (% 94,9). Kazaya karışan araç cinsi olarak otomobil çoğunluğu oluşturmaktadır (% 54,8) bunu sırasıyla kamyonet ve motosiklet izlemektedir. Meydana gelen kazalarda yaralı olmasının marjinal olasılığı % 61,7, ölüm durumunun marjinal olasılığı ise % 9,73'tür. Ancak burada Kaza Tespit Tutanakları'nın yeterince net olmamasının bilgi kirliliğine yol açtığı gözden kaçırılmamalıdır. Örneğin kaza anında yaralı durumda olup da ileri bir zamanda ölen kazazedelerin bilgisi tutanaklarda yer almamakta, bu kişiler sadece yaralı olarak görülmektedir. Bunun dışında maddi hasarlı kazalarda taraflar arasında anlaşma sağlanması halinde bu kazalar tutanaklarda yer almamaktadır.

Oluşturulan ağ aracılığıyla ağda gözlemler yapmak ve bu gözlemler doğrultusunda değişkenlerin sonsal olasılıklarını gözlemek mümkündür. Örneğin "araç donanımında kusur" olması durumunu göz önüne aldığımızda yenilenen ağda "kazaya karışan araç cinsi" olarak en olası durumların bisiklet, kamyon, kamyonet, otobüs, otomobil ve traktör olduğunu görmekteyiz. Bir ek gözlem olarak kazaya karışan kişinin yaşının çocuk grubunda olduğu ağda belirtildiğinde, bu sefer kazaya karışan araç cinsinin %75,1 olasılıkla motosiklet olduğunu görüyoruz. İlgili ağlar Şekil 3 ve 4'te sırasıyla verilmektedir.

Yukarıda örneklendirildiği üzere Bayes Ağı'nın gözlemler sonucunda yenilenebilmesi, çok çeşitli senaryo analizlerini mümkün kılmakta ve bu özelliği ile karar vericilere yol gösterici bir kaynak oluşturmaktadır. Bundan sonraki bölümde belirlenen hedef değişkenleri en çok etkileyen değişkenlerin tespit edilmesi amacıyla duyarlılık analizleri yapılacaktır.

### 5.2. Duyarlılık Analizi (Sensitivity Analysis)

Duyarlılık analizi aracılığıyla ağda yer alan herhangi bir değişkenin ağdaki diğer hangi değişkenlerin durumlarındaki değişime hassasiyet gösterdiğinin tespiti mümkündür. Duyarlılık analizi sonuçları varyans azalım

