

## BAYES AĞLARDA BİRLEŞME AĞAÇLARINI KULLANARAK OLAYLARIN GENİŞLEMESİ

Hülya OLMUŞ\*

Semra ERBAŞ\*

### ÖZET

*Bir Bayes ağ, yön verilmiş döngüsel olmayan bir grafiktir. Bu grafikte, düğümler rastgele değişkenleri gösterir ve kenarlar değişkenler arası doğrudan bağımlılıkları tanımlar. Kenarlar arası bağımlılıkların gücü, koşullu olasılıklar ile tanımlanmıştır. Bayes ağlarda, olayların genişlemesi, birleşme ağacı algoritması ile tanıtılmıştır. Uygulama da yer alan veriden hareketle, koşullu olasılıklar hesaplanmış ve bu olasılıklar incelenmiştir. Burada, olumsuzluk tablolarının oluşturulması için SPSS 8.0 paket programı ve olasılık hesaplamaları için de HUGIN paket programı kullanılmıştır.*

*Anahtar Kelimeler: Bayes Ağlar, Birleşme Ağacı, Koşullu Bağımsızlık, Koşullu Olasılık.*

### 1. GİRİŞ

Bir grafik, hem yön verilmiş hem de döngüsel olmama durumlarına sahip ise, grafiğe yön verilmiş döngüsel olmayan grafik denir. Bayes ağlar, ilgilenilen değişkenler arası olasılık ilişkilerini gösteren grafik modelleridir. Bayes ağlar, değişkenler arasındaki ilişkileri grafik olarak göstermek ve uzman sistemlerde kesin olmayışlık ile ilgilenmek için güçlü bir yöntemdir. Yön verilmiş döngüsel olmayan grafik modelleri geniş uygulama alanlarında önemli bir yer almıştır. Bayes ağlar; özellikle, hastalık tanı sistemleri, karar destek sistemleri, planlama ve kontrol, dinamik sistemler, zaman serileri, genel veri analizi ve istatistikteki bilgi alanlarında kullanılmaktadır. Bu alanlarda kullanımları, Lauritzen ve Spiegelhalter (1988), Pearl (1986), Spiegelhalter ve Lauritzen (1990) ve Spiegelhalter vd., (1993), Friedman ve Goldszmidt (1996) tarafından detaylı bir şekilde incelenmiştir.

Bir Bayes ağ, koşullu bağımsızlık özelliklerinin yapısını da tanımlayan yön verilmiş döngüsel olmayan grafiktir. Bayes ağ, değişkenler ve değişkenler arası yön verilmiş kenarların kümesinden oluşur. Her bir değişken karşılıklı bağımsız durumların sonlu bir kümesine sahiptir. Her düğüm rastgele değişkenle gösterilir. Kenarlar, değişkenler arası olasılık bağımlılıklarını gösterir. Bu bağımlılıklar koşullu olasılıkların kümesinden oluşur. Her bir değişkenin ebeveynleri verildiğinde, değişkenin koşullu olasılığı belirlenir. Bir düğümün ebeveynleri olmadığı zaman, bir değişken marjinal bir olasılığa sahiptir. Düğümün ebeveynleri üzerinde koşullandırma yapılarak, her düğüm

\* Gazi Üniversitesi, Fen-Edebiyat Fakültesi, İstatistik Bölümü, Beşevler, Ankara, TÜRKİYE

için koşullu olasılıklar  $P(X|eb(X))$  belirlenir. Burada,  $eb(X)$ ,  $X$  düğümünün ebeveynidir. Tüm değişkenler kümesi üzerinde ortak olasılık,

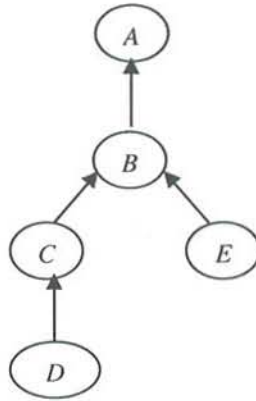
$$P(U) = \prod_x P(X | eb(X))$$

ifadelerin çarpımıyla verilir (Jensen, 1996; Liarokapis, 1999).

Örneğin, beş tane değişkenden (düğüm) oluşan  $A,B,C,D,E$  bir ağa sahip olduğu düşünölsün. Zincir kuralı ile bu beş değişkene ilişkin ortak olasılık dağılımı  $P(A,B,C,D,E)$  hesaplanabilir. Beş düğüme ilişkin ortak olasılık dağılımı, aşağıdaki şekilde yazılır.

$$P(A,B,C,D,E) = P(A|B,C,D,E) P(B|C,D,E) P(C|D,E) P(D|E) P(E)$$

Ancak; bir Bayes ağda bağımlılıklar açık bir şekilde modellenmiştir. Bunun için aşağıda bir ağ verilmiştir (Şekil 1).



Şekil 1. Beş Düğüme İlişkin Ağ Modeli

Şekil 1'den Bayes ağ modeli için ortak olasılık dağılımı  $P(A,B,C,D,E)$ 'yi hesaplamak basittir. Bu hesaplama,

$$P(A,B,C,D,E) = P(A|B) P(B|C,E) P(C|D) P(D|E) P(E)$$

ile yapılır.

Bayes ağlar; literatürde, fikir ağlar (belief networks), bayes fikir ağlar (bayesian belief networks), nedensel olasılıklı ağlar (causal probabilistic networks), olasılıklı etki diyagramları (probabilistic influence diagrams) ve olasılıklı neden-etki modelleri (probabilistic cause-effect models), olarak da adlandırılır. Bu çalışmada, Bayes ağ terimi kullanılmıştır.

Bu çalışmada, Bayes ağlarda olasılık hesaplamalarının elde edilmesi için, HUGIN'de kullanılan algoritma tanıtılacaktır. Algoritma, Bayes ağlar üzerinde doğrudan kullanılmamaktadır. Değişkenler kümesinin ağacı, birleşme ağacı olarak

adlandırılır ve bunun üzerinde çalışılabilir. Burada, kümeler takımlardır. Takımlar, üçgenleştirilmiş grafikten elde edilebilmektedir. Üçgenleştirilmiş grafik, ağ üzerinde kurulan özel bir grafikdir. Her takım, değişkenlerin düzenleri üzerinde oluşan bir tabloya sahiptir. HUGIN programı, bu tablolar üzerindeki işlemlerin bir serisinden oluşur (HUGIN Systems, 1998).

