

T.C.  
MUĞLA SITKI KOÇMAN ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

İSTATİSTİK ANABİLİM DALI

YAPI SERAMİĞİ ENDÜSTRİSİNDE KUSURLU  
ÜRETİM, ÜRÜN SINIFLANDIRMA VE VERİMLİLİK  
SÜRECİNİN BAYES AĞLARI İLE ANALİZİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

MERYEM MERVE KIRCA

HAZİRAN 2019

MUĞLA

**T.C.**  
**MUĞLA SITKI KOÇMAN ÜNİVERSİTESİ**  
**FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**İSTATİSTİK ANABİLİM DALI**

**YAPI SERAMIĞI ENDÜSTRİSİNDE KUSURLU  
ÜRETİM, ÜRÜN SINIFLANDIRMA VE VERİMLİLİK  
SÜRECİNİN BAYES AĞLARI İLE ANALİZİ**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**MERYEM MERVE KIRCA**

**HAZİRAN 2019**

**MUĞLA**

**MUĞLA SITKI KOÇMAN ÜNİVERSİTESİ**

**Fen Bilimleri Enstitüsü**

**TEZ ONAYI**

**MERYEM MERVE KIRCA** tarafından hazırlanan **YAPI SERAMİĞİ ENDÜSTRİSİNDE KUSURLU ÜRETİM, ÜRÜN SINIFLANDIRMA VE VERİMLİLİK SÜRECİNİN BAYES AĞLARI İLE ANALİZİ** başlıklı tezinin, 18/06/2019 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından İstatistik Anabilim Dalı'nda yüksek lisans derecesi için gerekli şartları sağladığı oybirliği ile kabul edilmiştir.

**TEZ SINAV JÜRİSİ**

Prof. Dr. Mehmet Ali CENGİZ (**Jüri Başkanı**)

İstatistik Anabilim Dalı,  
Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Samsun

İmza:



Dr. Öğr. Üyesi Volkan SEVİNÇ (**Danışman**)

İstatistik Anabilim Dalı,  
Muğla Sıtkı Koçman Üniversitesi, Muğla


İmza:



Doç. Dr. Öznur İŞÇİ GÜNERİ (**Üye**)

İstatistik Anabilim Dalı,  
Muğla Sıtkı Koçman Üniversitesi, Muğla

İmza:



**ANABİLİM DALI BAŞKANLIĞI ONAYI**

Prof. Dr. Dursun AYDIN

İstatistik Anabilim Dalı Başkanı,  
Muğla Sıtkı Koçman Üniversitesi, Muğla

İmza:



Dr. Öğr. Üyesi Volkan SEVİNÇ

Danışman, İstatistik Anabilim Dalı,  
Muğla Sıtkı Koçman Üniversitesi, Muğla

İmza:



Savunma Tarihi: 18/06/2019

Tez çalışmalarım sırasında elde ettiğim ve sunduğum tüm sonuç, doküman, bilgi ve belgelerin tarafımdan bizzat ve bu tez çalışması kapsamında elde edildiğini; akademik ve bilimsel etik kurallarına uygun olduğunu beyan ederim. Ayrıca, akademik ve bilimsel etik kuralları gereği bu tez çalışması sırasında elde edilmemiş başkalarına ait tüm orijinal bilgi ve sonuçlara atıf yapıldığını da beyan ederim.

Meryem Merve Kırcı

23/05/2019

**ÖZET**  
**YAPI SERAMİĞİ ENDÜSTRİSİNDE KUSURLU ÜRETİM, ÜRÜN**  
**SINIFLANDIRMA VE VERİMLİLİK SÜRECİNİN BAYES AĞLARI İLE**  
**ANALİZİ**

Meryem Merve KIRCA

Yüksek Lisans Tezi

Fen Bilimleri Enstitüsü

İstatistik Anabilim Dalı

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Volkan SEVİNÇ

Haziran 2019, 57 sayfa

Bu tez çalışmasında seramik endüstrisinde karşılaşılan kusurlu seramik üretimi sorununa istatistiksel bir analiz uygulanarak, kusurlu üretimin nedenlerinin saptanması ve bazı çözüm önerileri sunulması amaçlanmaktadır. Seramik üretiminde karşılaşılan en önemli sorunlardan biri üretim sonunda üründe gözlenen kusurlardır. Seramiklerin kalite sınıflandırması kusur türüne göre yapılmaktadır. Üretimde hedef kusursuz ürün olsa da üretim sürecindeki çeşitli aşamalarda gerçekleşen etkilerden dolayı kusurlu üretim tümüyle önlenememektedir. Bunun nedeni fabrikalarda bir ürünün hangi üretim aşamasında ve hangi nedenden dolayı kusurlu olarak üretim bandından çıktığının çoğunlukla bilinmemesidir. Kusurlu üretim seramik üreticisi işletmelerin zarar etmesine yol açan etmenler arasında olduğundan, seramik üretiminde verimliliğin artırılabilmesi için kusura yol açan nedenlerin saptanabilmesi ve önlenmesi önem taşımaktadır.

Bu çalışmada önemli bir endüstri dalı olan seramik üretiminde, üründe gözlenen kusurların nedeni ve hangi üretim aşamasında gerçekleştiği bir Bayes ağı modeli kullanılarak analiz edilmektedir. Oluşturulan Bayes ağı modeli ile üründe gözlenen kusurun nedeni ve türü, üretimde kullanılan maddeler, yöntemler ve üretim departmanlarına göre, gerçekleşme olasılıklarıyla beraber sunulmaktadır.

**Anahtar Kelimeler:** Yapı Seramiği, Kusurlu Seramik Üretimi, Bayes Ağları

## ABSTRACT

### **BAYESIAN NETWORK ANALYSIS OF FAULTY PRODUCTION, PRODUCT CLASSIFICATION AND PRODUCTIVITY PROCESS IN CERAMIC WALL AND FLOOR TILE INDUSTRY**

Meryem Merve KIRCA

Master of Science (M.Sc.)

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Statistics

Supervisor: Asst. Prof. Dr. Volkan SEVİNÇ

June 2019, 57 pages

In this thesis study, a statistical analysis has been applied to the problem of faulty ceramic wall and floor tile production in an effort to identify reasons leading to it and offer solutions. One of the most important problems occurring in ceramic wall and floor tile production is post-production faults. Quality classification of ceramics is done based on the fault they contain. While production process aims for zero faults, many impacts occur during various production stages and faulty production cannot be prevented completely. The reason for this situation is the fact that it is unknown what reason has caused a faulty product. Faulty production is one of the reasons causing ceramic producers to suffer from financial loss and to increase efficiency in this sector, the reasons causing such faults have to be identified and eliminated.

In this study, a Bayesian network model has been used to analyze the reasons of faults and on which production stages they occur in ceramic wall and floor tile production, which is an important industrial branch. The Bayesian network estimated demonstrate the causes and types of the faults observed, based on the materials used in the production, the methods and the production departments, with their probabilities.

**Keywords:** Ceramic Wall and Floor tile, Faulty tile Production, Bayesian Networks



Sevgili Aileme

## ÖNSÖZ

Bu tezin yazımında, yardımlarını, emeğini ve sabrını benden esirgemeyen danışmanım Dr. Öğr. Üyesi Volkan SEVİNÇ'e teşekkürü bir borç bilirim.

Ayrıca çalışmamın tüm aşamalarında beni destekleyen yanımda olan sevgili arkadaşım Selin GÖKTAŞ'a, değerli anne ve babama minnettar olduğumu belirtmek isterim.





## İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ.....	vii
İÇİNDEKİLER .....	viii
ÇİZELGELER DİZİNİ .....	ix
ŞEKİLLER DİZİNİ .....	x
<b>1. GİRİŞ .....</b>	<b>1</b>
<b>2. MATERYAL VE METOTLAR .....</b>	<b>4</b>
2.1 Olasılık ve Bayes Teoremi.....	4
2.2 Bayes Ağları.....	7
2.3 Nedensel Bayes Ağları .....	9
2.4 Bayes Ağlarında Öğrenme Süreci .....	10
2.4.1 Skor bazlı yöntemler .....	11
2.4.1.1 Skorlama fonksiyonları .....	11
2.4.1.2 Yapı üzerinde arama metotları .....	14
2.4.2 Kısıtlama bazlı yöntemler.....	16
2.4.3 Hibrit yöntemler .....	17
2.5 Bayes Ağları ile Analiz.....	18
2.5.1 Deliller .....	19
2.5.2 Bağlantılar .....	19
2.5.2.1 Seri bağlantılar .....	20
2.5.2.2 Uzaksayan bağlantılar .....	20
2.5.2.3 Yakınsayan bağlantılar.....	20
2.6 D-Ayrırma .....	21
<b>3. BULGULAR VE TARTIŞMA.....</b>	<b>22</b>
<b>4. SONUÇLAR VE ÖNERİLER .....</b>	<b>50</b>
<b>5. KAYNAKLAR .....</b>	<b>52</b>
<b>ÖZGEÇMİŞ .....</b>	<b>57</b>

## ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 3.1. Log-likelihood değerleri .....	23
Çizelge 3.2. Hata değişkeni duyarlılık analiz değerleri .....	25



## ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 3.1. Bayesian search algoritmasına dayalı tahmin edilen Bayes ağı modeli .....	24
Şekil 3.2. Yer karolarındaki kusurlar için Bayes ağı .....	26
Şekil 3.3. Açık renkli karolardaki kusurlar için Bayes ağı .....	27
Şekil 3.4. Koyu renkli karolardaki kusurlar için Bayes ağı .....	27
Şekil 3.5. Kurutma çıkış nemi düşük karolardaki kusurlar için Bayes ağı .....	28
Şekil 3.6. Kurutma çıkış nemi yüksek karolardaki kusurlar için Bayes ağı .....	29
Şekil 3.7. Düşük fırın sıcaklığında üretilen karolardaki kusurlar için Bayes ağı .....	30
Şekil 3.8. Yüksek fırın sıcaklığında üretilen karolardaki kusurlar için Bayes ağı .....	30
Şekil 3.9. Düşük kurutma sıcaklığında üretilen karolardaki kusurlar için Bayes ağı .....	31
Şekil 3.10. Yüksek kurutma sıcaklığında üretilen karolardaki kusurlar için Bayes ağı .....	32
Şekil 3.11. Pres arkası rutubeti düşük olan karolardaki kusurlar için Bayes ağı.....	33
Şekil 3.12. Pres arkası rutubeti yüksek olan karolardaki kusurlar için Bayes ağı .....	33
Şekil 3.13. Düşük sürede pişirilen karolardaki kusurlar için Bayes ağı .....	34
Şekil 3.14. Yüksek sürede pişirilen karolardaki kusurlar için Bayes ağı.....	35
Şekil 3.15. Düşük yoğunluklu sır kullanılarak üretilen karolardaki kusurlar için Bayes ağı .....	36
Şekil 3.16. Yüksek yoğunluklu sır kullanılarak üretilen karolardaki kusurlar için Bayes ağı .....	36
Şekil 3.17. Yüksek fırın süresi ve sıcaklığında üretilen karolardaki kusurlar için Bayes ağı .....	37
Şekil 3.18. Yüksek fırın sıcaklığında ve hızlı aplikasyon bandında üretilen karolardaki kusurlar için Bayes ağı .....	38
Şekil 3.19. Düşük engob ve sır yoğunluğu ile üretilen karolardaki kusurlar için Bayes ağı .....	39
Şekil 3.20. Yüksek kurutma sıcaklığı ve düşük kurutma çıkış nemi ile üretilen karolardaki kusurlar için Bayes ağı .....	40
Şekil 3.21. Çapak kusuruna sahip bir karonun olası üretim koşulları .....	40
Şekil 3.22. Çatlak kusuruna sahip bir karonun olası üretim koşulları .....	41
Şekil 3.23. Damlama kusuruna sahip bir karonun olası üretim koşulları .....	42
Şekil 3.24. Deformasyon kusuruna sahip bir karonun olası üretim koşulları .....	42

Şekil 3.25. Delik kusuruna sahip bir karonun olası üretim koşulları.....	43
Şekil 3.26. Göçük kusuruna sahip bir karonun olası üretim koşulları .....	44
Şekil 3.27. Kaynama kusuruna sahip bir karonun olası üretim koşulları .....	45
Şekil 3.28. Renk tonu kusuruna sahip bir karonun olası üretim koşulları .....	46
Şekil 3.29. Siyah nokta kusuruna sahip bir karonun olası üretim koşulları .....	47
Şekil 3.30. Yapıştırma kusuruna sahip bir karonun olası üretim koşulları .....	47
Şekil 3.31. Yırtılma kusuruna sahip bir karonun olası üretim koşulları .....	48
Şekil 3.32. Yüzey bozukluğu kusuruna sahip bir karonun olası üretim koşulları .....	49



# 1. GİRİŞ

Seramik üretiminde oluşan kusurlar üretim bandından çıkan seramiklerin kalitesini olumsuz etkileyerek üreticilerin maddi kayıplar yaşamasına ve doğal kaynakların kaybına neden olmaktadır. Seramik kusurlarının önlenmesinde önemli bir aşama, bu kusurların hangi üretim aşamasında, hangi koşullarda ve ne olasılıkta gözlemlendiğinin belirlenmesidir. Bu çalışmada seramik üretiminde ortaya çıkan kusurlara etki eden faktörlerin, üretim koşullarının ve kullanılan hammaddelerin, ortaya çıkan kusur türü ve birbirleri ile olan olasılıksal ilişkilerin saptanması ve analizi için bir Bayes ağı modeli oluşturulmuştur.

Literatürde seramik kalitesi ve kusurlarının incelenmesine yönelik çeşitli çalışmalar mevcuttur. Agarwal ve Rao (2005), seramik bilenmesinde yüzey kalitesinin tahmini konusunda bir çalışma yapmışlardır. Çalışmalarında, yüzey kalitesi parametreleri ve yüzey pürüzlülüğü üzerine yoğunlaşmışlardır. Amaç yüzey pürüzlülüğünün tahmini için bir model oluşturmaktır. Mevcut modellerin yetersiz olduğu ve pratikte kullanılmadığına vurgu yapılmış ve sürecin etkilendiği birçok değişkenin doğrusal olmaması, birbirine bağımlı olması ya da ölçülmesi zor olmasının modellemeyi güçleştirdiği belirtilmiştir. Oluşturulan seramik bilenme modeli, bilenme sürecinin stokastik doğasına ve kesici kenarların rastgele olan geometri ve dağılımlarına uygun olarak tasarlanmıştır. Modelin teorik sonuçlarının deneysel sonuçlar ile uyumlu olduğu gösterilmiştir.

Chen vd. (2011) basitleştirilmiş bir termokimyasal model oluşturmuş ve seramik kabuğu ve patenler arasındaki temas sınırındaki çevresel stres dağılım kurallarını çıkarmışlardır. Çalışma sonucunda çevresel stres varyasyon kuralı ortaya konmuştur. Everhart vd. (2012), yaşlanmaya dayalı zedelenme üzerine çalışmış ve üç boyutlu doğrusal olmayan bir model geliştirerek mum giderme işlemi sırasında seramikteki çatlama tahmin etmeye çalışmıştır. Çalışma sonuçlarına göre yaşlandırmanın cam geçiş sıcaklığının üzerinden az 24 saat süresince yapılması gerektiği ifade edilmiştir. Everhart vd. (2013), daha sonraki çalışmalarında, seramik kabuğunun köşe

bölgelerindeki yenilme gerilmesinin tahmini için bir statik yer değiştirme kontrollü modelleme metodu öne sürmüştür. Model keskin kenarlardaki strese kabuk porositesinin etkisini analiz etmektedir.

Seramik kabuğundaki deformasyonu anlayabilmek için birçok deneysel çalışma yapılmıştır. Bu çalışmalar arasında Jiang ve Liu (2004), kabuk örneklerindeki boyutsal değişimleri farklı koşullar için incelemişlerdir. Morrell vd. (2006), birtakım testler ile seramik kabuklarının boyutsal varyasyonları üzerine çalışmışlardır. Bu çalışma kabuk sistemlerinde boyut değişimi ile pişirme ve dökmedeki farklı koşullardaki deformasyon riskine dayanarak sıralama yapılmasını imkanı kılmıştır. Wereszczak vd. (2002), iki seramik kabuğunda sürünme bozunumunu karşılaştırmış ve bozunumu karakterize etmiştir. İki seramik için de ısıtma safhasında tekrar başlayan sinterleme ve kristobalit oluşumu kasılma etkisini domine etmektedir.

Seramik kabuğunda deformasyonu konu alan diğer bir çalışmada Jin vd. (2017) Bayes ağırları yaklaşımını kullanmışlardır. Bayes modelinin verdiği sonuçlara göre, deformasyona boyutsal genişlemenin etkisi %90,23 iken örnek kıvrılmasının etkisi %9,77'dir. Boyutsal genişmeye etki eden faktörlerden pişirme sıcaklığının etkisi %49,83, safsızlıkların etkisi %21,42, viskozitenin etkisi %13,45, tanecikliliğin etkisi %11,76, suda kalma süresinin etkisi %2,02 ve havadaki nemin etkisi %1,52 olarak bulunmuştur. Örnek kıvrılmasına ise kompozisyonun homojenliği %35,72, kalınlığın homojenliği %35,72, kurutmanın homojenliği %24,64 ve büzülme yapısının homojenliği %9,83 etki etmektedir. Dolayısıyla seramikte kusurlara yol açan en önemli faktör boyutsal genişme iken boyutsal genişmeye yol açan en önemli faktör pişirme sıcaklığı olarak bulunmuştur.

Seramiğin endüstriyel kullanımda aşınmasının tahmini konusunda gerçekleştirilen bir başka çalışmada Evans ve Marshal (1980), yanal çatlakların ilerleyişini kullanarak bir eşitlik geliştirmişlerdir. Kim vd. (1986), temas ciddiyet endeksini ortaya atmışlar ve farklı temas ciddiyeti altındaki aşınma modlarını tanımlayarak malzemenin yüzey sağlamlığı ve uygulanan strese dayalı kırılma yatkınlığının tahmin edilebileceğini ifade etmişlerdir. Wang ve Hsu'nun (1996) gerilme çatlak modeli ise çatlama mekanizmalarının oluşmasına yoğunlaşarak seramik aşınmasını açıklamaktadır. Burada enerji dengesine dayanan bir konsept kullanılmaktadır ve aşınma eşitliği buradan çıkarılmaktadır. Ting ve Winder (1989), termokimyasal bir model ortaya

atarak sürtünmeden kaynaklanan termal stresleri de toplam stresin hesaplanmasında kullanmayı önermişlerdir. Kong ve Ashby (1992), seramik aşınmasının tanımlanmasında hem yığın sıcaklığının hem de parlama sıcaklığının değerlendirilmesini önermişlerdir. Hsu ve Chen (2004), seramik aşınmasını seramiğin mikroyapısı, tanecik şekli ve büyüklüğü, tanecik sınır güçlülüğü ve operasyon koşullarının karmaşık bir fonksiyonu olarak tanımlanmıştır.

Literatürdeki çalışmalara bakıldığında, modelleme çalışmalarının önemli bir bölümünün seramiklerin kullanım süresince aşınmalarını veya kullanım ömrü gibi parametrelerini tahmin etmeye çalıştığı görülmektedir. Endüstriyel seramik üretiminde çeşitli bozulma parametrelerini değerlendiren çalışmalar da gözlenmiştir. Literatürde seramik kusurlarını konu alan çalışmalar arasında sadece Jin vd. (2017) Seramik kabuğunda deformasyonu konu alan ve Bayes ağları kullanan bir çalışma gerçekleştirmişlerdir. Ancak, söz konusu çalışmada yapı seramiği değil endüstriyel seramikler ele alınmıştır. Bu nedenle tez çalışması, yapı seramiği alanında ve yapı seramiklerinde rastlanan kusurların incelenmesinde Bayes ağları yaklaşımının kullanıldığı ilk çalışma olma özelliğini taşımaktadır. Çalışmanın materyal ve metodlar bölümünün ilk kısımlarında olasılık, belirsizlik, Bayes teoremi ve Bayes ağları konularındaki tanımlara yer verilerek bu kavramların açıklaması yapılmıştır. Daha sonra Bayes ağ yapısının belirlenmesi konusunda bilgiler verilmiştir. Bu bölümde son olarak Bayes ağları ile analiz konusu açıklanmıştır. Çalışmanın üçüncü bölümü olan bulgular ve tartışma bölümünde elde edilen Bayes ağı sunulmuş ve yorumları yapılmıştır. Dördüncü ve son bölümde ise elde edilen sonuçlar verilmiş, öneriler yapılmıştır.