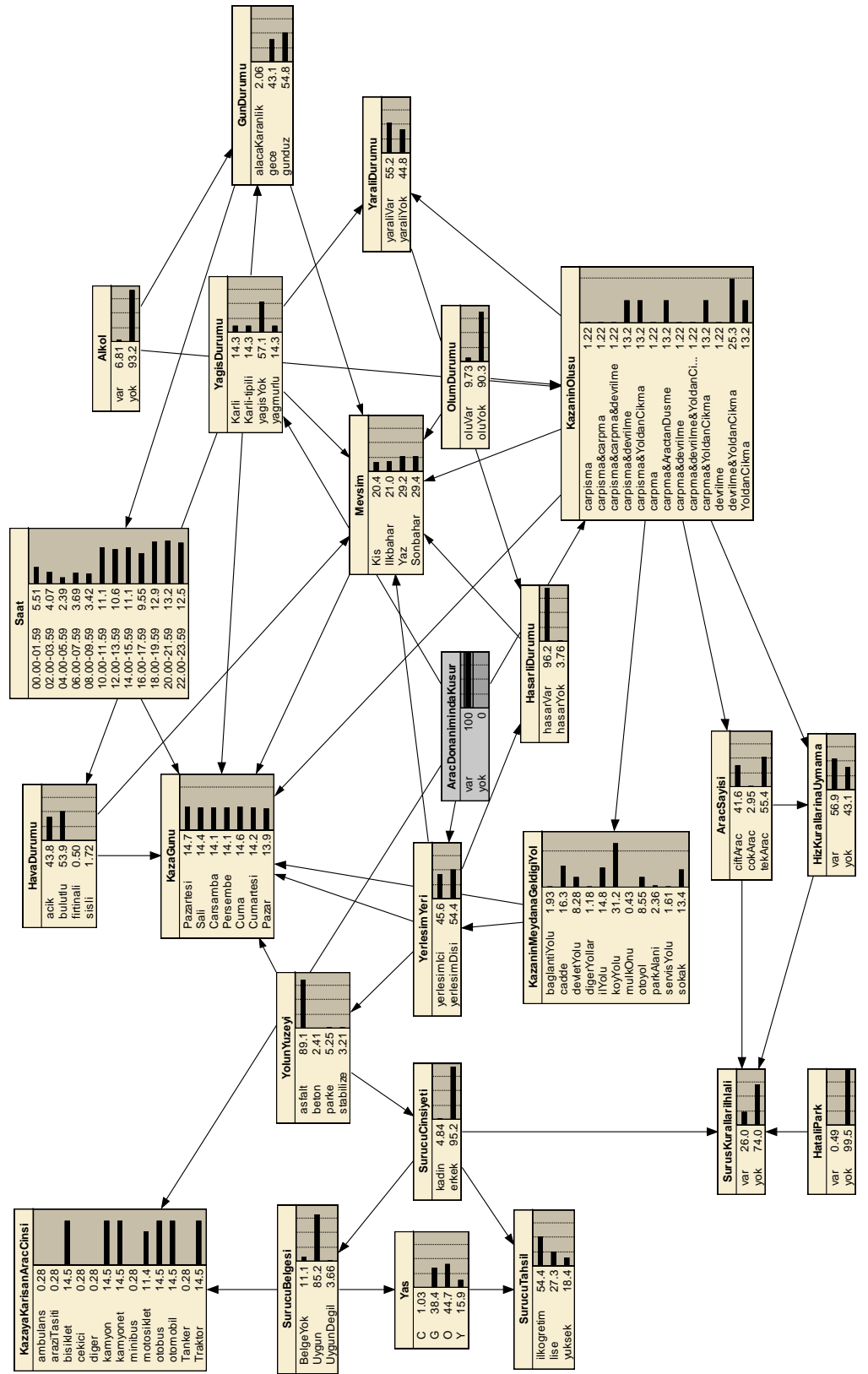
değerleri olarak verilmektedir. Varyans azalım değerleri bir girdi değişkeninin sahip olduğu değere bağlı olarak seçilen çıktı değişkeninin varyansında beklenen azalma olarak tanımlanmaktadır. Duyarlılık analizinde bir hedef değişken belirlenir. Bu değişken üzerinde yapılan analiz sonucu en yüksek varyans azalım değerine sahip olduğu tespit edilen girdi değişkeninin hedef değişkenin durumları için olan olasılıkları en yüksek miktarda değiştirmesi beklenir. Tablo 3'de "Ölüm Durumu" ve "Yaralı Durumu" değişkenleri üzerinde yapılan duyarlılık analizi sonuçları verilmektedir. Tabloda görüldüğü üzere her iki değişken için de kazanın ne şekilde gerçekleştiğini belirten (çarpma, devrilme vs. ) "Kazanın Oluşu" değişkeninin ölü ve yaralı durumu üzerinde en belirleyici unsur olduğu görülmektedir. Tablo 4'de, ağda yer alan 24 değişkenden altısı üzerinde yapılmış duyarlılık analizi sonuçları belirlenen en yüksek üç varyans azalım değerli girdi değişkenleri listelenmektedir.

Tablo 3. "Ölüm Durumu" ve "Yaralı Durumu" değişkenleri için yapılan duyarlılık analizi sonuçları (Results of the sensitivity analysis for variables "Death" and "Injury")