### 2. BAYES AĞLARDA ÇIKARSAMALAR

Bayes ağlarda, bir değişken gözlenmiş ise başka değişkenler için bilgilere ihtiyaç vardır. Çıkarsama, başka değişkenlerin değerleri bilindiğinde, bir değişken için olasılık dağılımının güncelleştirilmesi ile son dağılımın elde edilmesidir (Stephenson, 2000). Bayes ağlarda, böyle çıkarsamalar yapmak için birleşme ağacı algoritması kullanılmıştır. Bu algoritmayı tanıtmadan önce, değişik Bayes ağ modelleri kullanılarak çıkarsamayı gösteren örnekler verilecektir. Bu örnekler olasılık hesaplamaları uygulanacak ve yapılan olasılık hesaplamaları, nedenselliği kurmak için kullanılacaktır. Bu örnekler, birleşme ağacı algoritmasının temelini oluşturur.

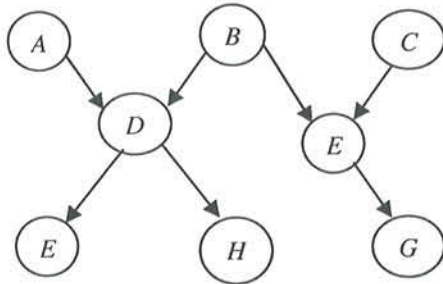
#### 2.1. Fikir Takımlarının Yapıları

Bu kesimde bilgi alanındaki model, çoklu bağlantılı Bayes ağları gerektirir. Yön verilmiş döngüsel olmayan grafiklerde, birleşme ağaçlarının elde edilmesi için bir metot ve bilgi alanını modellemek için yeni bir grafik yapısı verilecektir. Bu yapı, birleşme ağacı olarak adlandırılır (Jensen, 1996; Cowell, 1999).

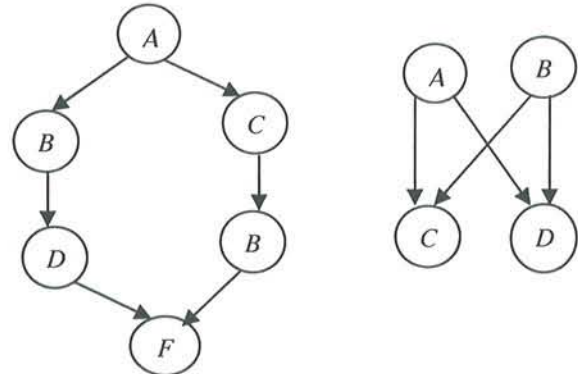
##### 2.1.1. Tekli Bağlantılı Yön Verilmiş Döngüsel Olmayan Grafik

Bağlantıların yönlerini azaltarak aldığımız grafik ağaç ise, yön verilmiş döngüsel olmayan grafik, tekli bağlantılıdır denir (Jensen, 1996), (Şekil 2a ve 2b). Yani, düğümlerin her çifti arasında tek bir yol vardır.

Çoklu bağlantılı yön verilmiş döngüsel olmayan grafikte ise, düğümlerin her çifti arasında bir yoldan daha fazlası mümkündür.



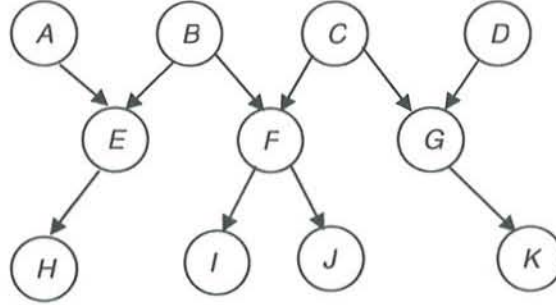
Şekil 2a. Tekli Bağlantılı Yön Verilmiş Döngüsel Olmayan Grafik



Şekil 2b. Çoklu Bağlantılı Yön Verilmiş Döngüsel Olmayan Grafik

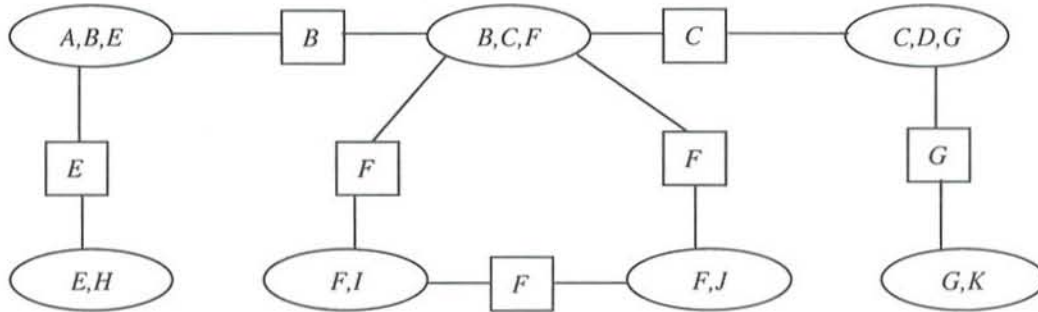
Tekli bağlantılı yön verilmiş döngüsel olmayan grafikler için, birleşme ağaçlarını kurmak kolaydır. Her  $A$  değişkeni,  $eb(A) \neq \emptyset$  ile  $eb(A) \cup \{A\}$  takımı kurulur. Her iki takım arasına, boş olmayan arakesit eklenir. Elde edilen grafiğe, birleşme grafiği denir (Jensen, 1996).

Tekli bağlantılı yön verilmiş döngüsel olmayan grafik için ağ modeli aşağıda verilmiştir (Şekil 3).



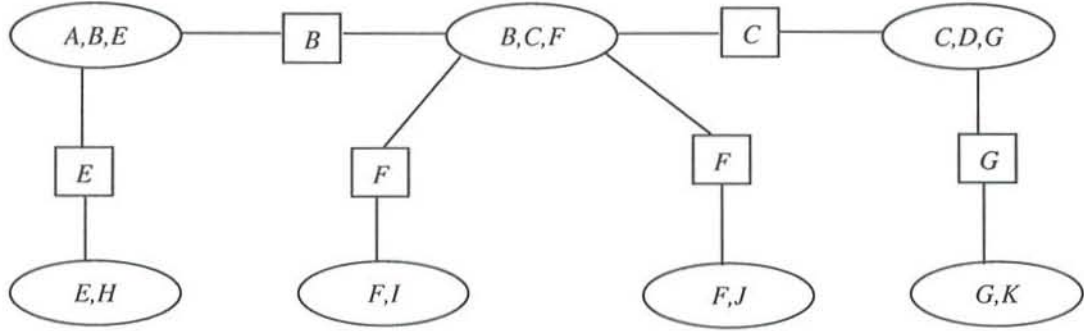
Şekil 3. Tekli Bağlantılı Yön Verilmiş Döngüsel Olmayan Grafik