## 2. MATERYAL VE METOTLAR

### 2.1 Olasılık ve Bayes Teoremi

Olasılık, en genel kapsamda, olabilirlik ya da şansın bir ölçüsü olarak tanımlanabilir. Bilimsel bağlamda olasılık, bu ölçünün sayısal olarak gösterilmesi ile ilgilenir. Olasılık teorisi kapsamında olasılığın üç değişik tanımını yapmak mümkündür. Teori kapsamındaki tanımlardan birincisi klasik olasılıktır. Bu yaklaşıma göre bir olayın  $n$  adet olası sonucu var ise bu olası sonuçlar arasında  $m$  adet olayı sembolize eden  $A$  olayının gerçekleşme olasılığı  $m/n$  olarak gösterilebilir. Klasik olasılık tanımı, sonuçların sayısının bilinmediği durumlarda kullanılamaması gibi birtakım yetersizliklere sahiptir. Bu noktada deneysel olasılık ortaya çıkmıştır. Deneysel olasılıkta  $S$  örneklem uzayı içerisinde bir  $A$  olayının olasılığı, sonsuz büyüklükte bir  $n$  sayısı kadar tekrar edilen denemelerde  $m$  kere  $A$ 'nın gerçekleştiği varsayılarak  $m/n$  olayının  $n$  sonsuza giderken aldığı değer olarak tanımlanmıştır. Bu tanım isabetli sonuç verse de, yetersiz kaldığı alan, bazı olayların denemesinin yapılmasının imkansızlığıdır. Bu iki yaklaşımın yetersizliği çağdaş olasılık yaklaşımını ortaya çıkarmıştır. Kolmogorov (1933) tarafından ortaya atılan bu yaklaşıma göre olasılık fonksiyonu dört aksiyom ile ifade edilmiştir.

1.  $A$ , örneklem uzay  $S$ 'de tanımlanmış herhangi bir olaydır.  $P(A)$ 'nin olasılığı Eşitlik (2.1)'deki gibi eksi değer almayan bir reel sayıdır.

$$P(A) \geq 0 \quad (2.1)$$

2. Bu aksiyom eşitlik (2.2)'deki gibidir.

$$P(S) = 1 \quad (2.2)$$

3.  $S$  üzerinde  $A$  ve  $B$ , Eşitlik 2.5'teki gibi iki ayrık olaydır

$$A \cap B = \emptyset \quad (2.3)$$

Bu durumda Eşitlik (2.4)'deki durum oluşur.



$$(U) = (A) + (B) \quad (2.4)$$

4.  $A_1, A_2, \dots$  olayları örneklem uzayındadır. Her  $i \neq j$  için aşağıda verilen koşul sağlanıyor ise

$$A_i \cap A_j = \emptyset \quad (2.5)$$

bu durumda Eşitlik (2.6)'daki ilişki oluşacaktır.

$$(U_{\infty=1} A_i) = \sum_{i=1}^{\infty} (A_i) \quad (2.6)$$

Bu noktada belirsizlik kavramının da tanımlanması önem taşımaktadır. Belirsizlik, insanların çevresinde gerçekleşen birçok olayda bulunan bir kavramdır. Kagan'a (1972) göre belirsizlik, bilişsel yapıların kendi aralarında, biliş ile tecrübe arasında veya biliş ve davranış arasında yaşanan uyumsuzluktur. Humphreys ve Berkeley (1985) tarafından öne sürülen tanımda ise belirsizliğin değişkenler arasında kurulu olan ilişkiye dair değerlendirme zorluğu olduğu ifade edilmiştir. Bu ilişkiler davranış ve durum, durum ve durum, durum ve sonuç gibi ilişkilerde veya karar alma sürecinde görülebilmektedir. Literatürde belirsizlik birçok farklı yazar tarafından farklı şekillerde tanımlanmıştır. Belirsizliği, şüphe veya öngörünün imkansızlığına dayandıran tanımlar da mevcuttur. Örneğin Knobloch ve Solomon'a (1999) göre belirsizlik, kişilerin birbirleriyle girdikleri etkileşimde duydukları şüphedir. Gudykunst'a (1993) göre ise, bireylerin diğerlerinin veya kendilerinin davranışları konusunda öngörü kuramaması veya bu davranışlara anlam verememesi belirsizliktir. Bolstad'a (2004) göre ise, belirsiz olayların tahmin edilebilmesi mantıklı değerlendirmelere başvurulması ile mümkündür.

Bir olayın gerçekleşme olasılığının başka bir olayın gerçekleşme olasılığından nasıl etkilendiğinin bilinmesi, olayın tahmini açısından önemlidir. Bu durum da koşullu olasılık kavramını ortaya çıkarmıştır. Bir olayının gerçekleşmesinin bir olayını etkilemesi konusundaki koşullu olasılık ilişkisi, Eşitlik (2.7) ile ifade edilir.

$$(A|B) = \frac{(A \cap B)}{(B)} \quad (2.7)$$

Eğer ve bağımsız olaylar ise koşullu olasılık ilişkisi Eşitlik (2.8)'deki gibi olur.

$$P(A|B) = P(A) \quad (2.8)$$

Bu durumda olayının gerçekleşmesi olayının gerçekleşmesini etkilemez.

Thomas Bayes'in (1763) geliştirmiş olduğu "Bayes Teoremi" bir olasılık teoremi olma özelliğini taşımaktadır. Bayes teoremi olarak bilinen formül Eşitlik (2.9)'da özetle verilmiştir.

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B|A)P(A) + P(B|\bar{A})P(\bar{A})} \quad (2.9)$$

Eşitlik (2.9), Eşitlik (2.7)'de verilen koşullu olasılık eşitliğine dayalı olarak yeniden yazılırsa,

$$P(A|B) = \frac{P(A)}{P(A) + P(\bar{A})} \quad (2.10)$$

halini alır. Çarpım kuralı uyarınca sırasıyla Eşitlik (2.11) ve (2.12) elde edilir.

$$P(A \cap B) = P(A|B)P(B) \quad (2.11)$$

ve

$$P(A \cap \bar{B}) = P(A|\bar{B})P(\bar{B}) \quad (2.12)$$

Dolayısıyla iki olay için Bayes Teoremi eşitliği aşağıdaki yapıda elde edilir.

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)P(B)}{P(A \cap B)P(B) + P(A \cap \bar{B})P(\bar{B})}$$

(2.13)

Bayes teoreminin genel eşitliği ise aşağıdaki biçimde verilebilir.

$$P(A|B) = \sum_{i=1}^n \frac{P(A \cap B_i)P(B_i)}{P(A \cap B_i)P(B_i) + P(A \cap \bar{B}_i)P(\bar{B}_i)}$$

(2.14)

## 2.2 Bayes Ağları

Literatürde “Bayes İnanç Ağları” veya “İnanç Ağları” olarak da adlandırılan Bayes ağlarının ana fikrini, değişkenlerin birbirlerine göre koşullu olasılık ilişkilerini grafiksel bir modele yansıtmak oluşturmaktadır. Bayes ağları ilk kez Pearl (1985) tarafından ortaya atılmıştır. Bayes ağlarının grafiksel ve olasılıksal olmak üzere iki ana yapısı vardır. Bayes ağlarının grafiksel yapısı, Yönlendirilmiş Döngüsüz Diyagram (Directed Acyclic Graph - DAG) adı verilen bir görsel yapıya dayanmaktadır. Bir DAG düğümler (node) ve onları birbirlerine bağlayan yönlendirilmiş oklardan (edge) oluşur. Düğümler değişkenleri, oklar ise değişkenlerin aralarındaki koşullu olasılıksal bağlantıları gösterir. Bayes ağlarında koşullu bağımlılık ilişkilerinin tahmini, koşullu olasılık tablolarının (Conditional Probability Tables – CPT) oluşturulması ile gerçekleştirilir. Koşullu olasılık tabloları, Bayes ağlarının olasılıksal kısmını oluşturur (Sevinç, 2018).

DAG grafik yapısının döngüsüz olarak adlandırılmasını sağlayan özellik, nedensel ilişkinin oklar sonucunda başladığı yere dönmemesi gerekliliğinden kaynaklanır. Bu nedenden dolayı DAG yapısındaki grafikte herhangi bir düğümden çıkan okun izlediği rota takip edildiğinde tekrar aynı düğüme dönmek mümkün değildir. Bayes ağlarının DAG yapısında kurulmalarının sebebi, DAG yapısının döngüsüzlük özelliğinin değişkenler arasındaki etkileşimlerin gösteriminin yapılabilmesini sağlamasıdır. Bunun yanı sıra, düğümler tarafından gösterilmekte olan değişkenlerin durumlarıyla ilgili olasılık tabloları da modelin kapsamında yer alır. Bayes ağlarında aralarında yönlendirilmiş bir ok (edge) bulunan iki düğümden okun çıktığı düğüm, okun vardığı düğümün ebeveyn düğümü olarak adlandırılmaktadır. Aynı şekilde, okun vardığı düğüm de okun çıktığı düğümün çocuk düğümü olarak nitelendirilmektedir. Hiçbir ebeveyn düğüme sahip olmayan düğümlere kök düğüm, hiçbir çocuk düğüme sahip olmayan düğümlere ise yaprak düğüm adı verilmektedir.

Bayes ağları literatürde oldukça çeşitli kullanım alanına sahiptirler. Ha ve Seong’un (2004) çalışmasında belirsizlik dereceleri birbirlerinden farklı olan birçok veriyi

bünyesinde bulunduran ortamlarda verilerin matematiksel birleştirilmesi için Bayes ağları kullanımının uygun olduğu yorumu yapılmaktadır. Lauria ve Duchessi (2006), Bayes ağlarının kullanım alanları hakkında yaptıkları genel incelemenin sonucunda, bu yöntemin getirdiği en önemli fırsatın belirsizliğin yoğun olduğu durumlarda bir akıl yürütme imkânı sunmak olduğunu belirtmişlerdir. Sevinç (2018), Bayes ağlarını bankacılıkta bireysel kredi tahsis kararları için kullanmıştır. Çalışmada kredi başvurusu yapan tüketicilerin başvurdukları kredi tipi, çalıştıkları sektör, yaş, yan gelir gibi özellikleri bağlamında kabul veya ret cevabı alma olasılıkları Bayes ağları ile analiz edilmiştir. Henriksen ve Barlebo (2008), birçok etki ve sebep-sonuç ilişkisi içeren ancak bu ilişkilerin tam bilinmediği veya eksik bilindiği karmaşık problemlerin çözümünde Bayes ağlarının iyi sonuç verdiğini ifade etmişlerdir. Trucco vd. (2008), risk analizi konusunda Bayes ağlarının kullanımının giderek popülerlik kazandığını ifade etmektedirler. Chiang ve Che (2010), Bayes ağlarının kullanımının olası olduğu diğer bir konunun geliştirilen yeni ürünlerin piyasaya sürüldüklerinde karşılaşacakları çeşitli risklerin ürün piyasaya sürülmeden öngörülebilmesi olduğunu açıklamışlardır. Özetle, bir alanda belirsizlik yoğunsa Bayes ağları o ortama uygundur.

Bayes ağları yazılımların kalitesinin tahmininde de kullanılmaktadır. Yazılımın ne kadar hatalı çalıştığı ve maddi açıdan ne kadar verimli olduğu bu sayede değerlendirilebilmektedir. Bu tür bir uygulamaya örnek olarak Lu vd.'nin (2009), demiryollarında bileşen güvenliği, çalışma riski ve sigorta riskleri, tüketici elektroniği sektöründe kullanılan yazılımların hata olasılığı ve hava trafiğindeki risk analizleri konulu çalışması gösterilebilir. Güvenilirlik analizlerinde Bayes ağları yönteminin niceliksel prosedürler ile güvenilirlik yapısı bulmaya yatkın yapısından yararlanılmaktadır. Örneğin bir bileşenin bozulmasından etkilenen çevresel koşulların analizini konu alan Langseth ve Portinale'in (2007) çalışmasında Bayes ağları kullanılmıştır ve bu konuda Bayes ağlarının esneklik özelliğinin özellikle önemli olduğunun altı çizilmiştir.

Bayes ağının kurulumunda ilk adım, kullanılacak yaklaşımın belirlenmesidir. Veri toplama, ağ kurulumu ve ağın değerlendirilmesi gibi adımlar bu karardan sonra gelecektir. Bayes ağlarında ağ yapısının kurulmasında iki yaklaşım bulunmaktadır. Birinci yaklaşım uzmanların görüşlerine dayanmaktadır. Bu görüşler ışığında hem

değişkenler arasındaki ilişkiler belirlenir hem de bu ilişkilerin hangi yönde olduğu sorusuna cevap aranır. Bu yaklaşım sonucunda kurulmakta olan ebeveyn-çocuk ilişkileri neden-sonuç ilişkisi kapsamındadır; dolayısıyla bu ağlar “Nedensel Bayes Ağları” olarak adlandırılırlar. İkinci yaklaşıma göre ise ağ yapısının oluşturulması eldeki veri setine uygulanan çeşitli algoritmalar ile gerçekleştirilmektedir. Bu sayede ağın yapısı makine öğrenmesine dayalı oluşturulur. Makine öğrenmesine dayalı algoritmalarla oluşturulmuş Bayes ağlarında okların yönleri neden-sonuç ilişkisini değil olasılıksal bağımlılığı ifade etmektedir. Bu tür ağlar “Yapı Öğrenmeye Dayalı Bayes Ağları” olarak adlandırılırlar.

### **2.3 Nedensel Bayes Ağları**

“Nedensel Bayes Ağları” uzman görüşleri çerçevesinde kurulan ağlardır. Bu yapı, değişkenler arasında kurulan neden-sonuç ilişkilerinin görsel ifadesine olanak sağlaması açısından avantajlıdır. Bu sayede kurulmuş olan ağda gözlemler yapılabilmekte, ağ üzerinde kurulan senaryolar ve yapılan analizler bu nedensellik çerçevesinde sonuç vererek daha açıklayıcı olmaktadır. Çinicioğlu vd.’nin (2015) çalışmasında nedensel Bayes ağlarının veri setine dayalı Bayes ağlarına göre tahmin kapasitesinin daha düşük olduğu bulunmuştur.

Bazı durumlarda tahmin kapasitesi arasındaki farklar çok aşırı olmaz ve bu kapasiteden feragat edilerek daha anlaşılır bir analiz sonucuna ulaşılabilmesi için nedensel Bayes ağları tercih edilir. Bu durum Bayes ağlarının uygulanacağı alana da bağlı olmaktadır. Örneğin pazarlama konusunda nedensel Bayes ağlarının kullanımı tercih edilmeyecektir; zira eldeki veri setleri çok zengin, kolay ulaşılabilir ve etkili olmaktadır. Metot seçilirken çok önemli bir diğer faktör ise değişken miktarı olmaktadır. Değişken sayısı arttıkça kurulması gereken ilişkilerin sayısı çok daha yüksek olasılıkta artmaktadır. Böyle bir durumda nedensel Bayes ağlarının uygulanması son derece güçtür. Ancak eğer değişken sayısı indirgenerek model sadeleştirilebiliyorsa nedensel Bayes ağları uygulanabilir. Brooker (2011), eğer bir nedensel Bayes ağları uygulamasında karar kılındıysa, ilk adımın uzmanların

tanımlanması ve bu uzmanların ilişki belirlemede kullanacağı metotların belirlenmesi olduğunu ifade etmiştir.

Çinicioğlu vd. (2015), oluşturdukları nedensel Bayes ağları ile bu tip bir yöntemin ana formatını göstermişlerdir. Buna göre nedensel Bayes ağları kullanılırken öncelikle başvuru uzman görüşü yardımı bir veri setinde hangi değişkenlerin konu ile ilgili olduğu belirlenir. Örneğin büyük miktarda değişken bir araya getirilerek katılımcı uzmanlardan bu değişkenlerin her birinin konu için ne kadar önemli olduğu konusunda 10 üzerinden puan vermeleri istenir. Daha sonra, kırılma noktası olarak belirlenen bir puanın üstünde kalan değişkenler modele katılır. Bunun ardından gelen adım, değişkenlerin hangileri arasında nedensellik ilişkisi olduğunun bulunmasıdır. Bu aşamada da uzmanların görüşlerine başvurulur. Bu sayede ebeveyn-çocuk ilişkileri kurulur. Değişkenler arasında kurulacak olan ağlar konusunda, hangi değişkenin kaç adet ebeveyn veya çocuk ilişkisi kuracağı konusunda herhangi bir sınırlama bulunmamaktadır. Yalnızca Bayes ağlarının döngüsüz olması, yani okların izlediği yolun en baştaki değişkene dönemeyeceği özelliği sağlanmalıdır. Nedensel Bayes ağlarında değişkenlerin koşullu olasılık dağılımları biliniyorsa veya bu bağlamda tahminler yapılmışsa hem grafiksel hem olasılıksal yapı kurularak ağ gözlem ve çıkarıma açık hale getirilebilmektedir. Bir diğer çözüm ise olasılıksal yapı kurulması için veri setinin kullanılmasıdır. Bu yaklaşım hakkında ayrıntılı bilgi takip eden kısımda sunulmuştur.

## **2.4 Bayes Ağlarında Öğrenme Süreci**

Bayes ağlarının veri setinden öğrenilmesinde yazılımlar kullanılmaktadır. Bu yazılımlar yapı öğrenme olarak adlandırılan süreci gerçekleştirirler. Çinicioğlu vd. (2015), bu yaklaşımın tahmin gücünün nedensel Bayes ağlarına göre daha yüksek olmasının beklendiğini ifade etmişlerdir. Bayes ağlarının veri setinden öğrenilmesi konusunda birçok yöntem bulunmaktadır. Bayes ağları için veri setinden öğrenme yöntemleri üç ana başlık altında incelenebilir. Bu başlıklar: skor bazlı yöntemler, kısıtlama bazlı yöntemler ve hibrit yöntemlerdir.

## 2.4.1 Skor bazlı yöntemler

Bayes ağ yapılarını öğrenmede en popüler yöntemlerden biri skor bazlı yöntemlerdir. Bu yöntemler birer sezgisel optimizasyon algoritmasıdır ve ağ yapılarını K2, Bayesian Dirichlet likelihood-equivalence (BDe), Akaike Information Criterion (AIC), Bayesian Information Criterion (BIC) gibi bir skarlama fonksiyonlarına göre sıralar ve en yüksek skora sahip ağ yapısını benimser. Bu sayede bütün aday ağ yapıları değerlendirilmiş ve eldeki örnek verilere en iyi uyan yapı belirlenmiş olur. Skor bazlı yöntemlerde kullanılan kriterler verilerin sürekli veya kategorik olduğuna göre değişmektedir. Örneğin sürekli veriler için BGe, kategorik veriler için ise BDe kullanımı tercih edilmektedir. Lin'in (2012) gösterimine göre, bu algoritma, isminden de görülebildiği üzere arama ve skarlama olmak üzere iki prosedürden oluşmaktadır. Öncelikle farklı ağları değerlendirmeyi olanaklı kılacak bir skarlama fonksiyonu tanımlanmaktadır. Ardından olası ağ yapıları üzerinde uygulanan bir arama stratejisi ile en yüksek skorlu olan bulunarak optimizasyon yapılmaktadır. Bu iki süreç aşağıdaki alt başlıklarda incelenmiştir.

### 2.4.1.1 Skarlama fonksiyonları

Ara ve skorla yöntemleri aday yapılar ortaya atar ve onları bir skarlama fonksiyonuna dayanarak değerlendirir. Bu fonksiyon Bayes ağının data setini ne kadar iyi temsil ettiğini ölçer. Dolayısıyla bir skarlama fonksiyonu, ağ yapısının eldeki verilere ne kadar iyi uyduğunu ölçmelidir. Bunun yanı sıra karmaşık yapıları reddetme eğilimi de olması gerekmektedir zira daha basit yapılarda çıkarsamalar daha izlenebilir olmaktadır. Skarlama fonksiyonları genel hatlarıyla iki kategoriye ayrılabilirler. Bu kategoriler Bayes skarlama fonksiyonları ile bilgi teorik skarlama fonksiyonlarıdır ve bu iki fonksiyon aşağıda açıklanmıştır.