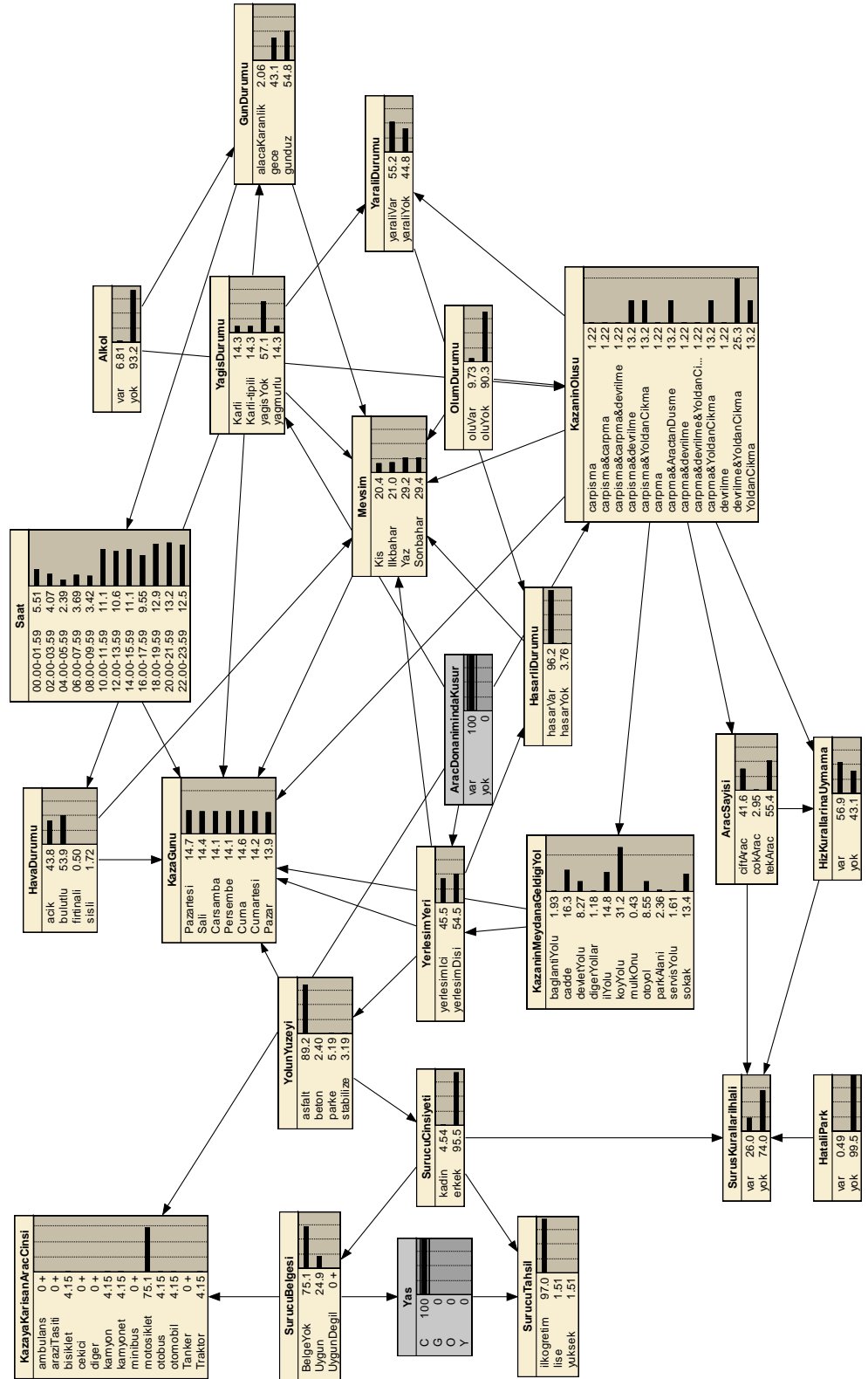
Duyarlılık Analizi			
"Ölüm Durumu"	Varyans azalım	"Yaralı Durumu"	Varyans azalım
Kazanın Oluşu	% 15.2	Kazanın Oluşu	% 34.1
Mevsim	% 2.14	Kazanın Meydana Geldiği Yol	% 6.67
Yaralı Durumu	% 1.75	Araç Sayısı	% 2.86
Kazanın Meydana Geldiği Yol	% 1.22	Yerleşim Yeri	% 2.36
Araç Sayısı	% 0.547	Hasarlı Durumu	% 1.62
Hız Kurallarına Uymama	% 0.305	Mevsim	% 0.877
Yerleşim Yeri	% 0.0686	Ölüm Durumu	% 0.84

<sup>2</sup> Marjinal model doğru tahminleme oranı % 53,7579





Şekil 3. "AraçDonanımındaKusur = Var" Gözlemi ile Bayes Ağı  
(The Bayesian network with observation "Vehicle defect = Yes")



Şekil 4. "Araç Donanımında Kusur = Var", "Yaş = Çocuk" Gözlemleri ile Yenilenen Bayes Ağı  
(The updated Bayesian network with observations "Vehicle defect = Yes", "Age = Child")

Tablo 4. Hedef değişkenler ve en yüksek üç varyans azalım değerli girdi değişkenleri  
(Target variables and the corresponding top three input variables with the highest variance reduction rates)