Birleşme ağaçlarını kurabilmek için, ilk önce takımlar elde edilir.  $E$  düğümünün ebeveynleri  $eb(E) = \{A, B\}$  ile  $\{A, B, E\}$  takımı ve  $F$  düğümünün ebeveynleri  $eb(F) = \{B, C\}$  ile  $\{B, C, F\}$  takımları ele alınır. Bu iki takımın arakesiti  $B$  düğümü ile bağlanır. Daha sonra,  $G$  düğümü  $eb(G) = \{C, D\}$  ile  $(C, D, G)$  takımı oluşturulur.  $(C, D, G)$  ve  $(B, C, F)$  takımları da  $C$  arakesiti ile bağlanır.  $eb(H) = \{E\}$  ile  $(E, H)$  takımı ve  $eb(I) = \{F\}$  ile  $\{I, F\}$  takımı,  $eb(J) = \{F\}$  ile  $(J, F)$  takımı ve  $eb(K) = \{G\}$  ile  $(G, K)$  takımları elde edilir. Ortak düğüme sahip olan takımlar arakesitleri ile bağlanarak birleşme grafiği elde edilir (Şekil 4). Arakesitler, kare kutular ile gösterilmiştir.



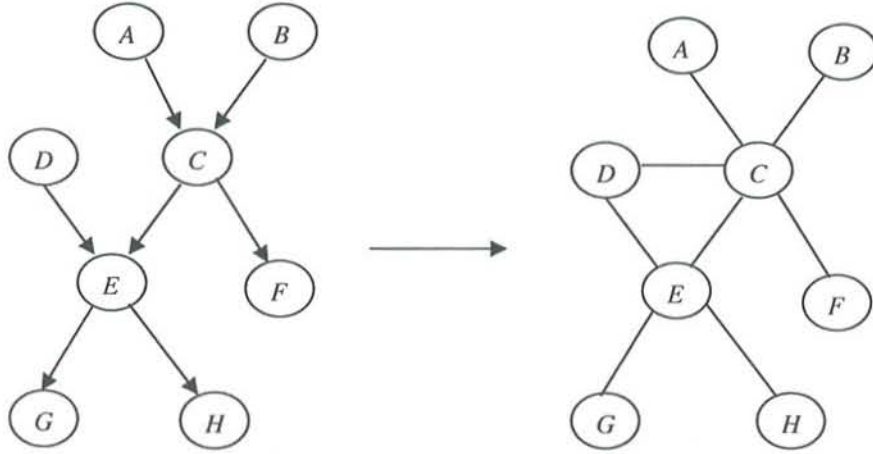
Şekil 4. Şekil 3 için Uygun Birleşme Grafiği

Elde edilen birleşme ağacı, döngülere sahip ise, döngü üzerindeki tüm arakesitler aynı değişkeni kapsar. Böylece, kenarların her biri döngüleri kırarak ortadan kaldırılır. Kenarların kaldırılması ile birleşme ağacı elde edilir (Jensen, 1996). Şekil 4'te  $(B, C, F)$ ,  $(F, I)$  ve  $(F, J)$  takımları,  $F$  düğümü ile bir döngü yaratmaktadır. Bu döngüyü ortadan kaldırmak için,  $(F, I)$  ve  $(F, J)$  takımları arasındaki  $F$  arakesiti ve kenarları ortadan kaldırılır. Böylece, Şekil 3 için uygun birleşme ağacı elde edilir (Şekil 5).



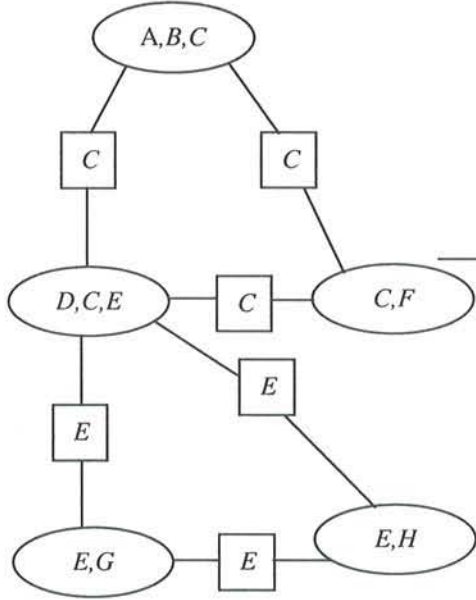
Şekil 5. Şekil 3 için Uygun Birleşme Ağacı

Birleşme ağacını kurabilmek için, aşağıda farklı bir metot verilecektir. İlk olarak moral grafik elde edilir ve elde edilen moral grafikten takımlar elde edilir. Birleşme ağacının yapısı, Şekil 6a, 6b, 6c ve 6d'de gösterilmiştir. Bu şekildeki Bayes ağ için uygun moral grafik elde edilmiştir. Bu moral grafikteki takımlar,  $(A,B,C)$ ,  $(D,C,E)$ ,  $(C,F)$ ,  $(E,G)$  ve  $(E,H)$ 'dir. İlk olarak,  $(A,B,C)$ ,  $(D,C,E)$  ve  $(C,F)$  takımları ortak  $C$  düğümüne sahiptir. Böylece, bu takımlar, ayrı ayrı  $C$  arakesiti ile bağlanır.  $(D,C,E)$ ,  $(E,G)$  ve  $(E,H)$  takımları da ortak  $E$  düğümüne sahiptirler. Bu takımlarda,  $E$  arakesiti ile ayrı ayrı bağlanırlar. Bu düzenleme sonucunda, birleşme grafiği elde edilmiş olur. Burada, birleşme grafiği, döngüye sahip olduğundan dolayı, döngüyü bozacak şekilde bağlantılardan biri ortadan kaldırılmalıdır. Böylece, birleşme ağacı elde edilmiş olur.