Bayes skoru yukarıdaki kriteri sağlayan fonksiyonlardan bir tanesidir. Carvalho'nun (2009) açıklamasına göre, isimli bir yapı varsayılırsa, bunun skoru Eşitlik (2.15)'deki gibi olur.

$$( ; ) = ( ) \quad (2.15)$$

Bu diğerk bir deyişle eldeki veri setine dayanan olasılıktır. Bayes kuralına dayanarak bu hesaplama Eşitlik 2.16'daki hali alır.

$$P(A|B) = \frac{P(A)P(B|A)}{P(B)} \quad (2.16)$$

Burada payda ele alınan yapıya bağılı olmayan bir normalize edici faktördür. Skor bazlı yaklaşımın hedefi her aday Bayes ağına atanan skoru maksimize etmektir. Heckerman (1995), Eşitlik (2.16)'nın paydasının ifadesine bağılı olmamasından dolayı, bu hedefe sadece pay kısmı maksimize edilerek ulaşılabilceğini ifade etmektedir. Bayes skoru Eşitlik (2.17)'deki gibi hesaplanır.

$$P(A|B) = P(A) + P(B) \quad (2.17)$$

Cooper ve Herskovits (1992), K2 skorunu ortaya atmışlardır ve K2 algoritması, Bayes ağ yapısını öğrenmeyi amaçlayan ilk algoritmalarından biridir. K2 skoru girdi olarak bir düğüm sırası ve maksimum derece gerektirmektedir. Zhang vd.'ye (2000) göre bir algoritma için açgözlü çalışmak her bir safhada yerel maksimuma ulaşarak global maksimumu tahmin etmeye çalışmak anlamına gelmektedir. Her bir düğüm için K2 algoritması açgözlü şekilde çalışır ve aile skorunda en büyük artışı verecek ebeveyn düğümü ekler. Eklenecek düğüm ile ağ ailesinin skorunun maksimize edilmesi amaçlanır. Eğer eklenecek hiçbir ebeveyn skoru arttırmayacaksa veya en büyük ebeveyn sayısına ulaşıldıysa algoritma bir sonraki düğüme ebeveyn seçmeye geçer.

Bayesian skorlama fonksiyonları kategorisindeki diğerk bir skor ise olabilirlik-eşdeğerliğe dayalı Bayesian Dirichlet (BD) skorudur. İlk kez Heckerman vd. (1995) tarafından ortaya atılan bu skorun çıkarımında olabilirlik eşdeğerlik ve yapı olasılığı üzerinde ek varsayımlar kullanılır. Gösterim Bayesian Dirichlet (BD) gösterimi ile aynıdır.

İkinci skorlama kategorisi olan bilgi teorik skorlama fonksiyonlarını sıkıştırmaya dayanmaktadır. Carvalho'nun (2009) gösterimine göre, "G" şeklinde tanımlanabilecek bir Bayes ağının skoru, 'den gelen optimal kod tarafından data ( ) üzerinde başarılabilir sıkıştırmaya bağılıdır. Grünwald (2007), minimum tanımlama uzunluğunun (Minimum Description Length – MDL), basit Bayes ağlarını



karmaşık olanlara tercih etmekte olduğunu belirtmektedir. Bu durum, LL log-likelihood skoru ve N datadaki aşama sayısı olmak üzere, aşağıdaki Eşitlik (2.18)'te gösterilmiştir.

$$l(\theta) = l(\theta) - 1 \log(\theta) \quad (2.18)$$

MDL skortlama fonksiyonunun genel yapısı Eşitlik (2.19)'da görülebilir.

$$l(\theta) = l(\theta) - \lambda \quad (2.19)$$

Burada  $\lambda$ , negatif olamayan bir cezalandırma fonksiyonudur.  $\lambda$  1'e eşit olduğunda Eşitlik (2.20) olarak verilen, Akaike bilgi kriteri (Akaike Information Criterion - AIC) adı verilen fonksiyon elde edilir (Akaike, 1973).

$$l(\theta) = l(\theta) - \lambda \quad (2.20)$$

Carvalho (2009), AIC'nin yanı sıra Schwarz'ın (1978) ortaya attığı Bayes bilgi kriteri (Bayesian Information Criterion - BIC) skorunun da bulunduğunun altını çizmiştir. Bu skor MDL skoru ile benzerlik göstermektedir. Ayrıca  $\lambda = 0$  alındığında ise LL skoru elde edilmektedir. Bayes bilgi kriteri sonlu sayıda modeller arasından model seçimi için bir kriterdir. BIC skoru en yüksek olan model tercih edilecektir. BIC'in gösterimi Eşitlik (2.21)'deki gibidir.

$$= \ln(\theta) - 2 \ln(\theta) \quad (2.21)$$

Genel itibariyle, verimliliğin optimum olabilmesi için skortlama fonksiyonlarının ağın yapısı üzerinde ayrılabilir olmaları gerekmektedir. Bu durum, yerel arama metotlarına dayalı algoritmalarının kullanımını arttırmıştır ve bu algoritmalar verimli çalışmaktadırlar. Ayrıca Chickering (2002), öğrenme algoritmaları ağ yapılarının eşdeğerlik sınıfı (equivalence class) kapsamında arama yaptığında, skortlama fonksiyonlarının da eşdeğerlik (equivalence) özelliği taşımak zorunda olduğunu belirtmektedir. Bu durumda eşdeğer ağlar eşit skorlu olmaktadır. Bayes skorlarına örnek olarak K2 ve BD, bilgi teorik skorlarına örnek olarak ise AIC ve BIC/MDL verilebilir.

#### 2.4.1.2 Yapı üzerinde arama metotları

Bayes ağlarını öğrenme basit bir süreç değildir. Cooper (1990), genel bir Bayes ağındaki çıkarsamanın NP-zor bir problem olduğunu göstermiştir. Yani herhangi bir algoritma ile bu problemin optimal sonucuna ulaşılması mümkün değildir. Cooper'dan sonra Dagum ve Luby (1993), yaklaşık bir sonuç bulmanın dahi NP-zor olduğunu göstermiştir. Bayes ağlarının öğrenilmesinde belli bir arama alanı üzerinde skorlama ölçütleri optimizasyonu kullanılarak sezgisel arama gerçekleştirilir. Yapı üzerinde arama alanında uygulanabilen üç arama algoritması bulunmaktadır; açgözlü arama algoritmaları, genetik algoritmalar ve benzetimli tavlama algoritmalarıdır.

Heckerman vd.'nin (1995) tepe tırmanma (hill-climbing) algoritması, yinelemeli bir şekilde ağı geliştirmeyi esas almaktadır. Bunun başarılabilmesi ekleme, çıkarma veya kenarın ters çevrilmesi gibi modifikasyonlar yoluyla sağlanmaktadır. Carvalho (2009), aramanın boş, dolu veya rastgele bir ağdan başlatılması gerektiğini ifade etmektedir. Bir yönlendirilmiş döngüsüz diyagramın alandaki komşuluğu bu diyagrama bir operatör uygulanarak ulaşılabilecek bütün yönlendirilmiş döngüsüz diyagramlar olarak tanımlanmaktadır. Arama operatörleri ise kenar ekleme, kenar silme ve kenarı tersine çevirme gibi uygulamalardır. Bu süreçte hiç döngü üretilmediyse buna legal modifikasyon denmektedir. Algoritma her bir iterasyonda skordaki (delta score) değişimi bütün legal modifikasyonlar için hesaplar ve en yüksek pozitif delta score'a sahip legal modifikasyonu alır. Süreç, ağın alanındaki (scope) hiçbir değişimin skorda artışa yol açmadığı nokta olan yerel maksimuma ulaşıldığında durmaktadır. Russell ve Norvig (2016), bu öğrenme yaklaşımının kaynakları verimli kullandığını ve optimal sonuca ulaşamasa bile iyi sonuçlar verdiğini belirtmişlerdir. Özellikle hill-climbing algoritmaları popüler algoritmalar ve Tsamardinos vd.'nin (2006) çalışmalarında gösterildiği üzere, bilgisayar kaynağı kullanımı ve alınan sonuçlar beraber değerlendirildiğinde bu algoritmalar son derece verimlidir. Russell ve Norvig (2016), bu metodun yetersiz kaldığı noktanın öğrenilen maksimum noktalarının global değil yerel maksimum noktaları olma ihtimali olduğunu ifade etmektedir. Yerel maksimum noktalarına, tepelere veya platolara ulaşan algoritma, doğru sonucu veremediği için çalışmayı durdurmaktadır. Bu sorunun çözümü için hill-climbing'e rastgele yeniden başlatmalar veya tabu araması gibi ek

prosedürler eklenmesi önerilmiştir. İlkinde yerel maksimumda sıkışıldığında bazı rastgele adımlar atılır ve tırmanmaya devam edilir. İkincisinde ise belli bir sayıdaki yeni atılmış adımların listesi tutulur ve bu adımlara tekrar gidilmez.

Bayes ağlarında kullanılan ikinci yapı üzerinde arama algoritması ise ilk kez Holland (1975) tarafından geliştirilen genetik algoritmalarıdır. Genetik algoritmalar doğal evrim sürecini simüle ederler. Larranaga vd. (1997), bu algoritmaları yinelemeli (iteratif) çalışarak en “fit”, yani evrimsel olarak en güçlü modeli seçen ve aynı zamanda model özelliklerinin melezleşmesine de yer veren modeller olarak özetlemişlerdir. Bu tip modellerde arama alanının keşfedilmesi çaprazlama ve mutasyon operatörleri ile başarılıdır. Scutari'nin (2014) belirttiği üzere, çaprazlamada iki ağın yapıları birleştirilirken mutasyonda ise rastgele değişiklikler yapılmaktadır

Genetik algoritmada parametreler genlerdir ve parametrelerin birleşiminden kromozomlar elde edilmektedir. Akkoç'un (2012) çalışmasında bir genetik algoritmanın oluşturulmasındaki tipik işleyiş görülebilir. Buna göre bir genetik algoritmanın çalışmasında ilk adım başlangıç popülasyonunun üretilmesidir. Bunun ardından yapılan ise popülasyondaki kromozomların uygunluk değerlerinin hesaplanmasıdır. Elde edilen uygunluklar uyarınca yeni popülasyon üretilir. Çaprazlama ve mutasyon operatörleri bu adımdan sonra kullanılmaya başlanır. Bu işlemler maksimum iterasyona ulaşılan kadar devam eder. Maksimum iterasyon durumunda son popülasyon kapsamındaki en iyi çözümler alınır. Maksimum iterasyona ulaşılmadıysa yeniden uygunluk değerleri hesaplanır ve ikinci adıma geri dönlür.

Bayes ağları için yapı üzerinde arama algoritmalarının üçüncüsü ise Benzetimli tavlama (simulated annealing) algoritmalarıdır. Van Laarhoven ve Aarts (1987) bu algoritmaların işleyişini olasılıksal bir yerel arama gerçekleştirilmesi ve ağın skorunu arttıran değişikliklerin her zaman kabul edilirken ağın skorunu düşüren değişikliklere skor düşüşü ile ters olasılıklı bir olasılığa dayanarak izin verilmesi olarak özetlemiştir. Benzetimli tavlama algoritmalarının ismi metal sanayiinde uygulanan fizikokimyasal bir prosedür olan tavlama işleminden esinlenmiştir. Söke ve Bingül (2005) bu işlemi bir metalin kristalleşme noktasına gelinceye kadar ısıtılması ve ardından yavaş yavaş soğutulması olarak açıklamaktadırlar. Tavlama kristalleşme sonucunu getirir ve bu sayede metalin mekanik özellikleri iyileştirilmiş olur.

Hedeflenen bu deęişiklikler metaldeki küçük parçacıkların yeni enerji durumlarına uyum sağlamalarıdır. Bu sayede stres azalır, dayanıklılık ve yumuşaklık artar, yapısal deęişiklikler elde edilir.

Masri vd. (1999), tavlama sürecini iki adım şeklinde ele almışlardır. Birinci aşamada metal belli bir sıcaklığa kadar ısıtılır. İkinci aşamada ise o sıcaklıkta tutulur ve soğutulur. Yüksek sıcaklığa ulaşan metal enerjik ve serbest hale gelir. Soğutma durumunda ise parçacıklar enerjilerini kaybedeceklerdir. Yavaş yavaş uygulanan bu soğutma işleminde parçacıklar devamlı yeni dengelerini bulurlar. Kirkpatrick vd. (1983), tavlama da kritik önem taşıyan mevzu soğutmanın gerekenden hızlı yapılmaması olarak ifade etmektedirler. Bu durumda parçacıklar soğurken dengeye gelemey ve bozuk şekiller veya çatlaklara varan olumsuz durumlar meydana gelir

Benzetilmiş Tavlama Algoritması, yukarıda anlatılan fiziksel prosedürün kombinatoriyel optimizasyon problemlerine uygulanmasıyla ortaya çıkmıştır. Bu modelde amaç, çok deęişkenli fonksiyonlarda maksimum ve minimum deęerlerin bulunmasıdır. Ayrıca çok sayıda yerel minimum deęeri olan doğrusal olmayan fonksiyonların minimum deęerinin bulunması için de kullanılır. Söke ve Bingül (2005), bu yöntemi uygularken aramaya rastgele bir çözümden yola çıkarak başlamışlardır. Fiziksel sistem izdüşümünde bu metalin herhangi bir durumudur. Bu durum metalin bünyesindeki moleküllerin herhangi bir durumda bulunması anlamına gelmektedir. Ardından önceden belirli bir komşuluk hareketi ile yakın bir çözüme gidilmiştir. Bu yeni çözümün getirdiği maliyet deęişimi hesaplanır. Eğer maliyet yeni çözümde azalmışsa eldeki çözümün yerine yeni çözüm koyulur. Eğer maliyet azalmamışsa yeni çözümün kabul edilmesi bir olasılık hesabına bağlıdır. Belli bir iç döngü parametresine göre yeni çözüm üretme adımı tekrarlanır. İç döngü koşulu sağlandığında ise sıcaklık önceden belirlenmiş bir çizelgeye göre azaltılır. Sıcaklık azaltıldığında dış döngü koşullarına bakılır ve işlem dış döngü koşulları sağlanana kadar devam ettirilir. Sıcaklık düştükçe yeni çözümlerin kabul edilme ihtimali azalacak ve sistem gittikçe daha kararlı yapıya ulaşacaktır

#### **2.4.2 Kısıtlama bazlı yöntemler**

Bayes ağı yapısını öğrenmede kullanılabilir bir diğer yol da kısıtlamaların kullanılmasıdır. Kısıtlama bazlı yöntemlerin temellerini, nedensel grafik modeller konusundaki çalışmaları ve endüktif nedensellik algoritmasına dayanarak, Verma ve Pearl (1990) ortaya atmıştır. Scutari'ye (2014) göre, bu sayede Bayes ağlarının yönlendirilmiş döngüsüz diyagramlarının koşullu bağımsızlık testleri ile öğrenilmesi konusunda bir çerçeve oluşturulmuştur. Bu çerçevede, genel kullanım gören testler ayrık Bayes ağları için kullanılan ortak bilgi testi (mutual information test) ve genel Bayes ağları için kullanılan Student's t testidir. Scutari, koşullu bağımsızlık testleri için kullanılması gereken birtakım varsayımlar bulunduğunu belirtmiş ve bu varsayımları şöyle sıralamıştır: Nedensel yeterlilik, nedensel Markov ve grafiksel ayrılma ve olasılıksal bağımsızlığın birbirlerini desteklemesi.

Liu ve Zhou (2017), kısıtlama bazlı yöntemlerin genellikle tam bir grafik ile başladığını ardından ise koşullu bağımsızlık testleri uygulanarak olabildiğince fazla kenarın giderilmeye çalışıldığını belirtmişlerdir. Triantafillou'ya (2014) göre kısıtlama bazlı yöntemlerin iki dezavantajı bulunmaktadır. Birincisi uygulanma süresinin değişken sayısı ile birlikte üssel olarak artmasıdır. Diğer bir dezavantajları ise güvenilirliklerinin düşük olmasıdır; zira girdideki küçük değişimler Bayes ağının yapısında büyük etkiler yaratabilir ve bağımsızlık testlerinde hatalara sebep olabilir.

Kısıtlama bazlı yöntemlere örnek olarak Tsamardinos vd.'nin (2006) geliştirdiği Max-Min Parents and Children (MMPC), Margaritis'in (2003) Grow Shrink (GS) algoritması, Yaramakala ve Margaritis'in (2005) Fast Incremental Association Markov Blanket (Fast-IAMB) algoritması, Tsamardinos vd.'nin (2003) Inter-leaved IAMB (Inter-IAMB) ve Spirtes ve Glymour'un (1991) Peter-Clark (PC) algoritması verilebilir.

### **2.4.3 Hibrit yöntemler**

Bayes ağ yapılarında yapı öğrenme metotlarından hibrit yöntemler, kısıtlama bazlı yöntemler ile skor bazlı yöntemlerin özelliklerini birleştirmektedir. Hibrit yöntemlerin ilk adımı sınırlamadır ve bu adımda bağımsızlık testleri kullanılarak Bayes ağının iskeleti oluşturulur bu sayede arama alanını daraltılmış olur. İkinci adım ise maksimizasyondur ve arama ve skorlama (search-and-score) teknikleri

uygulanarak, başlangıçtaki Bayes ağına skorunu optimize eden yönlendirilmiş döngüsüz diyagram tespit edilir. Dünder vd. (2014), ilk adımda kullanılan sınırlama bazlı algoritmalar sayesinde maksimizasyon safhasının kaynak harcamalarının azaltılmış olduğunu belirtmişlerdir.

Literatürde Bayes ağları için geliştirilmiş birçok hibrit yöntem bulunmaktadır. Singh ve Valtorta (1995), koşullu bağımsızlık testlerini entegre ederek düğümler arasında sıralama oluşturmuş ve Bayes skoru kullanarak ağ yapılarını geri kazandırmışlardır. Dash ve Druzdzel (1999) ise temel rafiklerin eşdeğer sınıflarından oluşan alanı konvansiyonel sezgisel kısıtlama-bazlı algoritmalar kullanarak aradıktan sonra Bayesian metriğiyle skorlama yapmaya dayanan bir yöntem öne sürmüşlerdir. Acid ve De Campos (2001), çelişkilere dayanan bir skorlama metriği ve model kompleksliği ve isabetliliğine vurgu yapan bir sezgisel arama stratejisi geliştirmişlerdir. Tsamardinos vd. (2006) bir Max-Min Hill-Climbing (MMHC) algoritması ortaya atmışlardır; bu algoritma yerel öğrenmedeki ve kısıtlama temelli metotları bir araya getirerek yönlendirilmemiş bir ağ oluşturmakta ve ardından açgözlü hill-climbing ile Bayes skoru araması yapmaktadır. Dünder vd. (2014), sağlık uygulamalarında hibrit algoritmaların performansı incelemişlerdir. Çalışmada üç ayrı kısıtlama bazlı ve iki ayrı skor bazlı algoritma hibrit algoritma yapısında yer almıştır. Çalışma ilk safha olan sınırlama safhasında hangi kısıtlama bazlı algoritmanın en başarılı sonuç verdiğini incelemiş ve bu algoritmayı MMPC olarak bulmuştur. Liu ve Zhou'nun (2017) geliştirdikleri "Ayırma ve Birleştirme" (Separation And Reunion - SAR) isimli hibrit metot, ayırma safhasında yönlendirilmemiş bağımsızlık grafiğini tam bir set düğüm için ayrıştırmakta daha sonra da birleştirme safhasında skor bazlı bir metot uygulayarak her altçizgeye denk gelecek şekilde atanmış düğümler için küçük yönlendirilmiş döngüsüz diyagramı öğrenir.

## **2.5 Bayes Ağları ile Analiz**

Bir Bayes ağı iki parçadan oluşmaktadır. Bu parçalardan ilki bir yönlendirilmiş döngüsüz diyagramdır. İkincisi ise koşullu olasılık tablosudur. Yönlendirilmiş

döngüsüz diyagram düğüm ve oklardan oluşmaktadır. Düğümler değişkenlerdir, oklar ise bağımlılıkları gösterir. A olayından B olayına giden bir ok iki olay arasındaki doğrudan nedensel veya etkisel bir bağlantı olduğunu gösterir. Bir yönlendirilmiş dairesel diyagramda oklar çember oluşturamaz. Düğüm olasılık tabloları bir düğümün koşullu olasılıklarının kendi ebeveyn düğümlerine göre dağılımını gösteren tablolar olarak açıklanabilir. Bu sayede ebeveyn düğümlerdeki olaylar teker teker veya birden fazlası aynı anda gerçekleştiğinde tablosu yapılan olayın gerçekleşme olasılığının nasıl etkilendiği görülmektedir. Bir A düğümü ebeveynsiz yani kök düğümse A'nın düğüm olasılık tablosunun kendi olasılığına eşit olacaktır

Jensen ve Nielsen'in (2007) de belirttiği gibi, Bayes ağları için güçlü algoritmalar, değişkenlerin gözlemlenmiş değerleri hakkındaki bilgileri grafiğe yayarak incelenmemiş değişkenler hakkındaki olasılık dağılımlarını revize etmeyi olanaklı kılmaktadırlar. Bu sayede Bayes ağlarında sık görülen büyük olasılık dağılımları için Bayes Teoremi kullanılabilir.