Hedef Değişken	Girdi Değişkeni	Varyans Azalım
Sürücü Belgesi	Kazaya Karışan Araç Cinsi	% 39.7
	Yaş	% 7.48
	Cinsiyet	% 0.404
Alkol	Kazanın Oluşu	% 21.2
	Kazanın Meydana Geldiği Gün	% 6.83
	Gün Durumu	% 6.81
Hasarlı Durumu	Yerleşim Yeri	% 9
	Kazanın Meydana Geldiği Gün	% 5.52
	Yaralı Durumu	% 5.51
Sürüş Kuralları İhlali	Hız Kurallarına Uymama	% 16.8
	Kazanın Oluşu	% 6.48
	Araç Sayısı	% 3
Hız Kurallarına Uymama	Kazanın Oluşu	% 26.2
	Araç Sayısı	% 18.7
	Sürüş Kuralları İhlali	% 16.9
Kazanın Oluşu	Kazanın Meydana Geldiği Gün	% 23.3
	Araç Sayısı	%21.4
	Yaralı Durumu	% 10.5

## 6. SONUÇ VE ÖNERİLER (CONCLUSIONS & SUGGESTIONS)

Trafik kazalarının oluşumuna birçok farklı faktör tek başına ya da eşzamanlı olarak yol açabilmektedir. Bu nedenle trafik kazalarının ve kazaların oluşumuna neden olan etken ve koşulların analiz edilmesi için uygulanacak modelin var olan belirsizlik ortamını gerçekçi bir şekilde yansıtabilmesi gereklidir. Bayes Ağları aracılığıyla tek bir çıktı değişkenine bağlı kalmadan modelde yer alan tüm değişkenlerin birbirleri ile olan olasılıksal bağımlılık ilişkilerini gözlemlemek

mümkündür. Ayrıca Bayes Ağları'nda yapılan gözlemler sonucunda ağın yenilenebilmesi yapılan analiz ve çıkarımların gerçekçi olmasını sağlamaktadır.

Bu çalışmada Silivri Bölge Trafik Şube Müdürlüğü ve İlçe Jandarma Trafik Tim Komutanlığı'ndan edilen maddi hasarlı trafik kaza tespit tutanakları ve trafik kaza tespit tutanakları kullanılarak bir veri seti oluşturulmuş ve bu veri setinden ilgili Bayes Ağı öğrenilmiştir. Çalışmada oluşturulan model test verisinde % 71,45129 doğru tahminleme oranına ulaşılmış ve marjinal modele göre % 17,69339 oranında ilerleme yakalanmıştır. Çalışmada ağda yapılan gözlemler aracılığıyla çeşitleri durum analizleri yapılmıştır, bu durum analizlerinin çeşitlendirilmesi mümkündür. Ayrıca değişkenler üzerinde yapılan duyarlılık analizleri sonucunda çeşitli çıktı değişkenlerini en çok etkileyen girdi değişkenleri tespit edilmiştir. Çalışma gerçek kaza bilgileri veri setine dayanması, trafik kazaları ve koşullarını birçok yönüyle inceleyen örnek dinamik bir model olması açısından önem taşımaktadır.

Çalışmada karşılaşılan sorunlar Türkiye'de trafik tutanaklarının genellikle eksik ve özensiz bir şekilde tutulması ve bu nedenle yaşanan bilgi kirliliği kaynaklıdır. Buna ek olarak, maddi hasarlı kazalarda taraflar arasında anlaşma sağlanması halinde bu kazalar tutanaklarda yer almamakta ve bu nedenle tutanaklar ile ulaşılan veriler tüm kazaları içermemektedir. İleride tüm trafik kaza bilgilerini içeren veri tabanlarının oluşturulması ve trafik kaza analizlerinin bu veri tabanları üzerinde yapılması; gerçekçi ve somut bilgilere ulaşabilmek ve bu doğrultuda realist önlemler alınabilmesi için zaruri bir ihtiyaçtır.