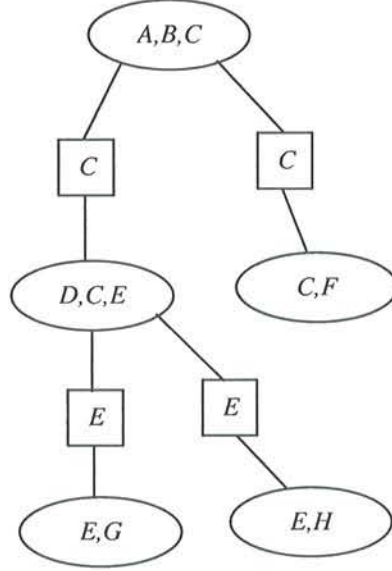


Şekil 6a. Çoklu Bağlantılı Yön Verilmiş Döngüsel Olmayan Grafik

Şekil 6b. Moral Grafik



Şekil 6c. Birleşme Grafiği



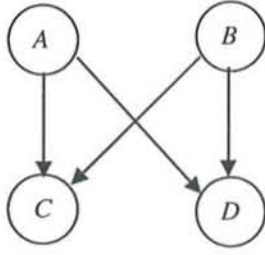
Şekil 6d. Birleşme Ağacı

### 2.1.2. Yapay Bağlantıların Eklenmesi ile Elde Edilen Birleşme Grafikleri

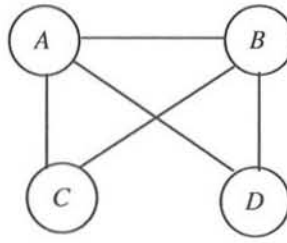
Verilen Bayes ağ, moral grafik haline getirildikten sonra, takımlar, bazen kolaylıkla görülmemektedir. Bundan dolayı, moral grafiğe, yapay bağlantılar eklenerek, grafik üçgenleştirilmiş grafik haline getirilir. Takımlar da, bu grafikten görülebilir. Takımlar sayesinde, değişkenler arasındaki koşullu bağımsızlık ilişkileri kolaylıkla görülmektedir (Edwards, 1995; Lauritzen, 1996).

Elde edilen moral grafik, üçgenleştirilmiş grafikdir. Bu grafikte uzunluğu 3'den büyük her döngü kirişe sahip olmalıdır. Üçgenleştirilmiş grafiği elde edebilmek için büyük ağlarda, yapay bağlantıların nasıl ekleneceği literatürde vardır. Yapay bağlantıların minimal sayısının bulunması problemi NP-hard olarak adlandırılır (Jensen vd., 1990). Bu çalışma da, amacımız, fikir takımlarının minimal kümesini alarak yapay bağlantıları eklemektir.

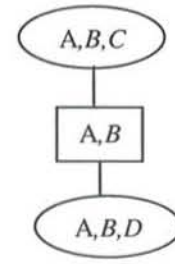
Aşağıda verilen ağ düşünülün (Şekil 7a, 7b ve 7c). Burada iki takım arasındaki arakesit  $(A,B)$ 'dir ve birleşme ağacı kolaylıkla elde edilebilir.



Şekil 7a. Çoklu Bağlantılı Yön Verilmiş Döngüsel Olmayan Grafik

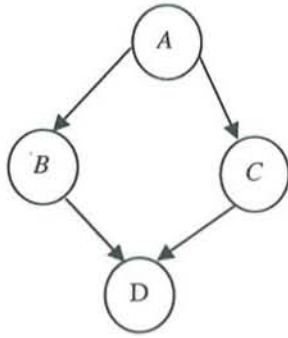


Şekil 7b. Moral Grafik

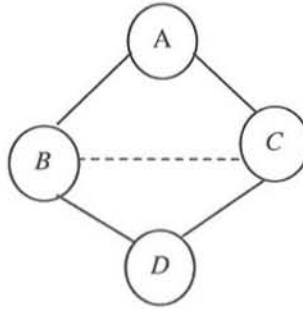


Şekil 7c. Birleşme Grafiği

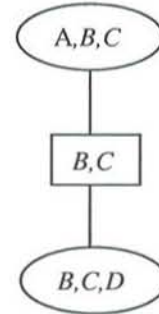
Şekil (8a, 8b ve 8c)'deki yön verilmiş döngüsel olmayan grafik düşünüldüğünde, birleşme ağacı doğrudan oluşmamaktadır.  $B,C$  düğümleri arasında bir yapay bağlantı eklenirse, üçgenleştirilmiş grafik elde edilir. Böylece, kolaylıkla birleşme ağacı sağlanır.



Şekil 8a. Yön Verilmiş Döngüsel Olmayan Grafik

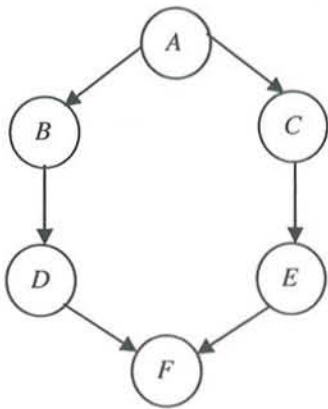


Şekil 8b. Moral Grafik

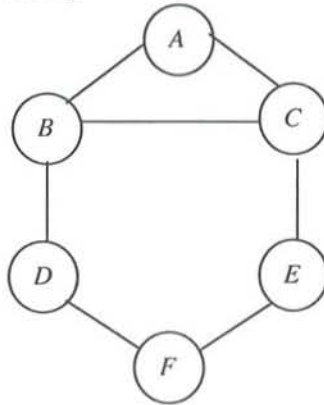


Şekil 8c. Birleşme Grafiği

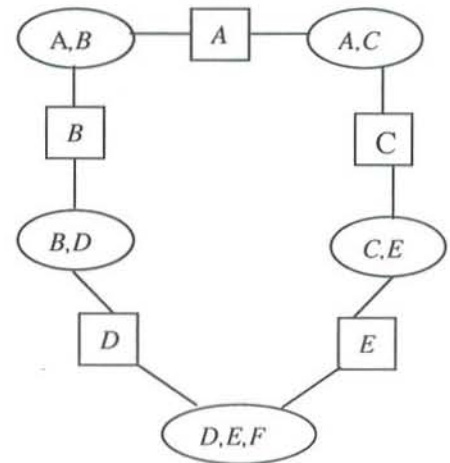
Aşağıda verilen grafikte, sadece,  $D$  ve  $E$  arasında bağlantı ekleyerek genişleme problemi ortadan kaldırılamamaktadır. Çünkü, moral grafikte,  $D-E-C-A-B-D$  döngüsü oluşmaktadır (Şekil 9a, 9b ve 9c).