### **2.5.1 Deliller**

Bir Bayes ağında bir düğümün gözlemlenmesi o ağa delil girilmesi anlamına gelmektedir. Fenton ve Neil'e göre (2013), Bayes ağına girilebilecek iki tür delil bulunmaktadır. Delil tiplerinden birincisi kesin delildir (hard evidence). Kesin deliller %100 gerçektir ve o düğüm için diğer durumlara 0 olasılık atanmaktadır. Bir değişkendeki kesin delillere örnekleme (instantiation) da denmektedir. Diğer tür delil ise kesin olmayan delildir (soft evidence). Kesin olmayan deliller bir durumun olasılığını artırır ancak %100 kesin olarak arttırmaz. Fenton ve Neil (2013), ayrıca bir delil girildiğinde Bayes ağlarının nasıl davrandığını açıklamışlardır. Buna göre, girilen delilleri kullanan Bayes ağları bu delillerin ışığında çalışarak gözlemlenmemiş düğümlerin durumlarını koşullu bağımsızlık varsayımları bağlamında günceller.

### **2.5.2 Bağlantılar**

Düğümler arasındaki koşullu bağımsızlık varsayımları üç tipte olabilir; seri bağlantı, uzaksayan bağlantı ve yakınsayan bağlantı.

#### 2.5.2.1 Seri bağlantılar

Seri bağlantı düz bir hat şeklinde giden bağlantıdır. , , düğümleri seri bağlıysa, birbirlerinden etkileniyorlar demektir. Dolayısıyla 'yı etkileyen bir delil girildiğinde bu durum 'yi, de 'yi etkileyecektir. Aynı şekilde 'ye delil girildiğinde ve de güncellenecektir. Fenton ve Neil (2013) bu durumu verildiğinde ve koşullu olarak bağımsızdır olarak özetler.

#### 2.5.2.2 Uzaksayan bağlantılar

, , ve düğümleri verildiğinde, eğer olayı , ve ... (herhangi bir sayıda) çocuk düğümlerinin ortak sebebi ise uzaksayan bir bağlantı söz konusudur. Diğer bir deyişle B...E değişkenleri A sebebinin olası sonuçlarıdır. Böylesi bir durumda A'nın kesinliğindeki herhangi bir değişiklik , ve 'nin kesinliğini mutlaka etkileyecektir. Sözü edilen çocuk düğümlerin kesinliğinde herhangi bir değişim de A'yı etkileyecek, bu değişim de diğer bütün düğümleri etkileyecektir. Ancak eğer A gözlemlenmiş ise çocuk düğümlerin kendi aralarında etkileşime geçmeleri imkansızdır. Fenton ve Neil (2013) bu tip bir bağlantıyı şöyle belirtmişlerdir: verildiğinde , , , , ... koşullu bağımsızdır.

#### 2.5.2.3 Yakınsayan bağlantılar

Yakınsayan bir bağlantıda bir çocuk düğüm ortak nokta olmaktadır. , , ve ebeveyn düğümlerinin hepsi 'ya bağlanmaktadır. Diğer bir deyişle A ortak etkidir, ... ise olası sebeplerdir. Bu tip bir bağlantıda , , ve düğümlerinin kesinliğindeki değişim 'yı etkileyecektir. Ayrıca 'da herhangi bir delil mevcut değilse ebeveyn düğümlerinin her biri bağımsızdır ve birindeki değişim diğerlerini etkilemeyecektir. Ancak 'da veya 'nın altındaki düğümlerde delil mevcutsa ebeveyn düğümler birbirlerinden etkileneceklerdir. Fenton ve Neil'e göre (2013) bu



bağlantıların matematiksel anlatımı şöyle olur: A veya altındaki düğümlerden biri verilmişse , , , ve koşullu bağımlıdır.

## 2.6 D-Ayırma

D-ayırma kullanılarak bir Bayes ağındaki bütün koşullu bağımsızlıklar tanımlanabilir. Bu sayede cevabı bulunabilecek soruları Kjaerulff ve Madsen (2007) şöyle tanımlamışlardır: “ verildiyse ve bağımsız mıdır?” veya daha genel olarak “Eğer hakkında bilgi verildiyse, ’nin durumu hakkındaki inancımız için hakkındaki bilgiler önemsiz midir?”. Burada ve bağımsız değişkenler ve boş bir değişken seti veya bağımsız değişkendir. Bu işlem özellikle de bir Bayes ağı kurulurken düğümler arasında hangi tip bağlantıların kurulacağına karar verirken önemlidir. D-ayırma kriterlerinin gösterimini Koski ve Noble (2009) şu şekilde açıklamaktadır:

“ = ( , ) bir yönlendirilmiş döngüsüz diyagram, = { 1, ..., } rastgele değişkenlerdir. Öyle bir  $C \subset S$  olsun ki ‘deki bütün değişkenler örneklenmiş, / ’deki bütün değişkenler örneklenmemiş olsun. S içinde olmayan iki farklı değişken ve , eğer aralarındaki bütün yollar ” tarafından engellenmişse “d-separated” olmuşlar demektir.”

D-ayırma’lar koşullu bağımsızlıklardır ve aralarında d-ayırma olmayan herhangi iki düğüm d-bağlı olarak tanımlanır. Bu tanım uyarınca, Fenton ve Neil (2013) tarafından yukarıda verilen bağlantıların d-ayırma bağlamında tanımları şöyle yapılmıştır;

- Seri tipte bağlantılar için (Bölüm 3.2.1), B verildiyse ve d-ayrık’tır.
- Uzaksayan bağlantılar için (Bölüm 3.2.2), verildiyse , , ve d-ayrık’tır.
- Yakınsayan bağlantılar için (Bölüm 3.2.3), , , ve d-ayrık’tır. verildiğinde d-ayrık haline geçerler.

Bayes ağları ve matematiksel temelleri hakkında daha geniş kapsamlı ve detaylı bilgi için Pearl (2002), Pearl (2014) ve Pearl vd. (2016) incelenebilir.

### 3. BULGULAR VE TARTIŞMA

Yapı seramiği endüstrisinde kusurlu seramik üretiminde kullanılan veriler 1000 adet olarak üç vardiya seramik üretimi yapan özel bir seramik fabrikasından alınmıştır. Değerlendirme 14 değişkeni kapsamaktadır. Değerlendirmede kullanılan değişkenler şu şekildedir: Karo ebadı, sır yoğunluğu, bant hızı, pres arkası rutubet, sır gramajı, engob gramajı, engob yoğunluğu, masse türü, baskı rengi, kurutma sıcaklığı, fırın süresi, fırın sıcaklığı, kurutma çıkış nemi, vardiya ve kusur. Değerlendirmede kullanılan terimler aşağıda ayrıntılı olarak açıklanmıştır.

- Karo ebadı: Duvar karosu ve yer karosu olmak üzere iki farklı ebatta seramik karosu üretilmektedir.
- Sır yoğunluğu: Seramikte sır yoğunluğu, ürünün üzerine sürülen sır maddesinin kıvamını belirtmektedir.
- Bant hızı: Süreç içerisinde karoların hareket ettirildikleri hızdır. 50'den düşük ve 50'den yüksek olarak ikiye ayrılmıştır.
- Pres arkası rutubet: Pres etabından sonraki rutubet olasılığıdır.
- Sır gramajı: sır maddesinin gram cinsinden ağırlığını göstermektedir.
- Engob gramajı: Engob, seramikte bünye ve sır arasında kullanılan ve ürünün istenen yoğunluk ve renge sahip üretilebilmesinde rol oynayan bir maddedir . Pişme ve kurutma esnasında engob ürüne yapışır ve genişleme ile ortaya çıkan genişleme uyumsuzluğunu ortadan kaldırır (Aksan ve Ediz, 2011). Bu çalışma kapsamında engob gramajı üründe kullanılan engob maddesinin gram cinsinden miktarını göstermektedir.

- Engob yoğunluğu: engob maddesinin kıvamını belirten değişkendir.
- Masse türü: Masse kil çamuru anlamında kullanılmaktadır. Masse'ye katılan maddeler ve kullanılan şekillendirme yöntemleri çıktıya farklı özellikler verecektir. Bu çalışma kapsamında kuru öğütme ve spreyleme metotları ele alınmıştır.
- Baskı rengi: Baskı rengi de hata ile arasında ilişki olabilecek bir değişkendir. Koyu ve açık renkli baskı rengine sahip karolar incelenmiştir.
- Kurutma sıcaklığı: Kurutma safhasında karoların maruz kaldığı sıcaklıktır.
- Fırın süresi: Karoların fırında pişirme işlemi sırasında geçirdiği süredir.
- Fırın Sıcaklığı: Karoların fırında pişirme işlemi sırasında maruz kaldığı sıcaklıktır.
- Kurutma Çıkış Nemi: Kurutma aşamasından çıkan karoların nem olasılığıdır.
- Vardiya: Fabrikada görev yapan işçilerin çalıştıkları vardiya zamanlarıdır.
- Kusur: Fabrikada üretilen seramiklerde gözlenen hata türlerini belirtmektedir.

Yapı seramiği endüstrisinde seramik üretiminde rol alan faktörler, malzemeler ve seramik türü değişkenleri ile seramik kusur türleri arasındaki ilişkiyi incelemek üzere kurulacak Bayes ağı için, GeNIe programında Bayesian Search, PC ve Greedy Thick Thinning algoritmaları denenerek üç farklı model kurulmuştur. Bayes ağlarında model uygunluğuna log-likelihood değeri ile karar verilebilir. Log likelihood değerinin hesaplanması aşağıda verilmiştir (UCAR, 2019).

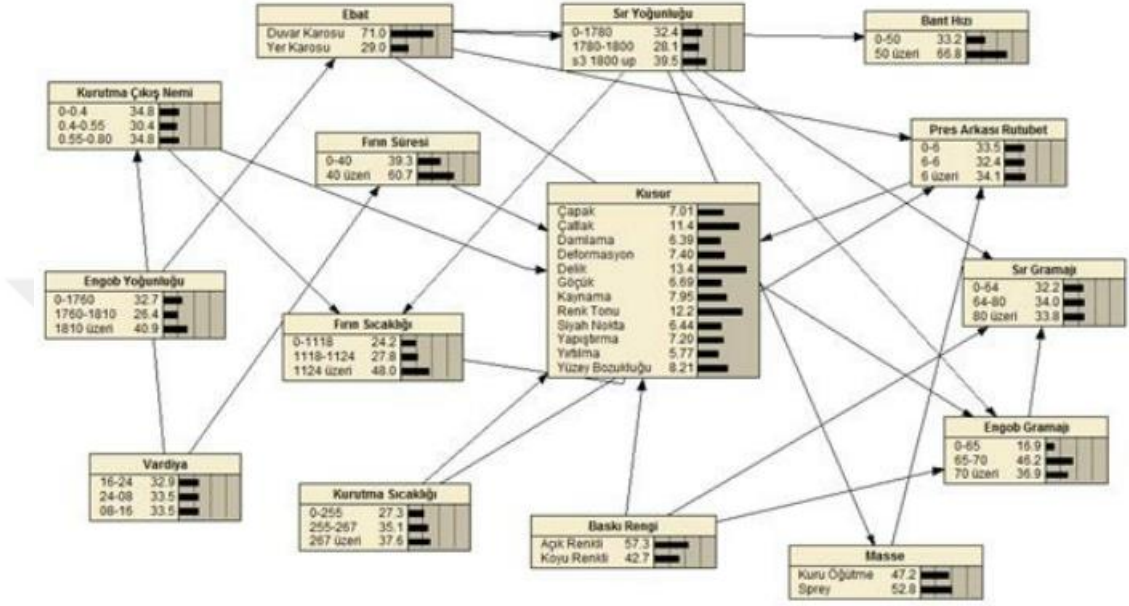
$$-\text{Log}(L(Y, \theta)) = \frac{(Y-\theta)^2}{2} + \frac{\log(\_)}{2} \quad (3.1)$$

Çalışmada kullanılan algoritmalar ve ilgili log-likelihood değerleri Çizelge 3.1'de verilmiştir.

**Çizelge 3.1. Log-likelihood değerleri**

Algoritma	Log-likelihood
Bayesian Search	-7340,11
PC	-7705,80
Greedy Thick Thinning	-8246,99

Çizelge 3.1’de elde edilen log-likelihood değerleri arasında en büyük log likelihood değerinin -7340,11 değeri ile Bayesian Search algoritmasına ait olduğu görülmektedir. Bu yüzden Bayesian Search algoritması ile tahmin edilen Bayes ağı seçilmiştir. Bayesian Search algoritmasına dayalı tahmin edilen Bayes ağı modeli Netica programında son biçimi oluşturularak Şekil 3.1’ de verilmiştir.



Şekil 3.1. Bayesian search algoritmasına dayalı tahmin edilen Bayes ağı modeli

Tahmin edilen Bayes ağında yapılan Hata Değişkeni Duyarlılık Analiz değerleri hesaplanmış ve Çizelge 3.2’de gösterilmiştir. Karolar ile ilgili değişkenlerin her biri için çalışmada yer alan tüm kusur tipleri ve kusur tiplerinin her birinin etkilendiği değişkenler aşağıda ayrı ayrı incelenmiştir. İnceleme entropi skoruna dayalı yapılmıştır

Entropi, sistemin düzensizliğini yani rastlantıya dayalı olma özelliğini göstermektedir. Entropiye bakılarak beklenmeyen durumun hangi olasılıkla ortaya çıkacağı görülebilir. Örneğin (1) 1 sınıfının gerçekleşmesinin olasılığını gösteriyorsa bir düğümde D1 sınıfı olduğu kesin olan bir olay, yani (1) = 1 durumundaysa o düğüm için entropi 0 demektir. Seçilen özellik, seçilen özellik için = iken S veri kümesinin alt kümeleri = olduğunda de seçilen özelliğin durum sayısıdır. Sınıflara ayrılması istenen özellik için sınıf sayısı şeklinde gösterilir. Seçilen özellikte durumu için j sınıfının gerçekleşme olasılığının

hesaplanmasını sağlayan entropi Lior vd. (2007) tarafından Eşitlik (3.2)'deki gibi gösterilmiştir.

$$H = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i \quad (3.2)$$

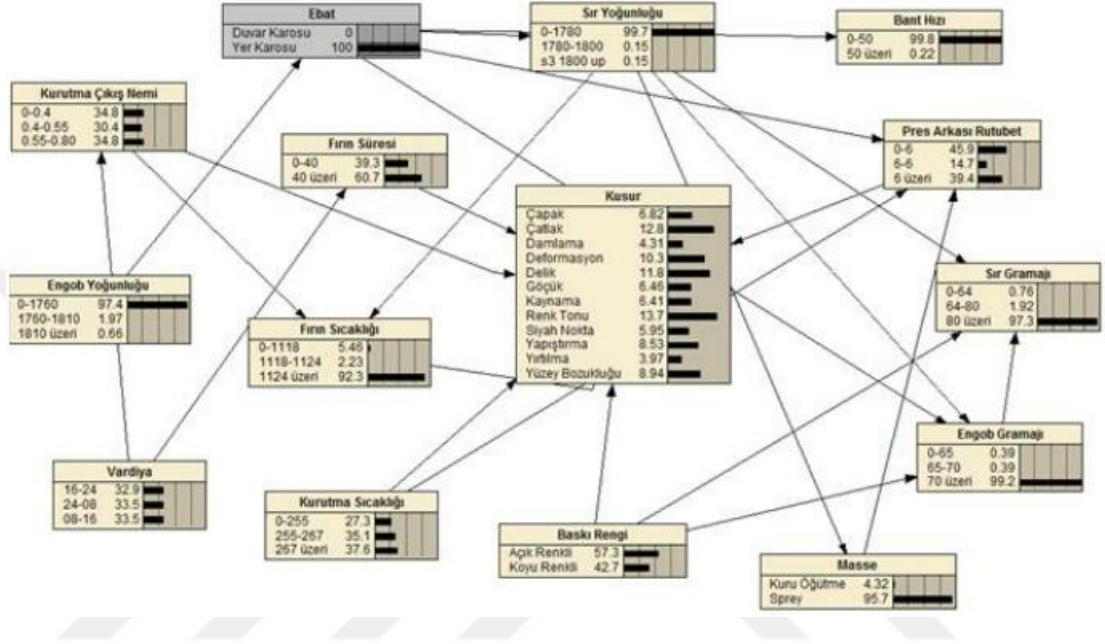
**Çizelge 3.2. Hata değişkeni duyarlılık analiz değerleri**

Değişkenler	Entropi
Fırın Sıcaklığı	0,03670
Kurutma Sıcaklığı	0,03549
Pres Arkası Rutubet	0,03372
Kurutma Çıkış Nemi	0,03303
Baskı Rengi	0,01940
Sır Yoğunluğu	0,01325
Fırın Süresi	0,01285
Ebat	0,01059
Sır Gramajı	0,00869
Bant Hızı	0,00862
Engob Yoğunluğu	0,00822
Masse	0,00753
Engob Gramajı	0,00748
Vardiya	0,00006

Çizelge 3.2 verilen duyarlılık analiz sonuçlarına göre üretilen seramiklerde hata, en çok fırın sıcaklığından dolayı meydana gelmekte, ikinci sıradaki neden kurutma sıcaklığı olarak görünmektedir. Üçüncü neden ise kurutma çıkış nemi olarak ortaya çıkmaktadır.

Tahmin edilen Bayes ağı yardımı ile seramik üzerinde gözlenen kusurların analizi takip eden kısımlarda ayrıntılı şekilde verilmiştir.

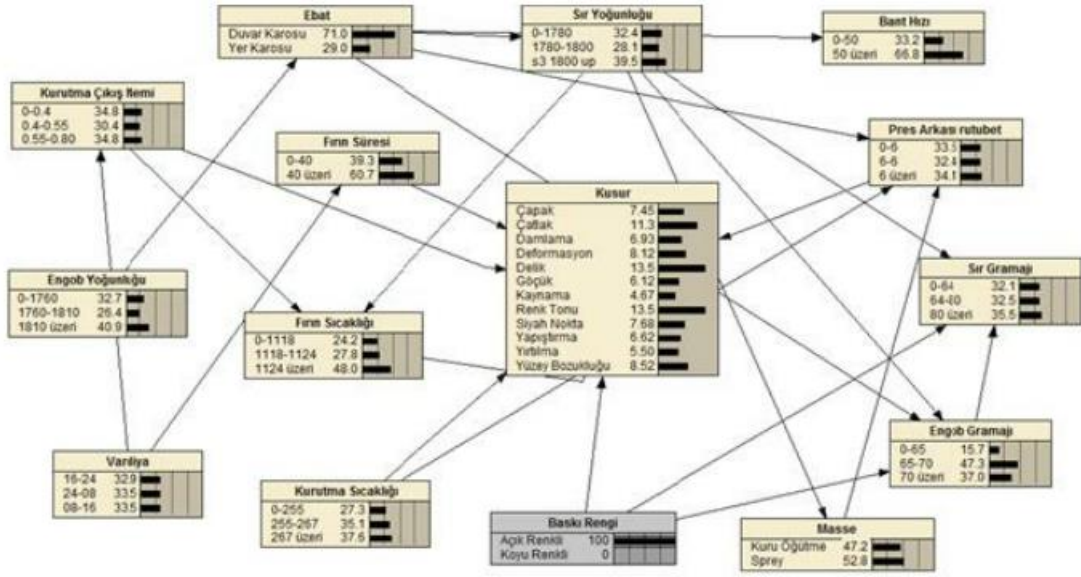
Şekil 3.2’de verilen Bayes ağında, fabrikada üretilen karoların duvar karosu olması durumunda rastlanan kusur türlerinin olasılıkları görülmektedir.



Şekil 3.2. Yer karolarındaki kusurlar için Bayes ağı

En sık gözlenen kusur %13,7 olasılık ile renk tonu olarak ortaya çıkmaktadır, ikinci sırada ise %12,8 olasılık ile çatlak olarak bulunmaktadır. En sık rastlanan üçüncü kusur ise %11,8 olasılık ile deliktir.