**Teşekkür:** Bu araştırma İstanbul Üniversitesi, BAP Proje No: 7264 ile desteklenmiştir

## KAYNAKLAR (REFERENCES)

- [1] B. Güvenal, A. Çabuk, M. Yavuz, "Trafik kazaları verilerine bağlı olarak CBS destekli ulaşım planlaması: Eskişehir kenti örneği", **Harita ve Kadastro Mühendisleri Odası, Mühendislik Ölçmeleri STB Komisyonu 2. Mühendislik Ölçmeleri Sempozyumu**, İstanbul, 2005.
- [2] E. Özgan, **Bolu Dağı Dahil D100-11 Devlet Karayolu Kesiminin Çok Yönlü Klinik İncelenmesi ve Kaza Kara Noktalarının Belirlenmesi Sonuç Raporu**, Düzce, 2007.
- [3] M. Tuncuk, **Coğrafi Bilgi Sistemi Yardımıyla Trafik Kaza Analizi: Isparta Örneği**, Yüksek Lisans Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, 2004.
- [4] X. Hongguo, Z. Huiyong, Z. Fang, "Bayesian Network-Based Road Traffic Accident Causality Analysis", **WASE International Conference on Information Engineering**, 3, 413-417, Beidaihe, Hebei, 2010.
- [5] İnternet: Karayolları Genel Müdürlüğü, Trafik Kazaları Özeti 2011, <http://www.kgm.gov.tr/SiteCollectionDocuments/KGMdocuments/Trafik/TrafikKazaOzet.pdf>, 15.04.2013.
- [6] İnternet: TCDD, Cumhuriyetimizin 80 Yıllık Tarihinde Devlet Demiryolları, [www.tcdd.gov.tr/home/detail/?id=267](http://www.tcdd.gov.tr/home/detail/?id=267), 15.04.2013.
- [7] İnternet: T.C. Ulaştırma Bakanlığı, Türkiye Ulaşım ve İletişim Stratejisi, Sayfa 20-34, [http://www.sp.gov.tr/upload/xSPTemelBelge/files/93C5Y+Turkiye\\_Ulasim\\_veIletisim\\_Stratejisi.pdf](http://www.sp.gov.tr/upload/xSPTemelBelge/files/93C5Y+Turkiye_Ulasim_veIletisim_Stratejisi.pdf), 15.04.2013.
- [8] A. S. Al-Ghamdi, "Using logistic regression to estimate the influence of accident factors on accident severity", *Accident Analysis and Prevention*, 34, 729-741, 2002.