Şekil 9a. Yön Verilmiş Döngüsel Olmayan Grafik

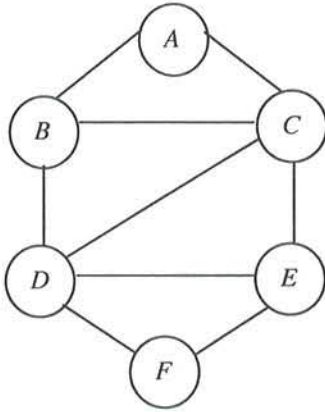


Şekil 9b. Moral Grafik

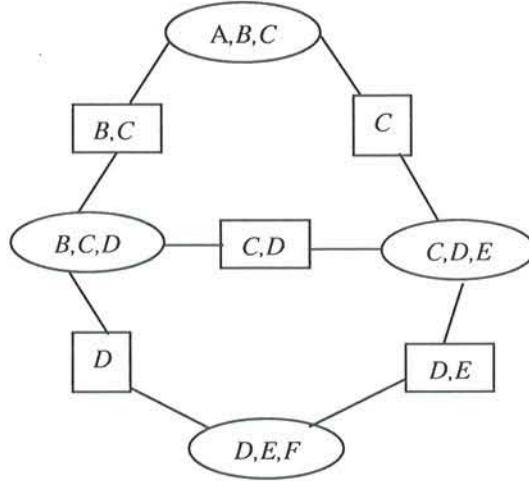


Şekil 9c. Birleşme Ağacı

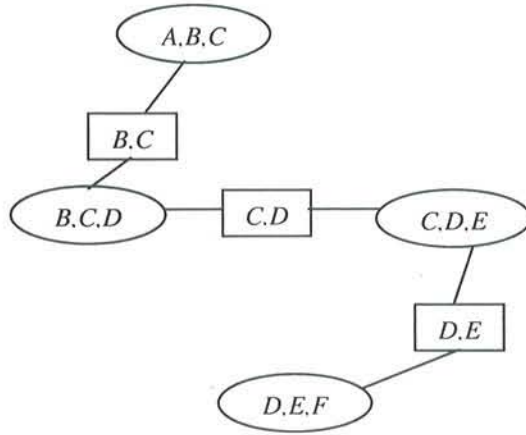
Yukarıda verilen probleme çözüm bulmak için, moral grafiğe başka yapay bağlantılar da eklenir.  $C, D$  ve  $B, C$  arasına bağlantılar eklenerek, birleşme ağacı Şekil 10a, 10b ve 10c'de görülmektedir.



Şekil 10a. Moral ve Üçgen Grafik



Şekil 10b. Birleşme Grafiği



Şekil 10c. Birleşme Ağacı

### 3. UYGULAMA

Bu çalışmada, Türkiye İstatistik Kurumu Demografi Şubesi tarafından elde edilen, 1996 yılı intihar verileri kullanılmıştır (Türkiye İstatistik Yıllığı, 1996). 1815 veri için intihar şeklini etkileyen nedenler, cinsiyet, medeni durum, intihar nedeni ve meslek grubu alınmıştır. Bu değişkenlerin kategori düzeylerinin sayısı ve düzeylerin tanımı aşağıdaki tabloda verilmiştir (Tablo 1). Ayrıca, kategorilerde gerekli birleştirmeler, CHAID (Chi-Squared Automatic Interaction Detector) analizi ile yapılmıştır (Hill vd., 1997). Burada, SPSS 8.0 for Windows CHAID 6.0 kullanılmıştır.



**Tablo 1.** Değişkenlerin Kategori Düzey Sayısı ve Tanımı

Değişkenler	Düzey sayısı	Düzeylerin tanımı	N
İntihar şekli	3	(1) Kendini asarak	900
		(2) Kimyevi madde kullanarak, havagazı, tüpgaz vb. kullanarak, kendini yakarak	270
		(3) Kendini yüksekten atarak, kendini suya atarak, ateşli silah kullanarak, kesici alet kullanarak, kendini tren vb. altına atarak ve diğer	645
İntihar nedeni	3	(1) Hastalık	664
		(2) Aile geçimsizliği, hissi ilişki ve istediği ile evlenememe	674
		(3) Geçim zorluğu, ticari başarısızlık, öğrenim başarısızlığı, diğer, bilinmeyen	477
Cinsiyet	2	(1) Erkek (2) Kadın	1122 693
Medeni durum	3	(1) Hiç evlenmedi	769
		(2) Evli	875
		(3) Eşi öldü ve boşandı	171
Meslek grubu	3	(1) İlmî teknik elemanlar, serbest meslek, idari personel ve benzeri çalışanlar, ticari ve satış personeli	270
		(2) Hizmet işlerinde çalışanlar, tarımcı, hayvancı, ormancı, balıkçı ve avcı, tarım dışı üretim ve ulaştırma makineleri kullananlar	446
		(3) Müteşebbis, direktör, üst kademe yöneticisi, diğer	1099

HUGIN çalıştırıldığında, aşağıda verilen uygun Bayes ağ modeli için, gerekli olan şekiller gösterilmiştir. Bu şekillerde, boş kutular, gözlenmiş değişkenleri, içi dolu kutulara karşılık gelen değerler ise, olasılık değerlerini gösterir. Ayrıca, şekillerin içerisinde yer alan “100,00” değeri, değişkenin seçilen düzeyinin biliniyor olması demektir. Değişkenlerde yapılan kısaltmalar aşağıda verilmiştir:

Cinsiyet: C

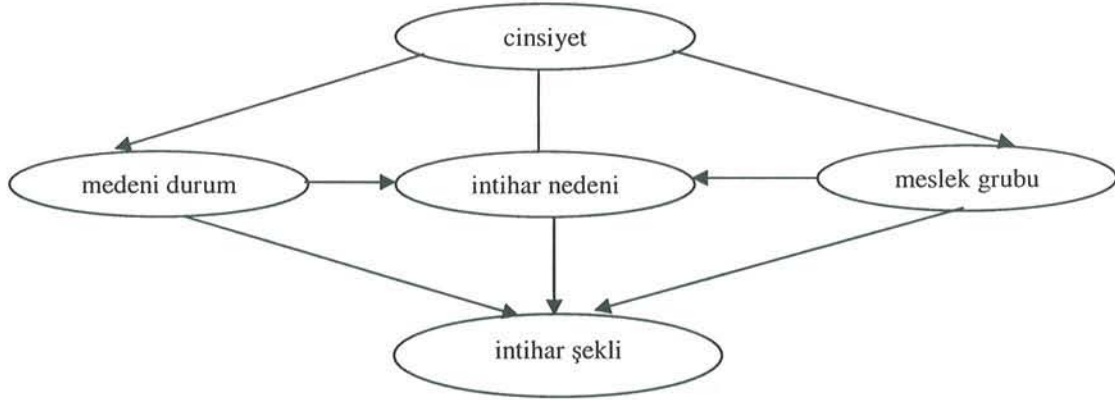
Medeni durum: MD

İntihar şekli: İŞ

İntihar nedeni: İN

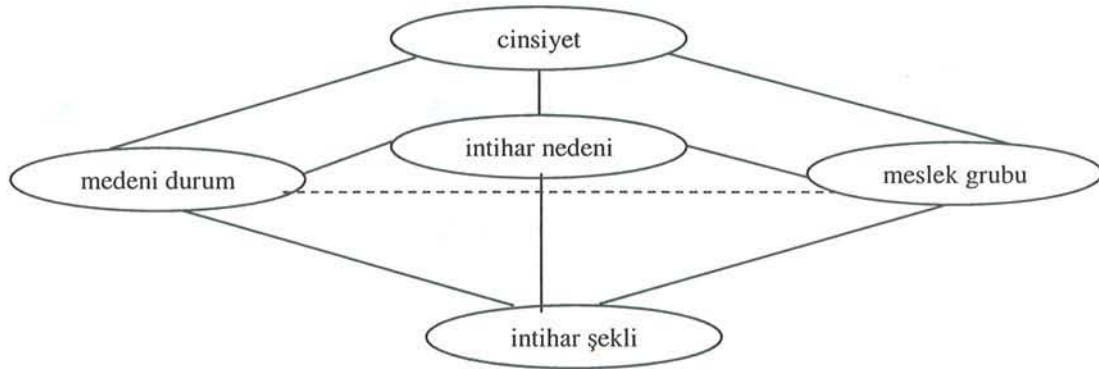
Meslek grubu: MG

İlgilenilen değişkenlere ilişkin Bayes ağ modeli aşağıda verilmiştir (Şekil 11). Bu model, beş değişkenden oluşmaktadır: cinsiyet, medeni durum, intihar nedeni, meslek grubu ve intihar şekli. Bu modelde, cinsiyet, intihar nedeni, medeni durum ve meslek grubu değişkenlerini etkilemektedir. Medeni durum, meslek grubu ve cinsiyet değişkenleri de intihar nedenini etkiler. Ayrıca, medeni durum, intihar nedeni ve meslek grubu değişkenleri de intihar şeklini etkilemektedir.

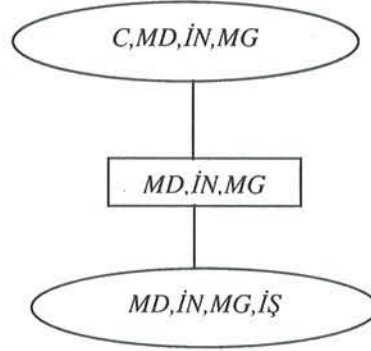


Şekil 11. Beş Düğümden Oluşan Bir Bayes Ağ Modeli

Model belirlendikten ve koşullu olasılıkların girişi yapıldıktan sonra, HUGIN paket programı çalıştırılmış ve modele uygun moral ve üçgen grafiği elde edilmiştir (Şekil 12). Moral grafikten elde edilen takımlar,  $\{C,MD,IN,MG\}$  ve  $\{MD,IN,MG,IS\}$  olmak üzere iki tanedir. Bu takımların arakesitleri olan  $\{IN,MD,MG\}$  düğümleri alınarak, birleşme ağacı elde edilmiştir (Şekil 13).

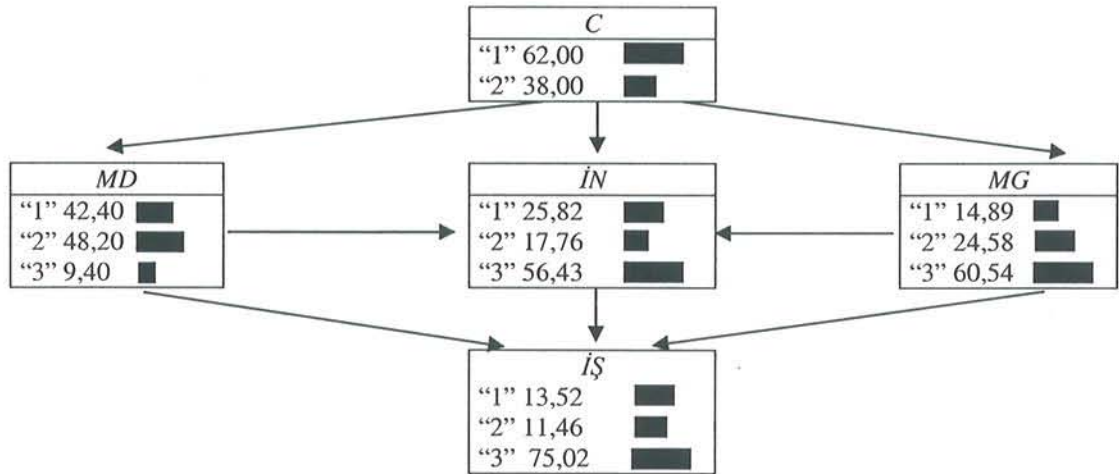


Şekil 12. Şekil 11 için Moral ve Üçgen Grafik



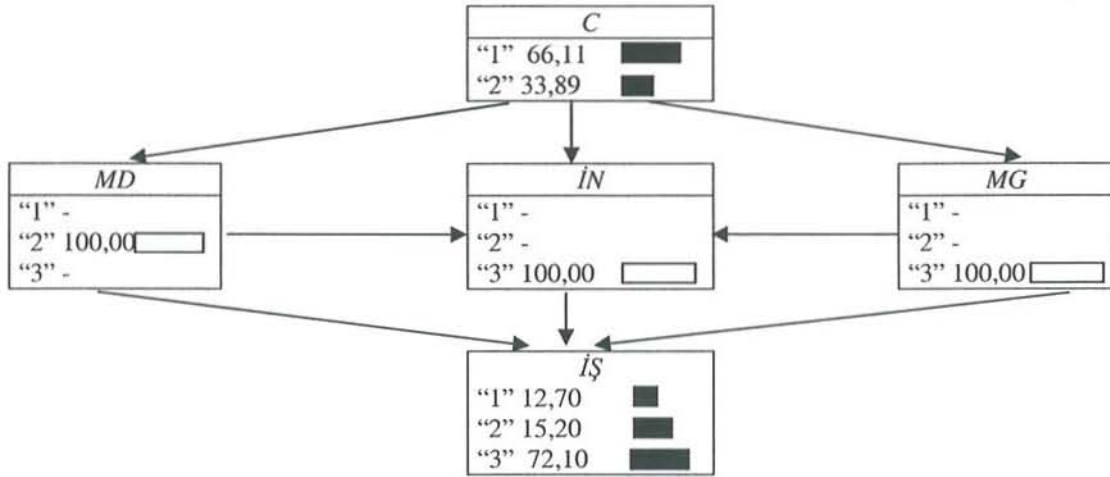
Şekil 13. Şekil 12'den Elde Edilen Birleşme Ağacı

Elde edilen birleşme ağacına göre,  $\{MD, İN, MG\}$  değişkenleri bilindiğinde, cinsiyet intihar şekli olarak bağımsızdır ve  $C \perp İŞ \setminus \{MD, İN, MG\}$  ile gösterilir. Acaba bu değişkenlerin, hangi düzeyleri için yukarıdaki koşul sağlanabilir?  $\{MD, İN, MG\}$  değişkenlerinin 27 tane mümkün durumu vardır. Bu mümkün durumların hepsi incelenmiş ve yorumlamaları sonuç ve tartışmalar bölümünde verilmiştir. Ancak, burada sadece tesadüfi olarak seçilen tek mümkün durum detayları ile açıklandı. Bayes ağ modeli için, beş düğüme ilişkin marjinal olasılıklar aşağıda verilmiştir (Şekil 14). Örneğin; 1815 bireyin erkek olma oranı 0,62 iken, kadın olma oranı 0,38'dir. 1815 bireyden tesadüfi seçilen bir bireyin kendini asarak intihar etmiş olma olasılığı 0,1352'dir. Evli olanların oranı ise 0,4820'dir.