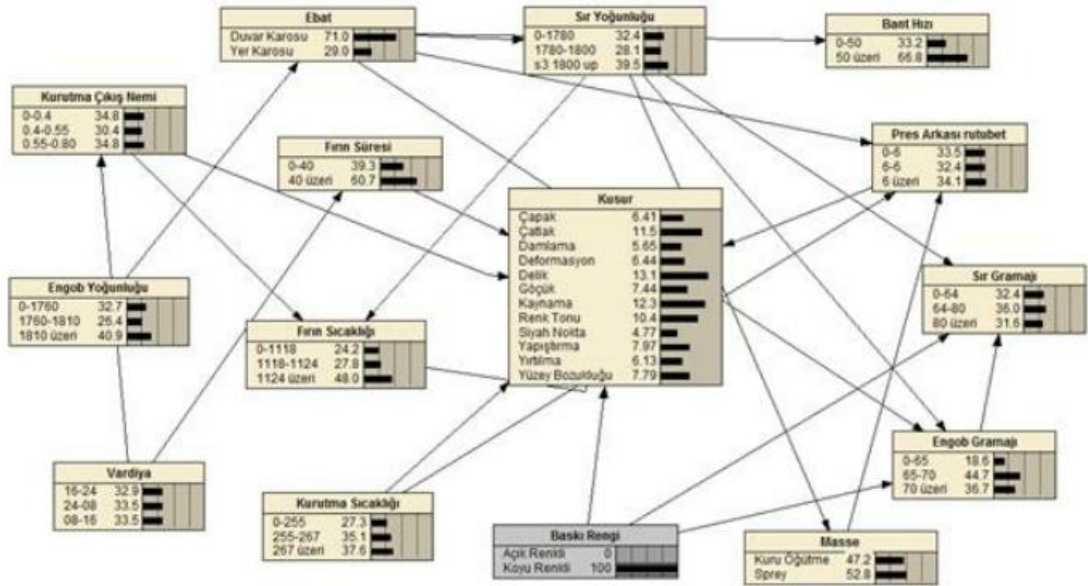
Şekil 3.3’te verilen Bayes ağında, fabrikada üretilen karoların açık renkli olması durumunda rastlanan kusur türlerinin olasılıkları görülmektedir.



Şekil 3.3. Açık renkli karolardaki kusurlar için Bayes ağı

Buna göre, en sık gözlenen kusur %13,5 olasılık ile renk tonu ve delik olarak görülmüştür. Üçüncü en sık gözlenen kusur ise %11,3 olasılık ile çatlak kusurudur.

Fabrikada üretilen koyu renkli karolar arasındaki kusurlar incelenecek olursae Şekil 3.4'teki Bayes ağı ortaya çıkmaktadır.



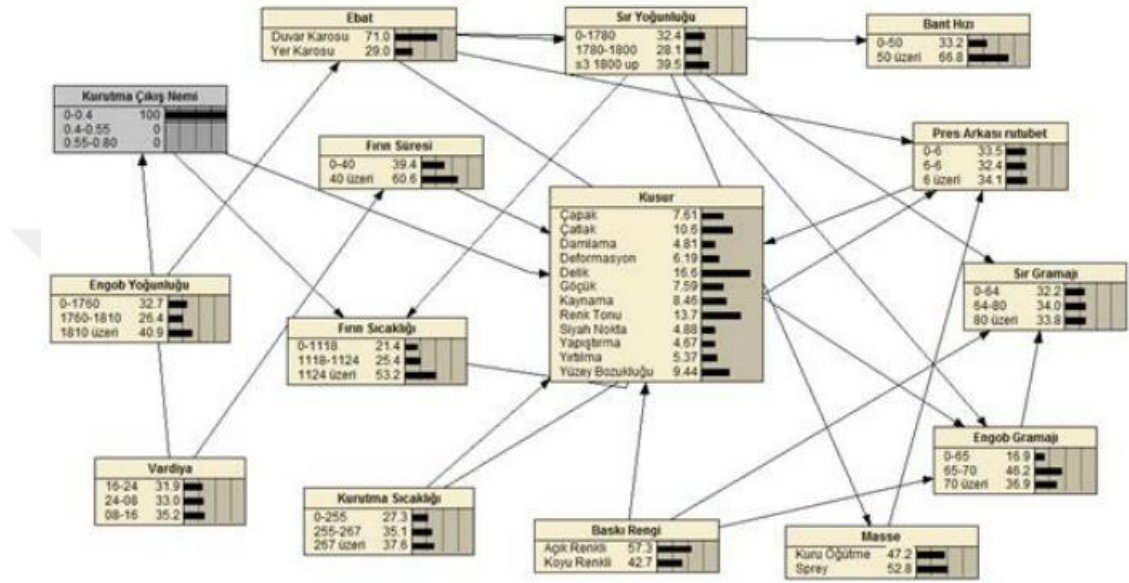
Şekil 3.4. Koyu renkli karolardaki kusurlar için Bayes ağı

Bu durumda en sık gözlenen kusurun %13,1 olasılık ile delik olduğu görülmüştür, ikinci sırada ise %12,3 olasılık ile kaynama bulunmaktadır. En sık rastlanan üçüncü



kusur ise %10,4 olasılık ile renk tonu olarak bulunmuştur. Bu bilgiler ışığında açık renkli karolarda renk tonu hatasının nispeten daha sık görüldüğü, diğer hatalar açısından çok anlamlı bir fark bulunmadığı söylenebilir.

Fabrikada düşük çıkış nemi koşullarına üretilen karolarda gözlenen hata türleri olasılıkları ile birlikte Şekil 3.5'te verilmektedir.

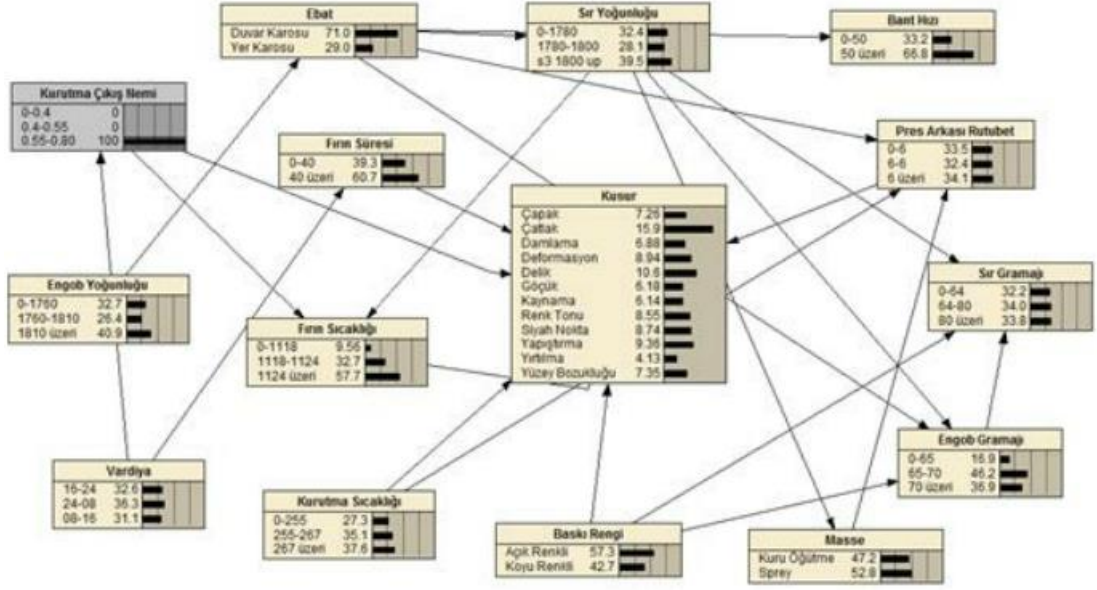


Şekil 3.5. Kurutma çıkış nemi düşük karolardaki kusurlar için Bayes ağı

Şekildeki sonuçlara göre en sık gözlenen kusur %16,6 olasılıkla delik kusurudur. İkinci sırada %13,7 olasılık ile renk tonu, üçüncü sırada ise %10,6 olasılık ile çatlak bulunmaktadır. Kurutma çıkış nemi düşük karolarda delik ihtimalinin yüksekliği dikkat çekmektedir.

Şekil 3.6'da yüksek çıkış nemi içeren karoların kusur olasılıklarını gösteren Bayes ağı verilmiştir.

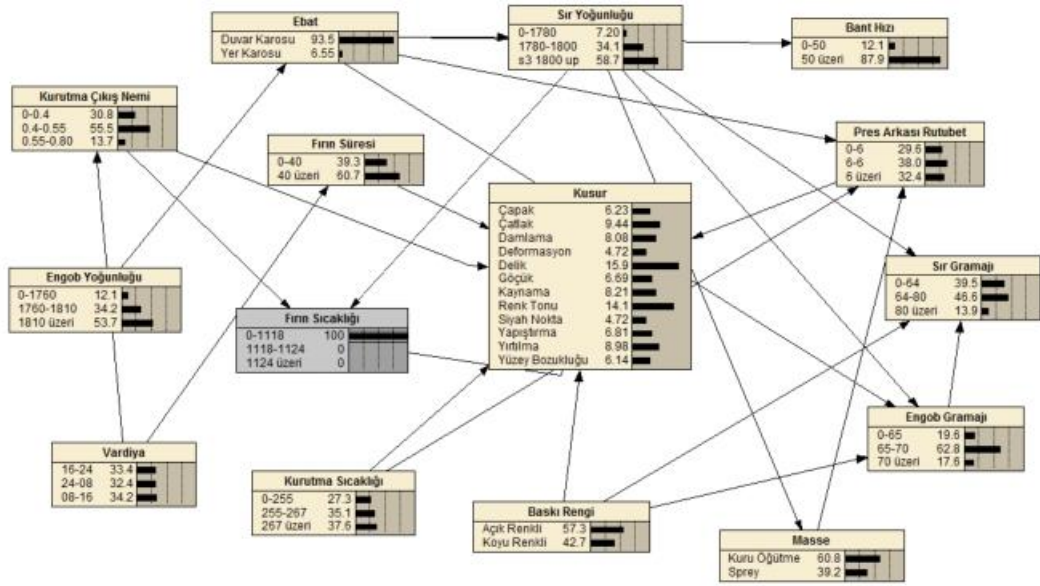




Şekil 3.6. Kurutma çıkış nemi yüksek karolardaki kusurlar için Bayes ağı

Bu koşullarda en sık gözlenen kusur %15,9 olasılık ile çatlak olarak tespit edilmiştir. En sık gözlenen ikinci kusur %10,6 olasılık ile delik olarak görülmektedir. Üçüncü sırada ise %9,36 olasılık ile yapıştırma bulunmaktadır. Kurutma çıkış nemi yüksek karolarda en yaygın hata çatlaktır. Delik ise kurutma çıkış nemi olasılığı düşük karolara göre daha az görülmektedir. Aynı şekilde kurutma çıkış nemi olasılığı düşük karolarda çatlak daha az görülmektedir. Dolayısıyla kurutma çıkış neminin yüksek olması çatlak ihtimalini artırırken düşük olması delik ihtimalini artırmaktadır.

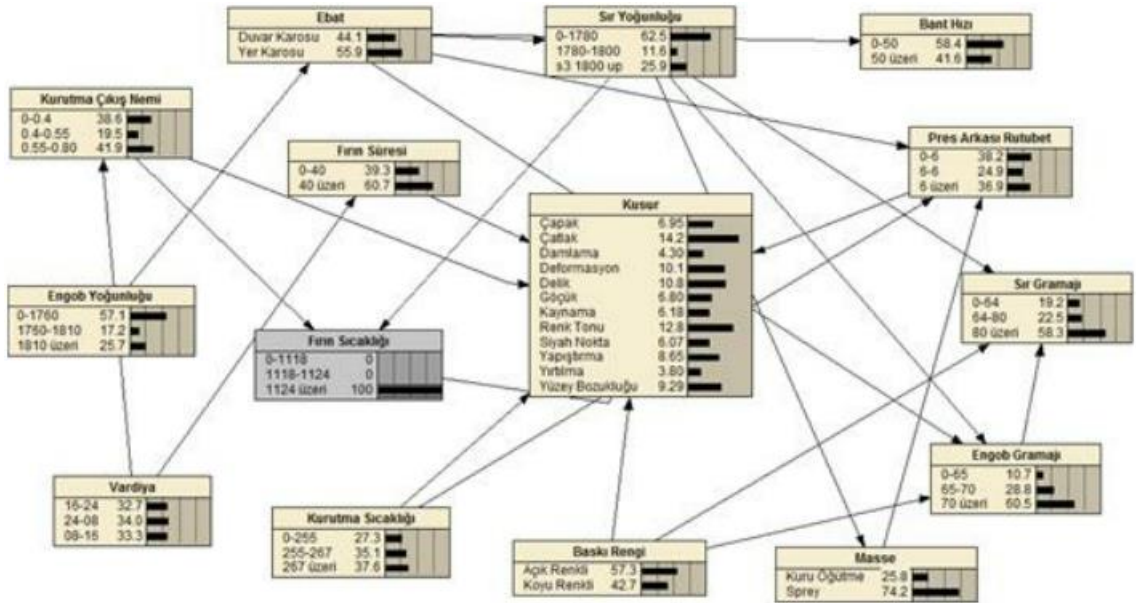
Şekil 3.7’de verilen Bayes ağında, fabrikanın düşük fırın sıcaklığında ürettiği karolarda rastlanan kusur türlerinin olasılıkları görülmektedir.



Şekil 3.7. Düşük fırın sıcaklığında üretilen karolardaki kusurlar için Bayes ağı

Düşük sıcaklıklı fırında en sık gözlenen kusur % 15,9 olasılık ile delik iken ikinci sırada % 14,1 olasılık ile renk tonu bulunmaktadır. En sık üçüncü kusur olarak çatlak olarak izlenmiştir ve oluşma olasılığı %9,44'tür. Düşük fırın sıcaklığı delik ve renk bozukluğu risklerini artırmaktadır.

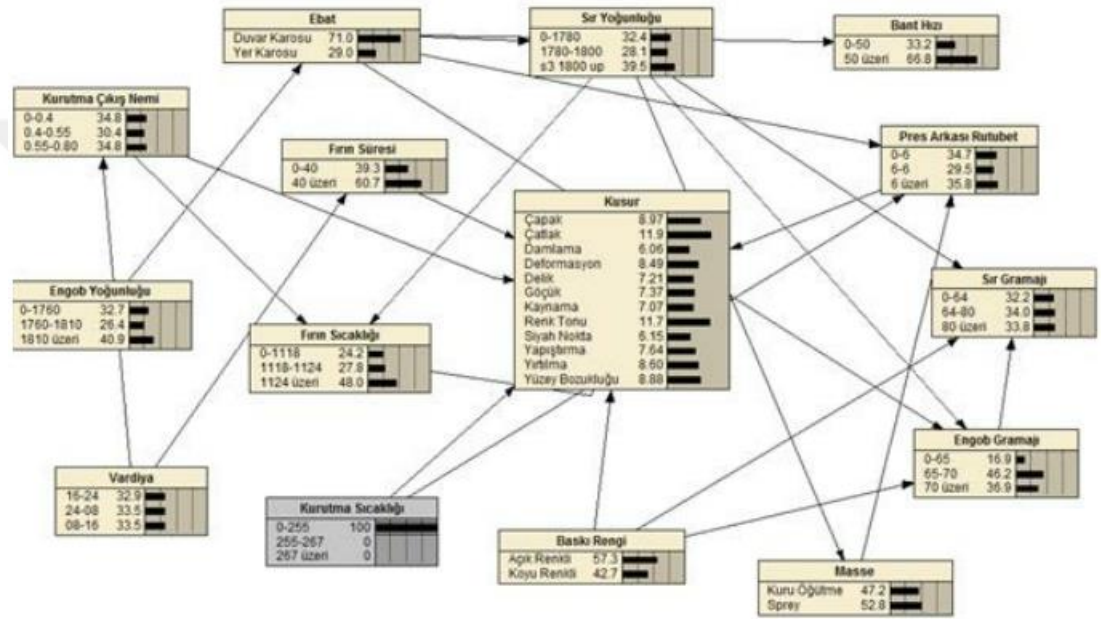
Şekil 3.8'deki Bayes ağı, fabrikada yüksek fırın sıcaklığında üretilen karolarda rastlanan kusur türlerinin olasılıkları için kurulmuştur.



Şekil 3.8. Yüksek fırın sıcaklığında üretilen karolardaki kusurlar için Bayes ağı

En sık gözlenen kusur % 14,2 olasılık ile çatlak olarak ortaya çıkmaktadır, ikinci sırada ise % 12,8 olasılık ile renk tonu bulunmaktadır. Üçüncü sıradaki kusur ise % 10,1 ile deformasyondur. Düşük fırın sıcaklığı ile karşılaştırıldığında, yüksek fırın sıcaklığının delik olasılığını azaltırken çatlak olasılığını arttırdığı görülmektedir. Ayrıca deformasyon konusunda yüksek fırın sıcaklığı çok daha etkili olmuştur.

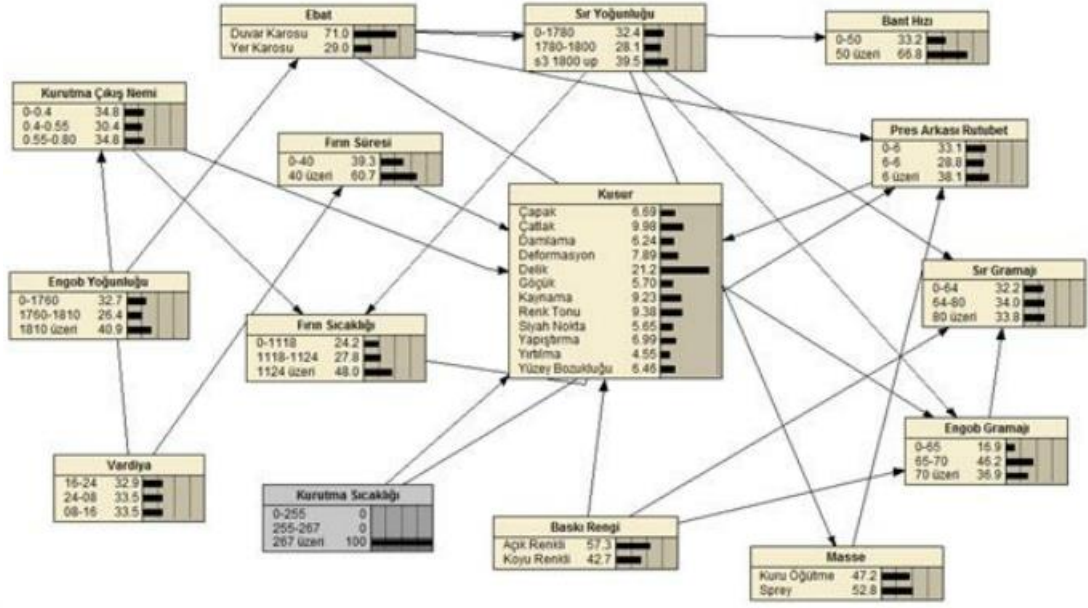
Şekil 3.9’da düşük kurutma sıcaklığına maruz kalmış karolardaki kusurlar için kurulan Bayes ağı gösterilmektedir.



Şekil 3.9. Düşük kurutma sıcaklığında üretilen karolardaki kusurlar için Bayes ağı

Bu sıcaklıklarda en sık gözlenen kusur %11,9 olasılık ile çatlak olarak tespit edilmiştir. İkinci sırada %8,97 olasılık ile çapak, üçüncü sırada ise %8,88 olasılık ile yüzey bozukluğu bulunmaktadır. Düşük kurutma sıcaklığının en fazla sebebiyet verdiği kusur çatlaktır.

Şekil 3.10’da verilen Bayes ağında, fabrikada kurutma sıcaklığı yüksek derecede üretilen karolarda rastlanan kusur türlerinin olasılıkları görülmektedir.