- [9] M. Bédard, G. H. Guyatt, M. J. Stones, J. P. Hirdes, "The independent contribution of driver, crash, and vehicle characteristics to driver fatalities", *Accident Analysis and Prevention*, 34, 717–727, 2002.
- [10] K. M. Kockelman, Y. J. Kweon, "Driver injury severity: an application of ordered probit models", *Accident Analysis and Prevention*, 34, 313–321, 2002.
- [11] J. C. Milton, V. N. Shankar, F. L. Mannering, "Highway accident severities and the mixed logit model: An exploratory empirical analysis", *Accident Analysis and Prevention*, 40, 260–266, 2008.
- [12] T. Yamamoto, V. N. Shankar, "Bivariate ordered-response probit model of driver's and passenger's injury severities in collisions with fixed objects", *Accident Analysis and Prevention*, 36, 869–876, 2004.
- [13] K. K. W. Yau, H. P. Lo, S. H. H. Fung, "Multiple-vehicle traffic accidents in Hong Kong", *Accident Analysis and Prevention*, 38, 1157–1161, 2006.
- [14] L. Y. Chang, H. W. Wang, "Analysis of traffic injury severity: An application of non-parametric classification tree techniques", *Accident Analysis and Prevention*, 38, 1019–1027, 2006.
- [15] S. X. Zhu, J. Lu, Q. J. Xiang, L. Yan, "Intersection safety evaluation method based on Bayesian network", *International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation*, 3, 234–237, Zhangjiajie, Hunan, 2009.
- [16] A. Gregoriades, K. C. Mouskos, "Black spots identification through a Bayesian Networks quantification of accident risk index", *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 28, 28–43, 2013.
- [17] Y. Tian, H. Chen, B. Liu, D. Xiao, "Safety Evaluation of Bridge-Tunnel Sections on Mountainous Expressway Based on Bayesian Network", *10th International Conference of Chinese Transportation Professionals*, Beijing, China, 2010.
- [18] M. Hänninen, P. Kujala, "Influences of variables on ship collision probability in a Bayesian belief network model", *Reliability Engineering ve System Safety*, 102, 27–40, 2012.
- [19] W. Marsh, G. Bearfield, "Using Bayesian networks to model accident causation in the UK railway industry", *International Conference on Probabilistic Safety Assessment and Management PSAM7*, Berlin, 2004.
- [20] M. Atalay, H. Yorulmaz, O. Onay, E.N. Çinicioğlu, "Trafik Kazaları Analizi için Bayes Ağları Modeli", *Yöneylem Araştırması ve Endüstri Mühendisliği 31. Ulusal Kongresi*, Sakarya, 2011.
- [21] J. de Oña, R. O. Mujalli, F. J. Calvo, "Analysis of traffic accident injury severity on Spanish rural highways using Bayesian Networks", *Accident Analysis and Prevention*, 43(1), 402–411, 2011.
- [22] R. O. Mujalli, J. de Oña, "A method for simplifying the analysis of traffic accidents injury severity on two-lane highways using Bayesian Networks", *Journal of Safety Research*, 42(5), 317–326, 2011.
- [23] J. K. Kihlberg, K. J. Tharp, **Accident rates as related to design elements of rural highways**, NCHRP Report, 47, 1968.
- [24] Y. G. Qi, B. L. Smith, J. Guo, "Freeway Accident Likelihood Prediction Using a Panel Data Analysis Approach", *ASCE Journal Of Transportation Engineering*, 149- 156, 2007.
- [25] E. Bayam, J. Liebowitz, W. Agresti, "Older drivers and accidents: A meta analysis and data mining application on traffic accident data", *Expert Systems with Applications*, 29, 598–629, 2005.
- [26] A. Gregoriades, "Road safety assessment using bayesian belief networks and agent-based simulation", **IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (ISIC)**, IEEE, 615-620, 2007.
- [27] S. Hu, X. Li, Q. Feng, Z. Yang, "Use of Bayesian Method for Assessing Vessel Traffic Risk At Sea", *International Journal of Information Technology and Decision Making*, 7, 627-638, 2008.
- [28] Z. X. Xu, Y. Jiang, F. Lin, L. Dai, "The Analysis and Prevent in Traffic Accidents Based on Bayesian Network", *Advanced Engineering Forum*, 1, 21-25, 2011.
- [29] Y. Xie, D. Lord, Y. Zhang, "Predicting motor vehicle collisions using Bayesian neural network models: An empirical analysis", *Accident Analysis and Prevention*, 39, 922 – 933, 2007.
- [30] H. Wang, Z. Lai, M. Xianghai, "Traffic Accidents Prediction Model Based on Fuzzy Logic", *Advances in Information Technology and Education, Communications in Computer and Information Science*, 201, 101-108, 2011.
- [31] M. Neil, B. Malcom, R. Shaw, "Modelling an Air Traffic Control Environment Using Bayesian Belief Network", **21<sup>st</sup> International System Safety Conference**, Ottawa, Ontario, Canada, 2003.
- [32] N. Friedman, M. Goldszmidt, D. Heckerman, S. Russell, "Challenge: what is the impact of Bayesian Networks on learning?", **15th international joint conference on artificial intelligence**, Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1, 10-15, 1997.
- [33] Y. Bayraktarli, J. Ulfkjaer, U. Yazgan, M. Faber, "On the Application of Bayesian Probabilistic Networks for Earthquake Risk Management", **Ninth International Conference on Structural Safety and Reliability (ICOSSAR 05)**, Rome, 2005.
- [34] E. N. Cinicioglu, P. P. Shenoy, C. Kocabasoglu, "Use of radio frequency identification for targeted advertising: A collaborative filtering approach using Bayesian Networks", **9th European Conference on Symbolic and Quantitative Approaches to Reasoning with Uncertainty, ECSQARU'07, Heidelberg, Springer-Verlag**, 889–900, Berlin, 2007.
- [35] D. Nikovski, "Constructing Bayesian Networks for Medical Diagnosis from Incomplete and Partially Correct Statistics," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 12(4), 509–516, 2000.
- [36] N. E. Fenton, M. Neil, "The Jury Observation Fallacy and the Use of Bayesian Networks to Present Probabilistic Legal Arguments", *Mathematics Today*, 36(6), 180–187, 2000.
- [37] E. J. Lauria, P. J. Duchessi, "A methodology for developing Bayesian networks: An application to information technology (IT) implementation", *European Journal of operational research*, 79(1), 234–252, 2007.
- [38] F. Liu, F. Tian, Q. Zhu, "An Improved Greedy Bayesian Network Learning Algorithm on Limited Data", *Artificial Neural Networks-ICANN Porto 2007 17th International Conference Proceedings, Lecture Notes in Computer Science*, 4668, 49–57, 2007.
- [39] İnternet: Karayolları Trafik Kanunu, [http://www.trafik.gov.tr/mevzuat/karayollari\\_trafik\\_yonetmeligi.asp](http://www.trafik.gov.tr/mevzuat/karayollari_trafik_yonetmeligi.asp), 01.01.2011.
- [40] D. Heckerman, D.M. Chickering, C. Meek, R. Rounthwaite, C. Kadie, "DependencyNetworks for Inference, Collaborative Filtering and Data Visualization", *Journal of Machine Learning Research*, 1, 49–75, 2000.