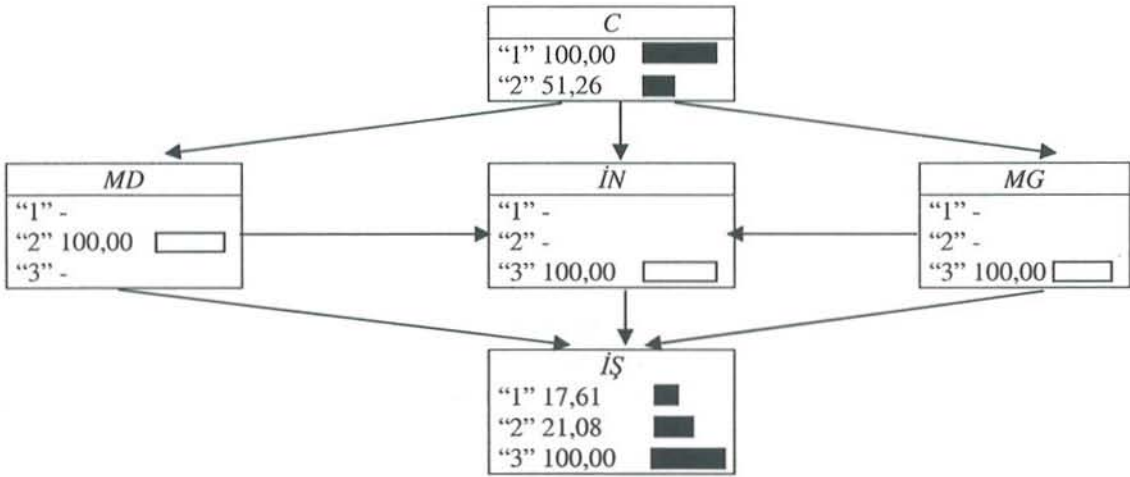
Şekil 14. Bayes Ağ Modeli için Marjinal Olasılıklar

İlk olarak,  $İN="3"$ ,  $MD="2"$  ve  $MG="3"$  değişkenlerinin düzeyleri bilindiği durum düşünölsün.  $İN="3"$ ,  $MD="2"$  ve  $MG="3"$  değişkenleri bilindiğinde, diğere değişkenlerin koşullu olasılıkları aşağıda gösterilmiştir (Şekil 15).

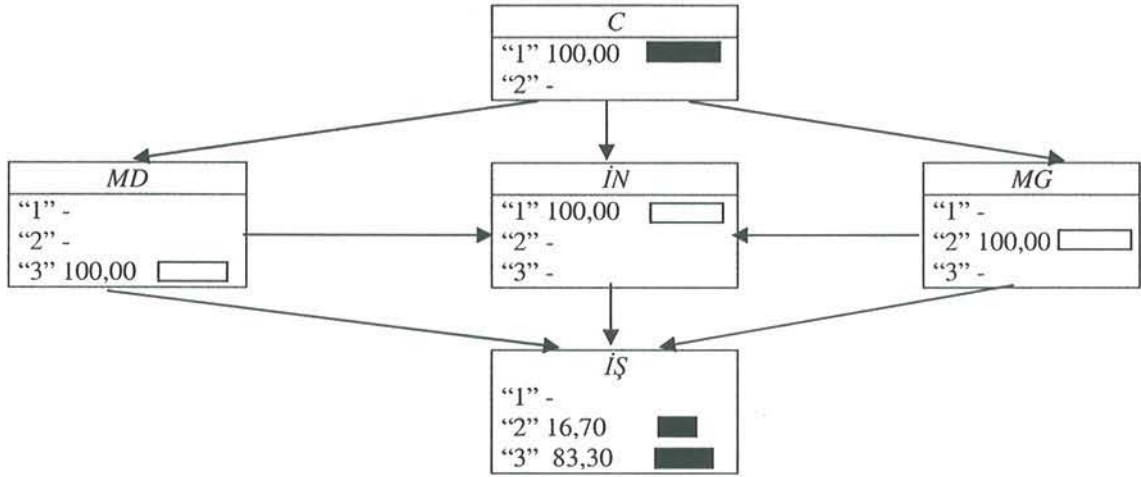


Şekil 15. Bayes Ağ Modeli için,  $\hat{I}N=$ "3",  $\hat{M}D=$ "2",  $\hat{M}G=$ "3" Olaylarının Genişlemesinden Sonra, Diğer Düğümlerin Koşullu Olasılıkları

Şekil 16'da, olaylar genişletildikten sonra, 1815 bireyden tesadüfi olarak seçilen bir bireyin erkek olma olasılığı 0,6611'dir. Bu düğüme ilişkin, ön olasılık 0,62 olduğundan, olaylar gözlemlenince, tesadüfi olarak seçilen bir bireyin erkek olma olasılığında artış görülmektedir.  $\hat{I}N=$ "3",  $\hat{M}D=$ "2" ve  $\hat{M}G=$ "3" olayları bilindiğinde, tesadüfi seçilen bir bireyin kendini yüksekte atarak vb. intihar şeklini seçenlerin olasılığı 0,7210'dur.



Şekil 16. Bayes Ağ Modeli için,  $\hat{M}D=$ "2",  $\hat{I}N=$ "3" ve  $\hat{M}G=$ "3" Olayları Genişletildiğinde, En Yüksek Olasılığa Sahip Düğümlerin Mümkün Birleşimleri



Şekil 17. Bayes Ağ Model için, İN="1", MD="3", MG="2" Olaylarının Genişlemesinden Sonra, Diğer Düğümlerin Koşullu Olasılıkları

MD="3", İN="1" ve MG="2" olayları genişletildiğinde, diğer düğümlerin en yüksek olasılıklarının birleşimlerinin değeri 0,00255572'dir ve istenen olasılık,

$$\begin{aligned}
 P(C = "1", İŞ = "3" / MH = "3", İN = "1", MG = "2") &= \\
 \frac{P(C = "1", İŞ = "3", MH = "3", İN = "1", MG = "2")}{P(MH = "3", İN = "1", MG = "2")} &= \\
 = 0,00255572 / 0,0030681 &= \\
 = 0,833 &
 \end{aligned}$$

elde edilir. MD="3", İN="1" ve MG="2" değişkenlerinin düzeyleri bilindiğinde, C="1" ve İŞ="3" değişkenlerinin düzeylerini elde etme olasılığı 0,833 olarak elde edilmiştir. Tüm mümkün durumlar için koşullu olasılıklar belirlenebilir.