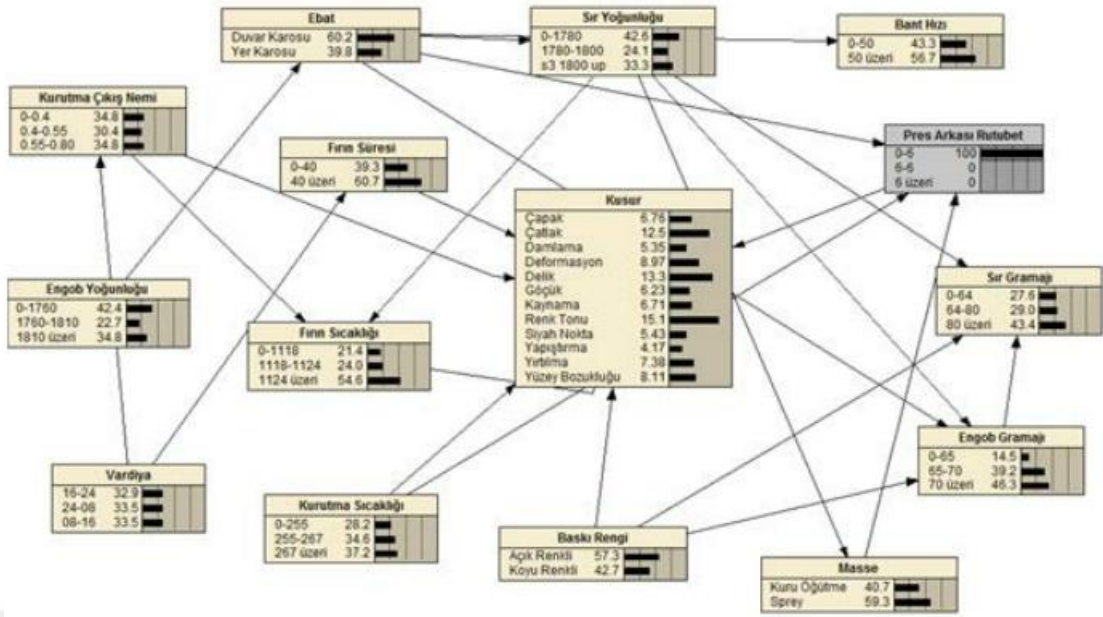


Şekil 3.10. Yüksek kurutma sıcaklığında üretilen karolardaki kusurlar için Bayes ağı

Şekle göre, en sık meydana gelen kusur %21,2 olasılık ile delik olarak görülmektedir, ikinci sırada ise %9,98 olasılık ile çapak bulunmaktadır. En sık rastlanan üçüncü kusurun ise %9,38 olasılık ile renk tonu olduğu tespit edilmiştir. Yüksek kurutma sıcaklığının delik oluşumuna yüksek olasılıkla sebep olduğu görülmektedir. Düşük kurutma sıcaklığında en çok görülen çatlak ve çapak olasılıkları yakın gözlenmiştir, yüzey bozukluğu ise daha az görülmektedir.

Şekil 3.11’de verilen Bayes ağında, fabrikada pres arkası rutubeti düşük gelen karolarda rastlanan kusur türlerinin olasılıkları görülmektedir.

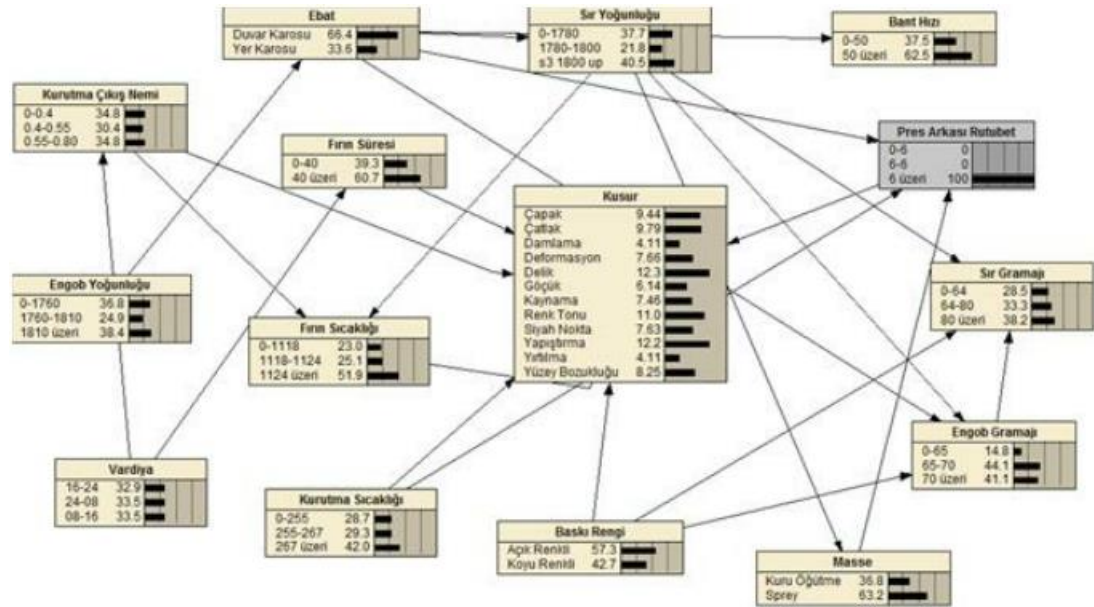




Şekil 3.11. Pres arkası rutubeti düşük olan karolardaki kusurlar için Bayes ağı

Şekil 3.11'e bakıldığında, en sık gözlenen kusurun %15,1 olasılık ile renk tonu olduğu görülmektedir. Bunun yanında %12,5 olasılık ile çatlak ve %13,3 olasılık ile delik oluşmaktadır.

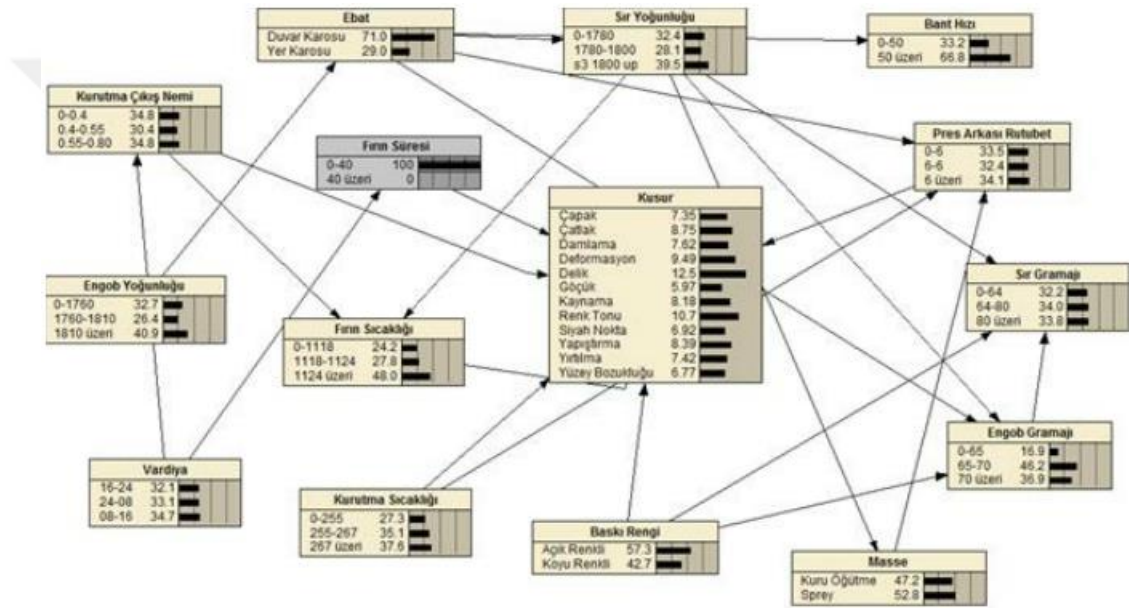
Şekil 3.12, fabrikada pres arkası rutubeti yüksek gelen karolarda rastlanan kusur türlerini tespit etmek için kurulmuş olan Bayes ağını göstermektedir.



Şekil 3.12. Pres arkası rutubeti yüksek olan karolardaki kusurlar için Bayes ağı

En sık gözlenen kusur %12,3 olasılıkla sahip delik kusurudur. Sıklığı ikinci sırada gözlenen kusur %12,2 olasılıkla ile yapıştırmadır. Üçüncü sıklık seviyesine ise %13,3 olasılıkla ile renk tonu sahiptir. Pres arkası rutubetinin yüksekliğinin çatlak ve renk tonu bozukluklarını azaltmakla birlikte yapıştırma kusurlarını çok yüksek olasılıkla arttırdığı görülmektedir. Bu da beklenen bir sonuçtur.

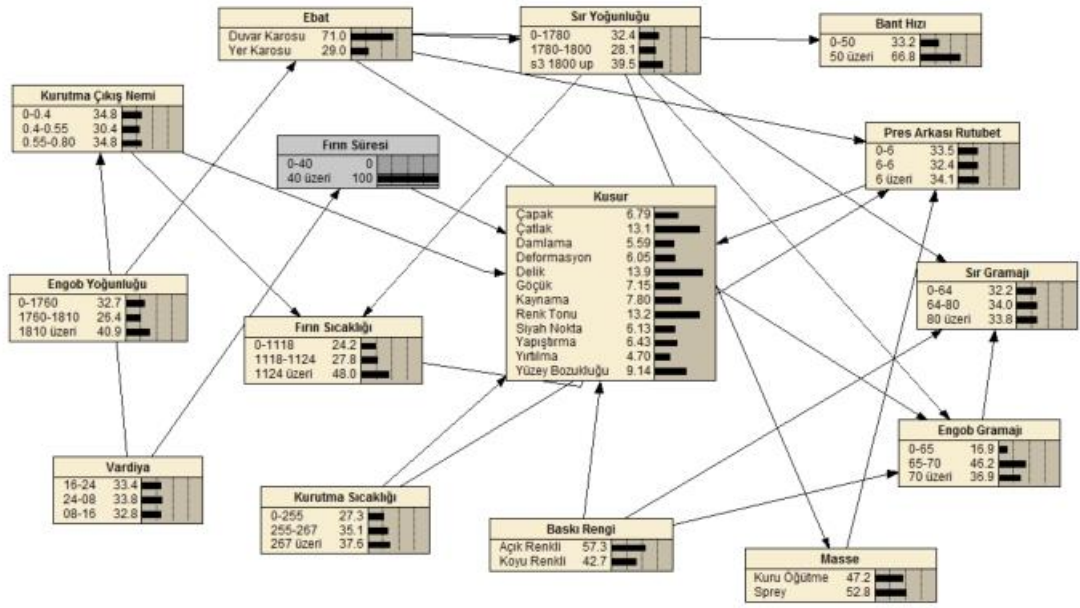
Şekil 3.13’de verilen Bayes ağında, fabrikadaki fırında pişirme süresi kısa olarak uygulanan karolarda rastlanan kusur türlerinin dağılımı gösterilmiştir.



Şekil 3.13. Düşük sürede pişirilen karolardaki kusurlar için Bayes ağı

En sık gözlenen kusurun %12,5 olasılıkla ile delik olduğu tespit edilmiştir. İkinci sıradaki kusura bakıldığında bu kusurun da %10,7 olasılıkla ile renk tonu olduğu görülmektedir. Üçüncü sırada ise %9,49 olasılıkla ile deformasyon gelmektedir.

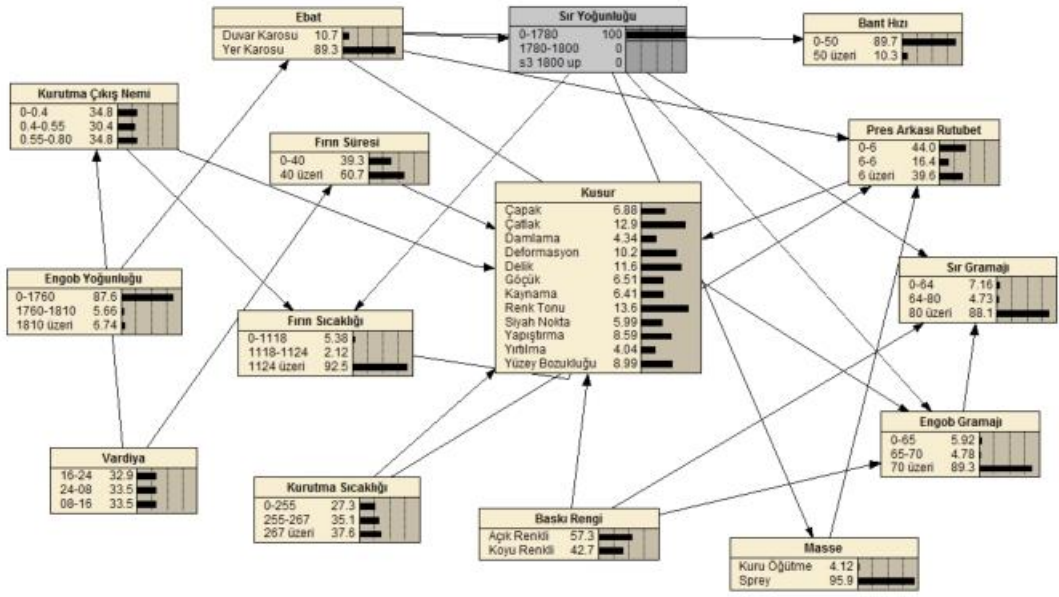
Şekil 3.14’te verilen Bayes ağında, fabrikada yüksek sürede pişirilen karolarda rastlanan kusur türlerinin olasılıkları görülmektedir.



Şekil 3.14. Yüksek sürede pişirilen karolardaki kusurlar için Bayes ağı

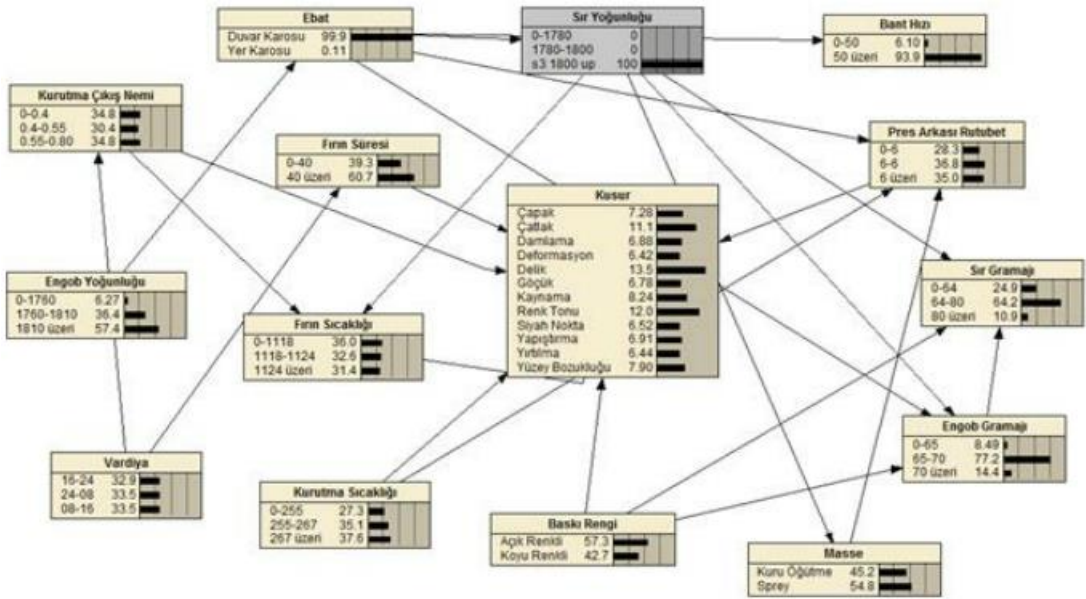
Yüksek pişirme süresinde en sık gözlenen kusur %13,9 olasılık ile delik olarak gözlenmiştir, ikinci sıklıktaki kusur ise %13,2 olasılık ile renk tonu olarak ortaya çıkmaktadır. Üçüncü sıklıktaki kusur ise %13,1 olasılığı ile çatlaktır. Her iki sürede de en önemli kusurun delik olduğu görülmekle birlikte yüksek fırın süresinin çatlak ihtimalini arttırdığı görülmektedir.

Şekil 3.15'te verilen Bayes ağında, fabrikada düşük yoğunluklu sır kullanılarak üretilen karolarda rastlanan kusur türlerinin olasılıkları görülmektedir. En sık gözlenen kusur %13,6 olasılık ile renk tonu olarak ortaya çıkmaktadır, ikinci sırada %10,2 olasılık ile deformasyon, üçüncü sırada ise %11,6 olasılığı ile delik gelmektedir.



Şekil 3.15. Düşük yoğunluklu sır kullanılarak üretilen karolardaki kusurlar için Bayes ağı

Şekil 3.16’da verilen Bayes ağında, fabrikada yüksek yoğunluklu sır kullanılarak üretilen karolarda rastlanan kusur türlerinin olasılıkları ortaya konmuştur.

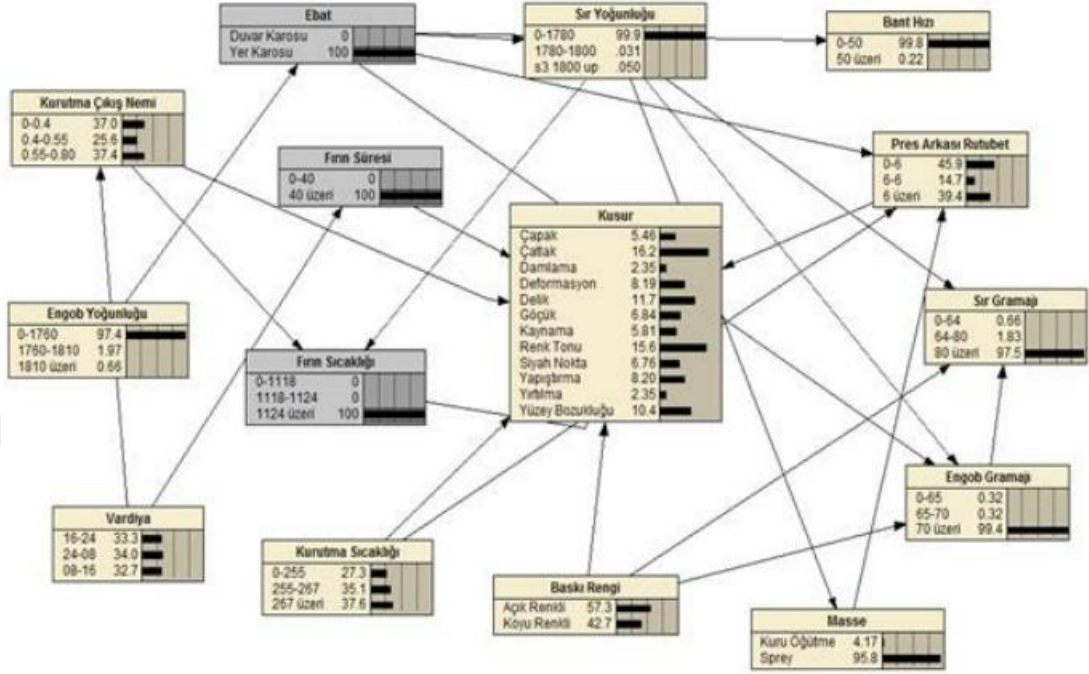


Şekil 3.16. Yüksek yoğunluklu sır kullanılarak üretilen karolardaki kusurlar için Bayes ağı

Bu koşullarda en sık gözlenen kusur % 12 olasılık ile renk tonu olarak görülmektedir. İkinci sırada % 10,2 olasılık ile deformasyon, üçüncü sırada ise % 11,1 olasılığı ile çatlak gelmektedir. İki sır yoğunluğunda da hata dağılımının benzer gerçekleştiği görülmektedir.



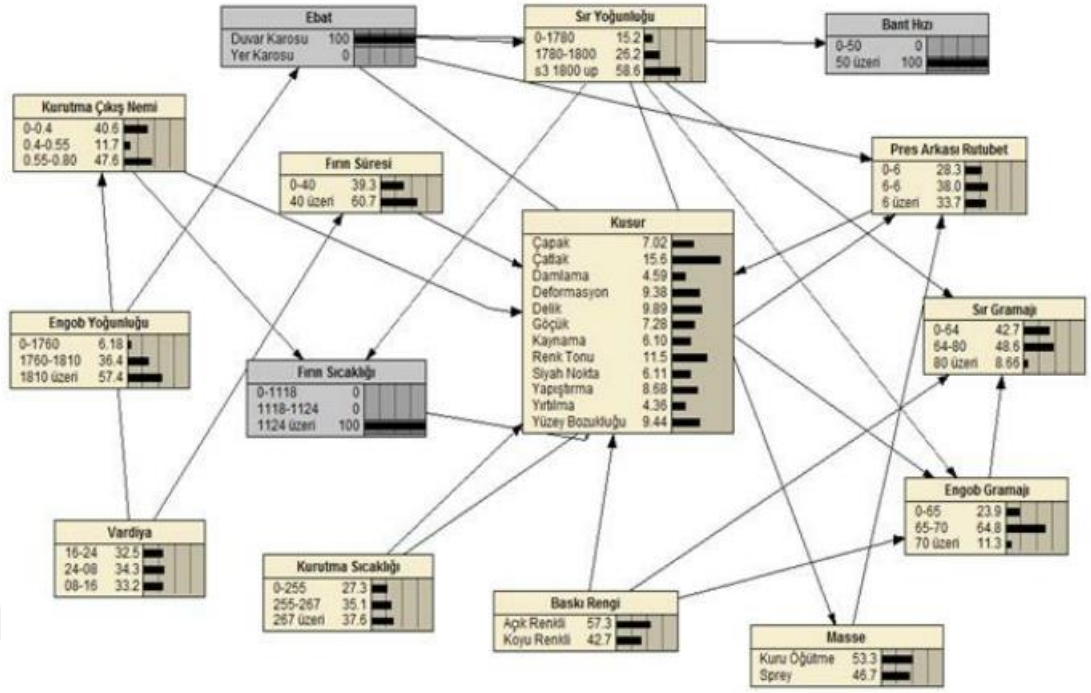
Şekil 3.17’de verilen Bayes ağı, fabrikada yüksek fırın süresi ve fırın sıcaklığında üretilen yer karolarında rastlanan kusur türlerinin olasılıklarını göstermektedir.



Şekil 3.17. Yüksek fırın süresi ve sıcaklığında üretilen karolardaki kusurlar için Bayes ağı

Seçilen bu koşullarda üretilen karolarda %16,2 olasılıkla çatlak ortaya çıkmıştır. Çatlaktan sonraki en yaygın kusur %15,6 olasılık ile renk tonudur. Üçüncü sırada ise %11,7 olasılığı ile delik gelmektedir.

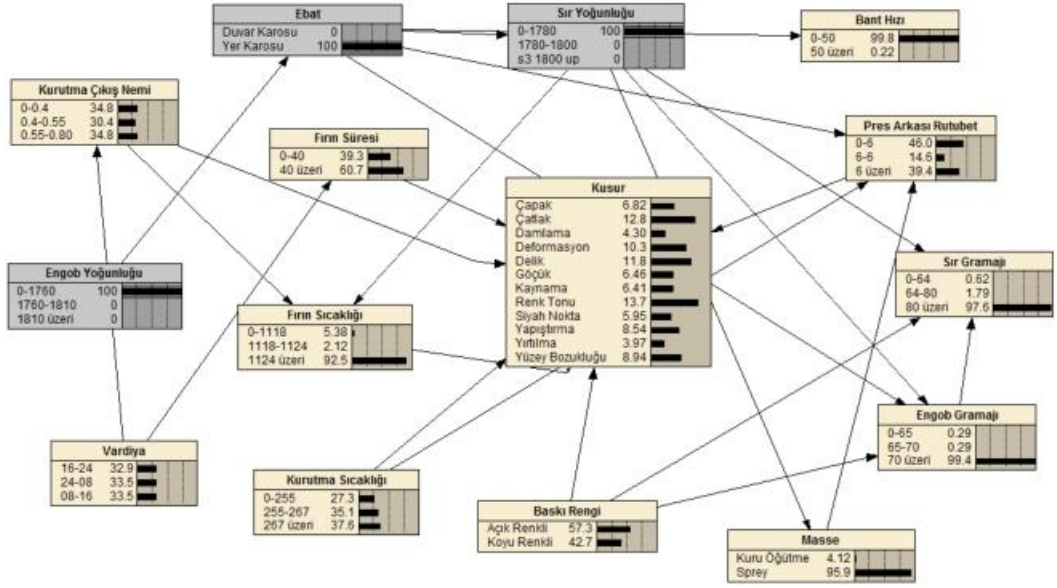
Şekil 3.18’de verilen Bayes ağında, fabrikada duvar karosu üretimi yüksek fırın sıcaklığında ve aplikasyon bant hızı yüksek iken yapıldığı takdirde ortaya çıkan kusur dağılımı görülmektedir.



Şekil 3.18. Yüksek fırın sıcaklığında ve hızlı aplikasyon bandında üretilen karolardaki kusurlar için Bayes ağı

Verilen değişkenler ile yapılan üretimde en sık gözlenen kusur %15,6 olasılık ile çatlak olarak ortaya çıkmaktadır, ikinci sırada %11,5 olasılık ile renk tonu bulunurken üçüncü sırada %9,89 olasılığı ile delik gelmektedir.

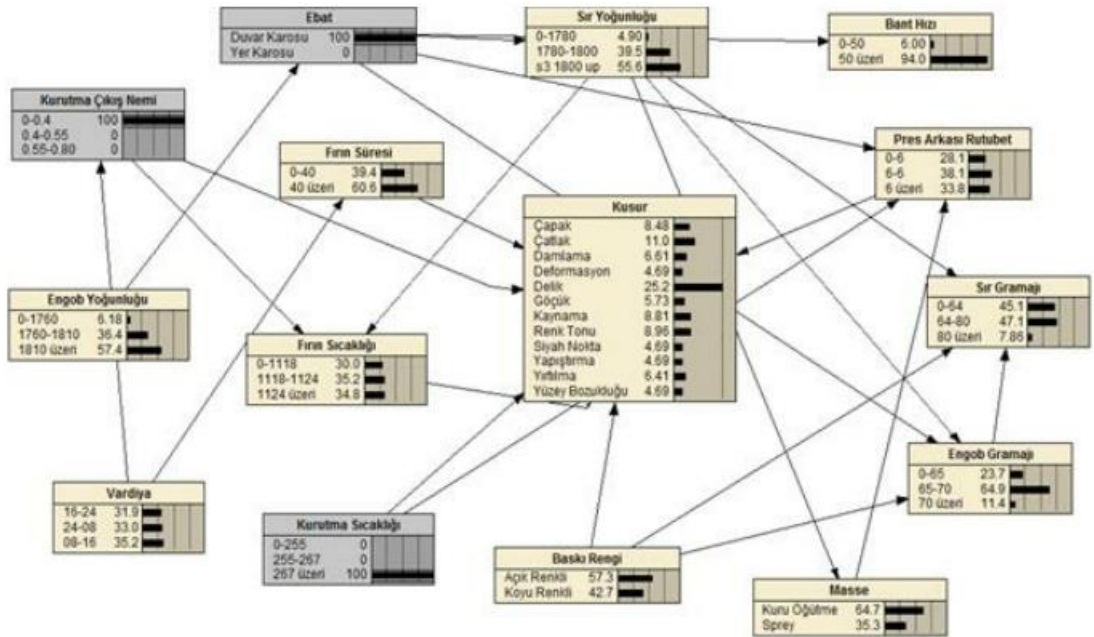
Şekil 3.19'da verilen Bayes ağında, fabrikada üretimi düşük engob ve sır yoğunluğu kullanılarak yapılan yer karolarında rastlanan kusur türlerinin olasılıkları görülmektedir.



Şekil 3.19. Düşük engob ve sır yoğunluğu ile üretilen karolardaki kusurlar için Bayes ağı

Bu karolarda en sık gözlenen kusur %13,7 olasılık ile renk tonu olarak ortaya çıkmaktadır, ikinci sırada %12,8 olasılık ile çatlak, üçüncü sırada ise %11,8 olasılıkla delik gelmektedir.

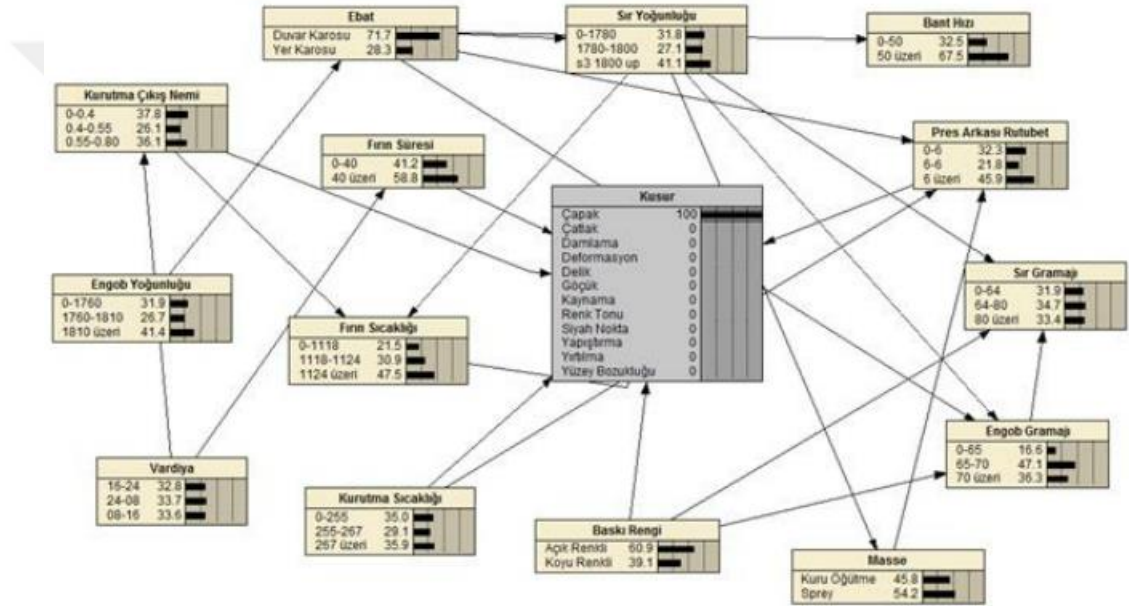
Şekil 3.20’de verilen Bayes ağında, fabrikada yüksek kurutma sıcaklığı ve düşük kurutma çıkış nemi ile üretilen duvar karolarında rastlanan kusur türlerinin olasılıkları görülmektedir.



**Şekil 3.20. Yüksek kurutma sıcaklığı ve düşük kurutma çıkış nemi ile üretilen karolardaki kusurlar için Bayes ağı**

Bu karolar için en sık gözlenen kusur %25,2 olasılık ile delik iken ikinci sırada %11,0 olasılık ile çatlak, üçüncü sırada ise %8,96 olasılığı ile renk tonu gelmektedir.

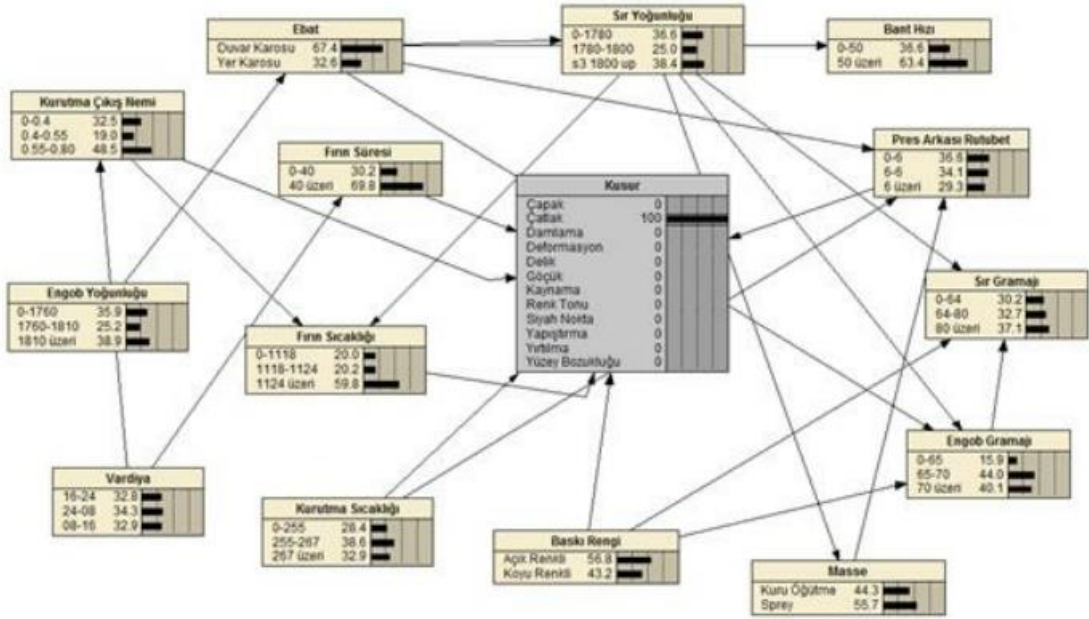
Tahmin edilen Bayes ağı yardımı ile gözlenen kusur türlerinden yola çıkarak, ilgili kusura yol açan faktörlerin analizini gerçekleştirmek de mümkündür. Örneğin üretilen karolarda çatlak kusuru gözleendiğinde, bu kusura yol açan faktörlerin olasılıkları Şekil 3.21’de görülmektedir.



**Şekil 3.21. Çapak kusuruna sahip bir karonun olası üretim koşulları**

Bu karonun bir duvar karosu olma olasılığının %71,7 olduğu, büyük olasılıkla (%41,1) yüksek bir sır yoğunluğu ile üretildiği ve %67,5 olasılıkla bant hızının 50'nin üzerinde olduğu bir koşulda üretildiği ortaya çıkmaktadır. Buna ek olarak söz konusu karo %33,4 en büyük olasılıkla 80 üzeri sır gramajına sahip olarak üretilmiş, %47,1 olasılıkla 65-70 engob gramajı kullanılmış ve %54,2 en büyük olasılığı ile sprej yöntemi kullanılarak oluşturulmuştur.

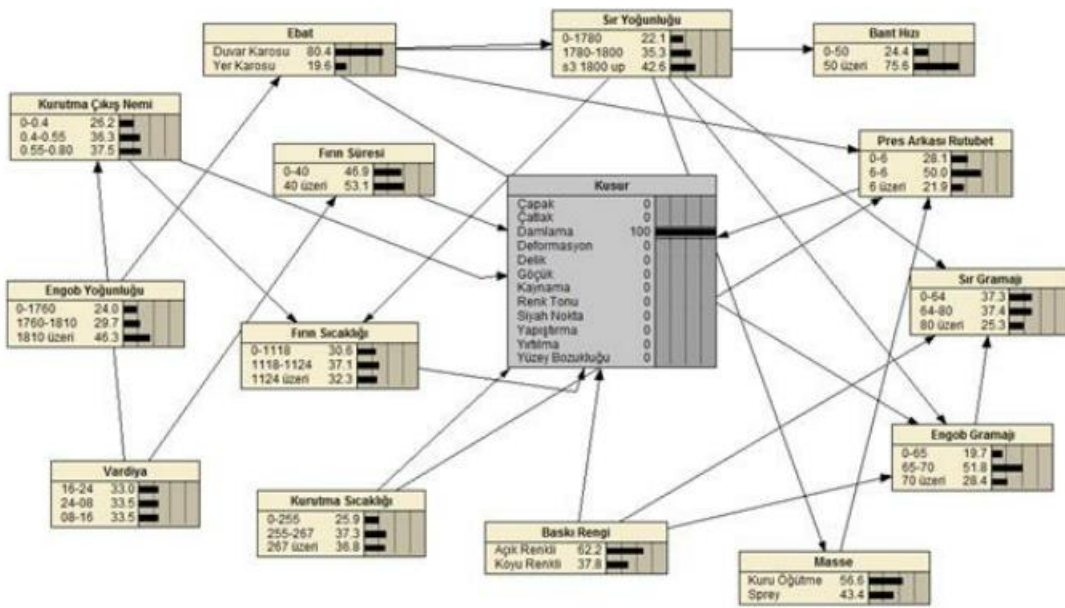




Şekil 3.22. Çatlak kusuruna sahip bir karonun olası üretim koşulları

Çatlak gözlenen karonun %69,8 olasılıkla fırın süresinin 40 dakika üzerinde olduğu beklenmektedir. Bu karo %67,4 ihtimalle bir duvar karosudur, %63,4 ihtimalle ise bant hızı 50 saniyenin üzerindedir. Fırın pişirme sıcaklığının 1124 derecenin üstünde olma olasılığı %59,8, baskısının açık renkte olma olasılığı ise %56,8'dir.

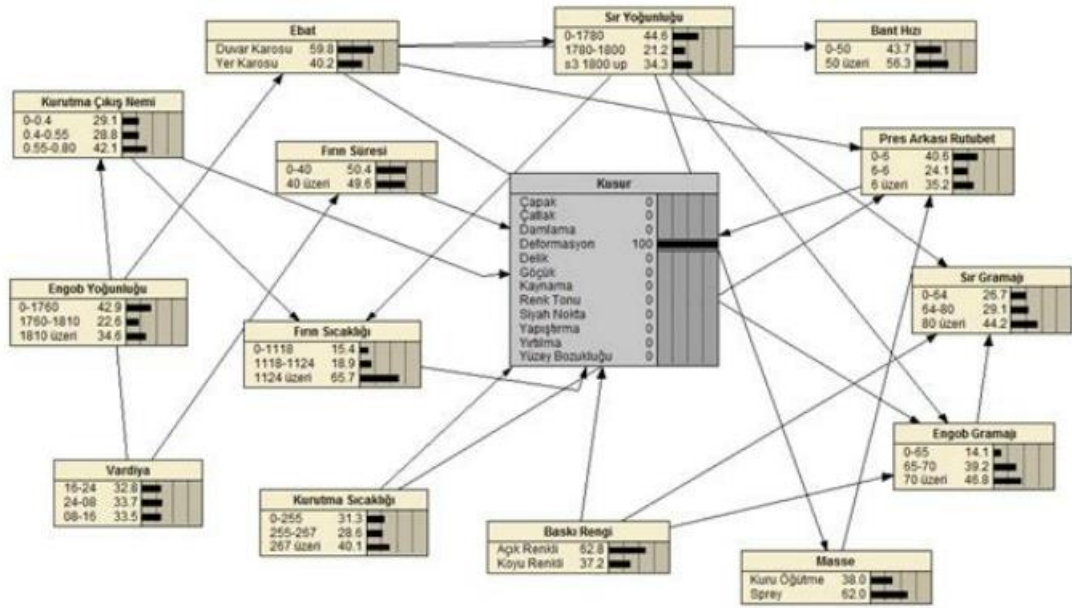
Eğer damlama kusurunun olduğu biliniyorsa Bayes ağı modeli Şekil 3.23'teki durumu oluşmuştur.



Şekil 3.23. Damlama kusuruna sahip bir karonun olası üretim koşulları

Bu Bayes ağına göre damlama kusuruna sahip bir karo %80,4 olasılıkla duvar karosudur. %75,6 olasılıkla bu karoda bant hızı 50 saniyenin üzerinde uygulanmıştır. %56,6 olasılıkla bu karo masse'de kuru öğütme ile üretilmiş, %51,8 olasılıkla ise engob gramajı 65-70 gram arasındadır.

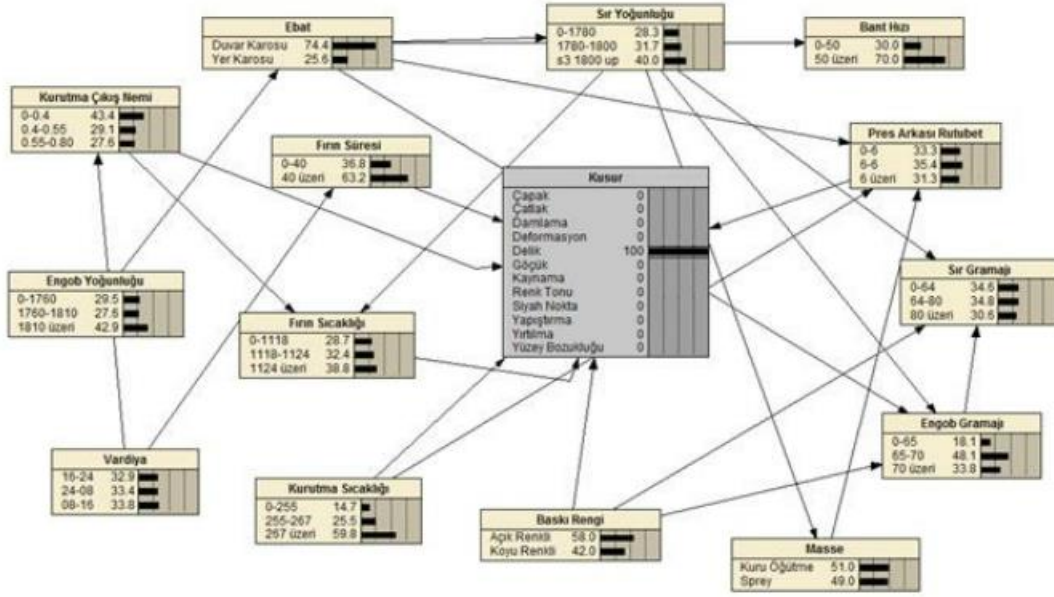
Üretilen karoda deformasyon kusuru olduğu kesin ise Şekil 3.24'teki Bayes ağı elde edilmektedir.



Şekil 3.24. Deformasyon kusuruna sahip bir karonun olası üretim koşulları

Bu Bayes ağına göre, fabrikada üretilen karo %65,7 olasılıkla 1124 derece üzerinde sıcaklıkta pişirilmiş, %62,0 olasılıkla masse spreylenerek üretilmiş, %62,8 olasılıkla baskı rengi açık renkte olmuştur %59,8 olasılıkla bu karo bir duvar karosudur. Bant karosunun hızının 50 saniye üzeri olma ihtimali %56,3'tür. Sır yoğunluğu %44,6 olasılıkla 1780'in altında, %21,2 olasılıkla 178-1800 arasında, %34,3 olasılıkla 1800'ün üstündedir.