#### 4. SONUÇ

Bu çalışmada amaç, kesikli değişkenler için Bayes ağları tanıtmak ve olasılık güncelleştirme için verilen bir problemin nasıl çözüleceğini ve yorumlanacağını açıklamaktır. Ayrıca, değişkenler arasındaki neden-etki ilişkilerine değinilmiş ve böylece bu değişkenler arasındaki ilişki modellenmiştir. Geleneksel metotlar kullanılarak, Bayes ağ modelleri için, gerekli olasılıklar hesaplanmış ve Bayes ağ modelindeki olaylar genişletilerek, gerekli olan olasılıklar tekrar incelenmiştir. Uygulamada yer alan, intihar verilerinde kullanılan değişkenler için, neden- etki değişkenleri belirlenmiş ve uygun Bayes ağ modeli kurulmuştur. Bu modele göre, etkiler gözlemlendiği zaman, farklı nedenler için çıkarımlar elde edilmiştir. İntihar örneğinde çıkarımlar ile ilgili bazı sonuçlar şöyledir:

Kurulan modele göre, {MD, İN, MG} değişkenleri verildiğinde {İŞ} ve {C} değişkenlerinin koşullu olarak bağımsız olduğu görülmüştür. {MD, İN, MG} değişkenlerin düzeyleri (27 mümkün durum) incelenmiştir.

Kurulan modele göre, genel olarak, bireylerin daha büyük olasılıkla erkek ve kendini yüksekte atarak, kendini suya atarak vb. intihar şeklini seçen bireyler olduğu gözlenmiştir. Bayes ağ modelinde, {İN="1",MD="1",MG="1"} değişkenlerinin düzeyleri bilindiğinde, cinsiyetinin erkek olma olasılığı %68.86'dır. Ancak, {İN="1",MD="3",MG="2"} değişkenlerinin düzeyleri bilindiğinde, cinsiyetinin erkek olma olasılığı %100.00'dır. {İN="2", MD="3",MG="1"} değişkenlerinin düzeyleri bilindiğinde, modelde cinsiyetin erkek olma olasılığı % 93.70'tir.

Koşullu bağımsızlıkların doğru belirlenmesi olasılıkları etkileyeceği için çok önemlidir. Bundan dolayı, koşullu bağımsızlıkların belirlenmesinde, konu ile ilgili uzmanların fikir dereceleri önemli rol oynar. Ayrıca, araştırmacı koşullarına uygun bir şekilde amacını belirlemelidir. Bu konu literatürde, uzman sistemler adı altında oldukça geniş bir yer kaplar. Modelin belirlenmesinde, uzman sistemlerin görüşleri belirlenmelidir.

### KAYNAKLAR

- COWELL, R.G., (1999), *Introduction to inference in Bayesian networks*, in *Learning in Graphical Models*, 9-26.
- EDWARDS, D., (1995), *Introduction to Graphical Modelling*, Springer Verlag, New York.
- FRIEDMAN, N. AND GOLDSZMIDT, M., (1996), *Learning Bayesian Networks with Local Structure*, Proceedings 12<sup>th</sup> Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, IFI-95-03109, 421-459.
- HILL, D. A., DELANEY, L. M., RONCAL, S., (1997), *A Chi-Square Automatic Interaction Deduction, (CHAID) Analysis of Factors Determining Trauma Outcomes*, Journal of Trauma-Injury Infection and Critical Care, Vol. 42, ISS 1, 62-66.
- HUGIN SYSTEMS, (1998), *Introduction to the HUGIN System*, HUGIN Expert Ltd., <http://www.hugin.dk>.
- JENSEN, F.V., (1996), *An introduction to Bayesian Networks*, UCL Press Ltd., London.
- JENSEN, F.V., OLESEN, K.G. AND ANDERSEN, S.K., (1990), *An Algebra of Bayesian Belief Universes for Knowledge-Based Systems*, Networks, Vol. 20, 637-659.
- LAURITZEN, S.L., (1996), *Graphical Models*, Oxford University Press, Oxford.
- LAURITZEN, S.L. AND SPIEGELHALTER, D.J., (1988), *Local Computations with Probabilities on Graphical Structures and Their Application to Expert Systems*, J.R. Statist. Soc. B, 50(2), 157-224.
- LIAROKAPIS, D., (1999), *An Introduction to Belief Networks*, <http://www.cs.umb.edu/dimitris>.
- NIEDERMAYER, D., (1998), *An Introduction to Bayesian Networks and Their Contemporary Applications*, [http://www.gpfn.sk.ca/~daryle/papers/bayesian\\_networks/bayes.html](http://www.gpfn.sk.ca/~daryle/papers/bayesian_networks/bayes.html).

- PEARL, J., (1986), *Fusion, Propagation and Structuring in Belief Nnetworks*, Artificial Intelligence, 29, 241-288.
- SPIEGELHALTER, D.J., DAWID, A.P, LAURITZEN, S.L. AND COWELL, R.G., (1993), *Bayesian Analysis in Expert Systems*, Statistical Science, Vol.8, No.3, 219-283.
- SPIEGELHALTER, D.J. AND LAURITZEN, S.L., (1990), *Sequetial Updating of Conditional Probabilities on Directed Graphical Structures*, Networks, 20, 579-605.
- STEPHENSON, T.A., (2000), *An Introduction to Bayesian Network Theory and Usage*, IDIAP Research Report 00-03.
- TÜRKİYE İSTATİSTİK YILLIĞI, (1996), *Demografi Şubesine Ait İntihar Verileri*, Devlet İstatistik Enstitüsü, Ankara.

## **PROPAGATION OF EVIDENCE USING JUNCTION TREE IN BAYESIAN NETWORKS**

### **ABSTRACT**

*A Bayesian network is directed a cyclic graphs in which the nodes represent variables and the edges signify direct dependencies between variables. The strenghts of these edges dependencies are defined by conditional probabilities. In Bayesian networks, the evidence propagation is introduced by junction tree algorithm. Finally, strenghts of conditional probabilities are calculated by using application data and then the probabilities are examined. Here, SPSS software is used to constitute contingency tables and HUGIN software for probability calculus.*

**Key Words:** *Bayesian Networks, Conditional Independence, Conditional Probability, Junction Tree.*