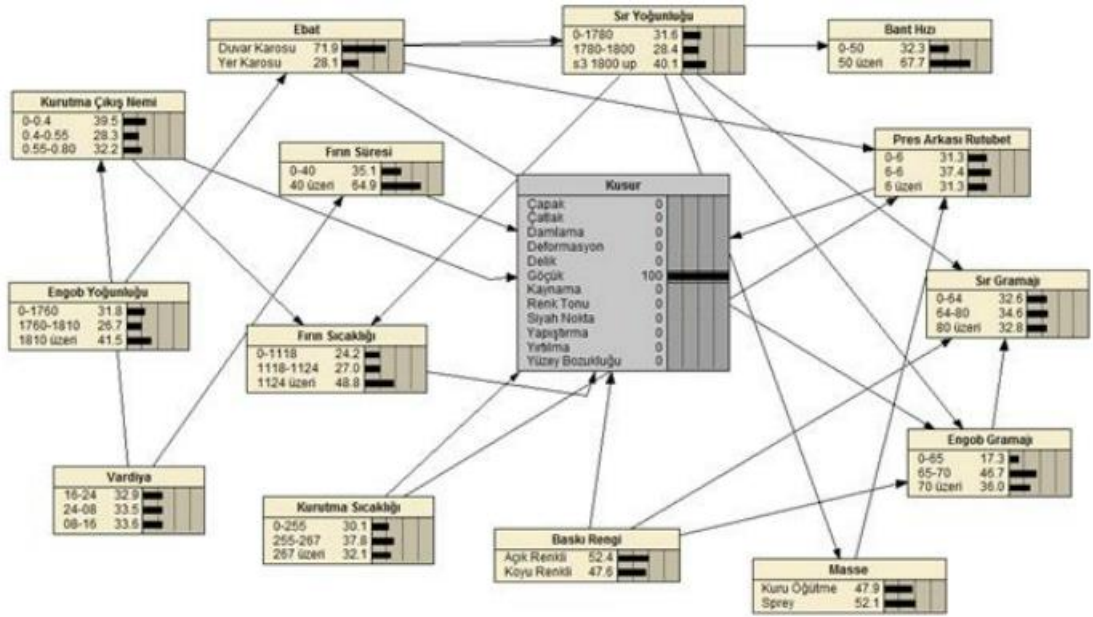
Bayes ağı modelinde üretilen karoda karşılaşılan kusur türlerinden delik kusuru geldiği bilindiğinde elde edilen Bayes ağı Şekil 3.25'ta gösterilmiştir.



Şekil 3.25. Delik kusuruna sahip bir karonun olası üretim koşulları

Şekil 3.25'te verilen Bayes ağında, fabrikada üretilen karonun %74,4 olasılıkla duvar karesi olduğu görülebilir. %70 olasılıkla bu karo 50 saniye üzerinde bir bant hızı ile üretilmiştir. Fırın süresinin 40 dakika altı olma olasılığı %36,8'dir. Kurutma sıcaklığı %59,8 olasılıkla 267 derecenin üstünde, %14,7 olasılıkla 255 derecenin altındadır. Massenin kuru öğütme olarak üretilmiş olma olasılığı %51'dir.

Fabrikada üretilen karonun göçük kusuruna sahip olduğu biliniyorsa Şekil 3.26'daki Bayes ağı gözlemlenmektedir.

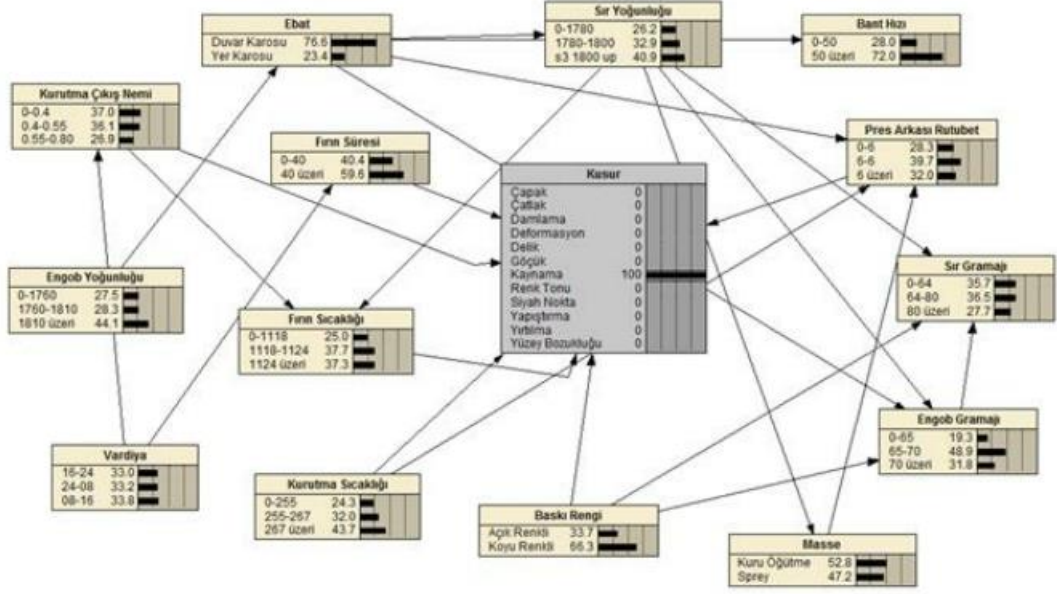


Şekil 3.26. Göçük kusuruna sahip bir karonun olası üretim koşulları

Şekil 3.26’da verilen Bayes ağında, fabrikada üretilen karonun birinci olarak %71,9 olasılık ile duvar karosu olduğu görülmektedir. Bu karonun baskı hızı %67,7 olasılıkla 50 saniyeden fazladır. Fırın süresinin 40 derece üstü olma olasılığı %64,9’dur. Massenin spreylenerek üretilmiş olma olasılığı %52,1’dir. Pişirme sıcaklığı %48,8 olasılıkla 1124 derece üstü, %24,2 olasılıkla 1118 derece altıdır.

Eğer karoda kaynama kusuru oluştuğu bilinmekte ise Şekil 3.27’deki Bayes ağı elde edilmektedir.

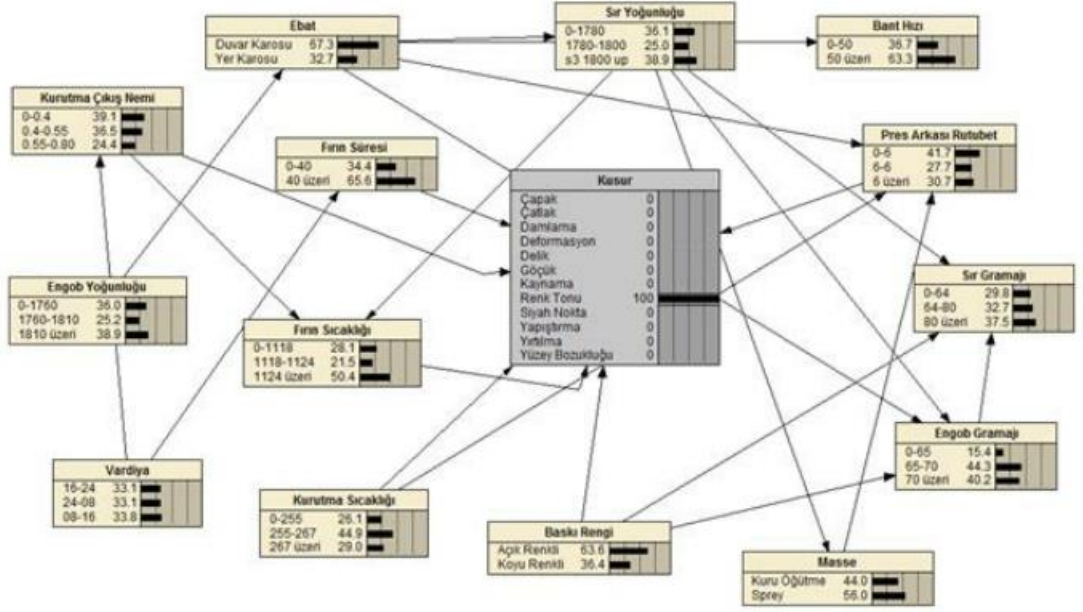




Şekil 3.27. Kaynama kusuruna sahip bir karonun olası üretim koşulları

Kaynama kusuru için olan Bayes ağında, fabrikada üretilen karonun kaynama kusuruna sahip olduğu durumda %76,6 olasılık ile duvar karosu olduğu, %72 olasılık ile bant hızının 50 saniyenin üzerinde olduğu, %66,3 olasılık ile baskı renginin koyu renkli olduğu, %59,6 olasılık ile fırın pişirme süresinin 40 dakika üzeri olduğu, massenin kuru öğütme olması olasılığının ise %52,8 olduğu görülmektedir

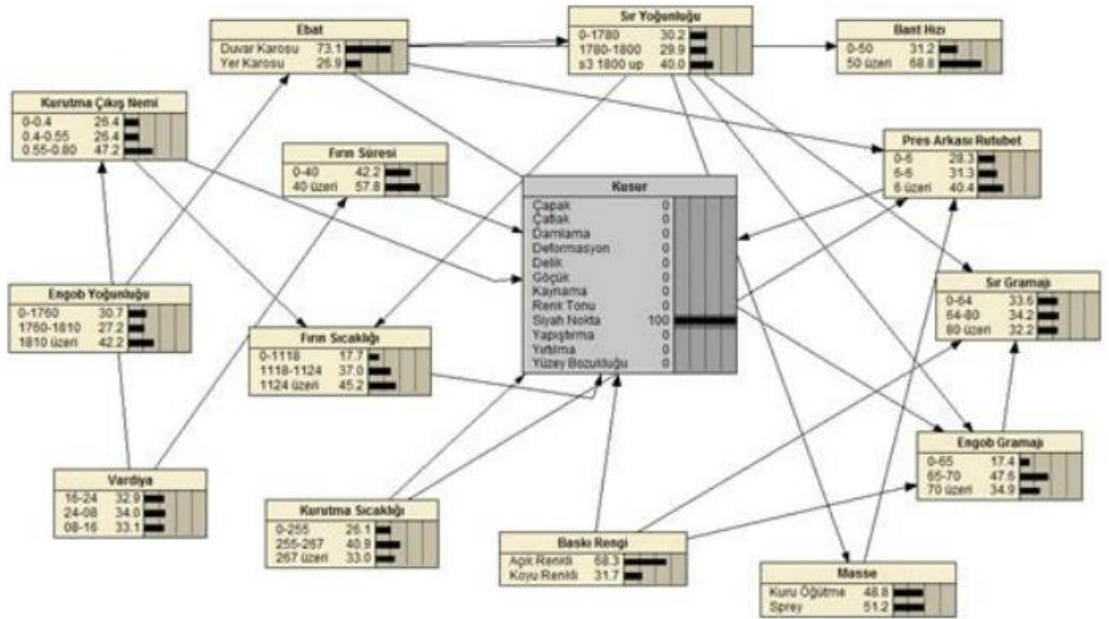
Bayes ağı modelinde üretilen karoda karşılaşılan kusur türlerinden renk tonu kusuru geldiği bilindiğinde Şekil 3.28’de verilen Bayes ağı ortaya çıkmıştır.



Şekil 3.28. Renk tonu kusuruna sahip bir karonun olası üretim koşulları

Bu karo %67,3 olasılıkla duvar karosudur. Fırın pişirme süresi %65,6 olasılıkla 40 dakikanın üzerindedir. Baskı renginin açık olması %63,6'lık bir ihtimaldir. %56 olasılıkla masse spreylenerek üretilmiştir. Fırın sıcaklığı %50,4 olasılıkla 1124 derecenin üzerinde, %28,1 olasılıkla 1118 derecenin altındadır.

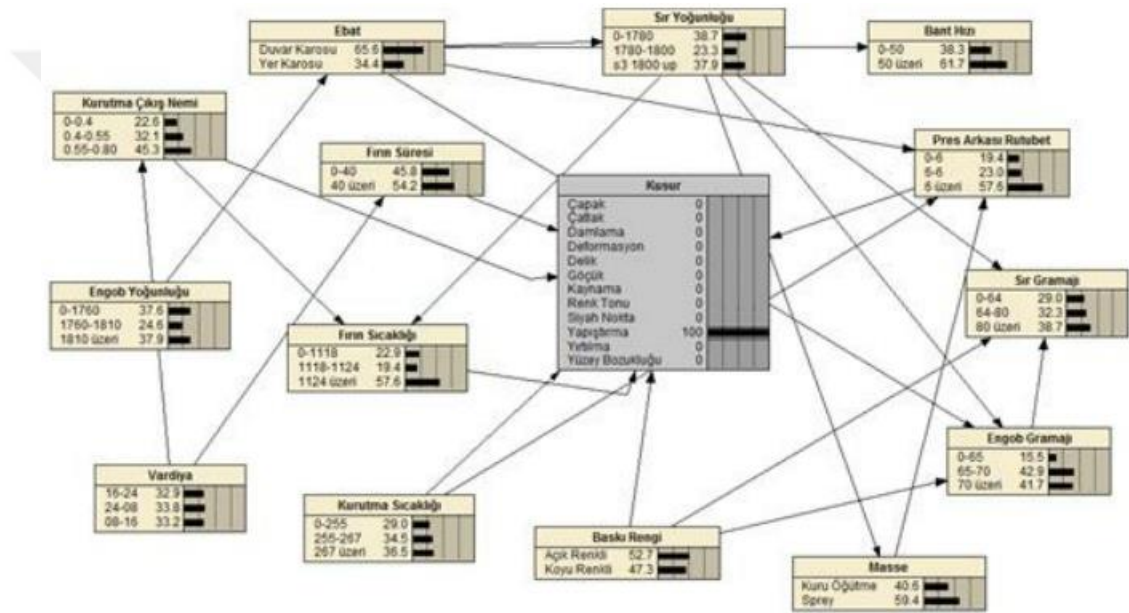
Üretilen karoda siyah nokta kusuru tespit edildiye bu karo için oluşacak Bayes ağı Şekil 3.29'da verilmiştir.



**Şekil 3.29. Siyah nokta kusuruna sahip bir karonun olası üretim koşulları**

Bu Bayes ağına göre, fabrikada üretilen siyah nokta kusurlu karonun %73,1 olasılık ile duvar karosu olduğu görülmektedir. Baskı rengi %68,3 olasılıkla açıktır. Bant hızının 50 saniye üzeri olması %68,8 olasılığa sahiptir. Pişirme süresi %57,8 olasılık ile 40 dakikadan fazladır. Kurutma çıkış neminin 0,55-0,80 arası olma olasılığı %47,2'dir.

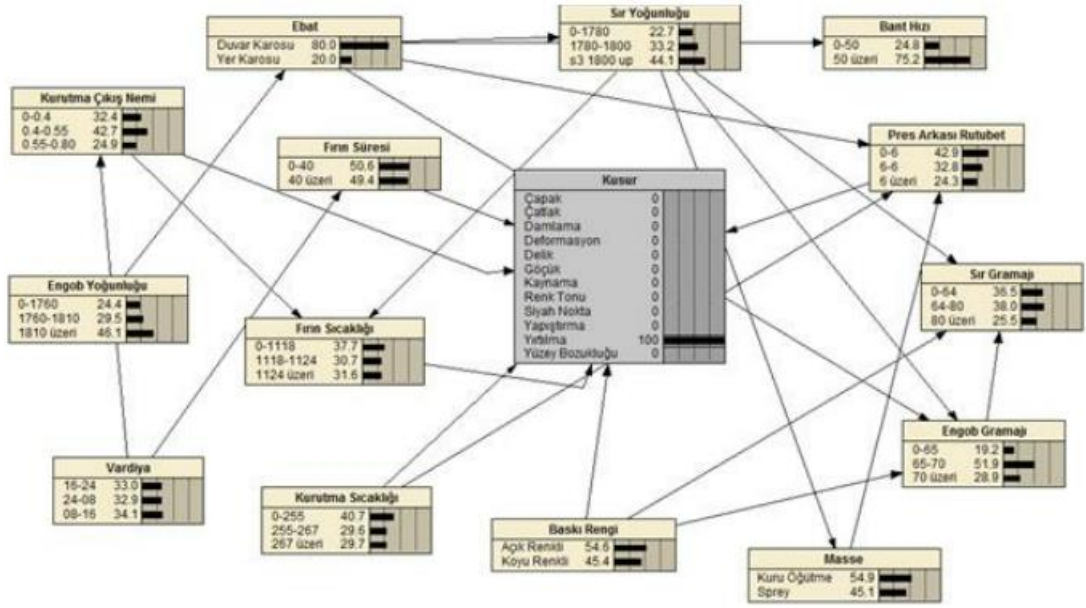
Fabrikada üretilen bir karoda yapıştırma kusuruna rastlandığı sabit ise Şekil 3.30'da verilen Bayes ağı oluşmaktadır.



**Şekil 3.30. Yapıştırma kusuruna sahip bir karonun olası üretim koşulları**

Bu karonun fırın sıcaklığının 1124 üzeri olma olasılığı %57,6'dır, 1118 derecenin altında olma olasılığı ise %22,9'dur. Pres arkası rutubetin 6'nın üstünde olması %57,6'lık olasılığa sahiptir. Fırında 40 dakikadan fazla kalmış olma olasılığı %54,2'dir. Baskı renginin açık renkte olması %52,7 olasılığa sahiptir. Kurutma çıkış neminin 0,55-0,80 arası olma olasılığı %45,3'tür.

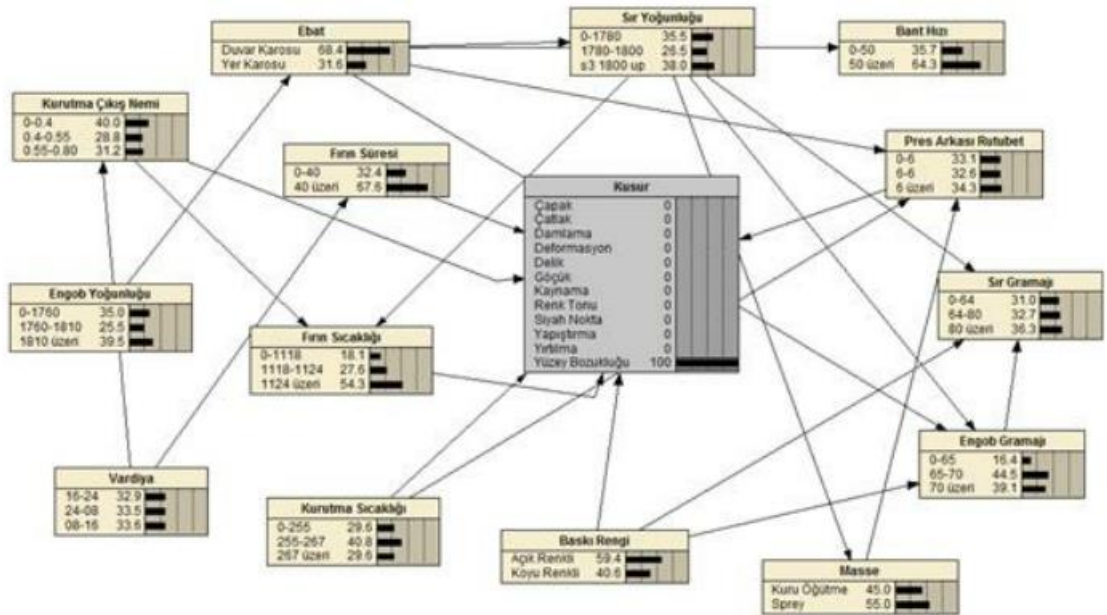
Bayes ağı modelinde üretilen karoda karşılaşılan kusur türlerinden yırtılma kusuru geldiği bilindiğinde ortaya çıkan ağ Şekil 3.31 'de görülmektedir.



Şekil 3.31. Yırtılma kusuruna sahip bir karonun olası üretim koşulları

Bu Bayes ağına göre, bu karonun %80 ihtimalle duvar kerosu olduğu, %75,2 olasılık ile bant hızının 50 saniye üzerinde olduğu, %54,9 olasılık ile massenin kuru öğütme olarak üretildiği, %54,6 olasılık ile baskı renginin açık renkli üretilmiş olduğu, %51,9 olasılıkla engob gramajının 65-70 gram aralığında olduğu görülmektedir.

Üretilen karoda yüzey bozukluğu kusuruna rastlandığı durumda, Şekil 3.32'deki Bayes ağı oluşmaktadır.



### Şekil 3.32. Yüzey bozukluğu kusuruna sahip bir karonun olası üretim koşulları

Verilen şekildeki bu karo %68,4 olasılıkla duvar karosudur. Fırın süresi %67,7 olasılıkla 40 derecenin üzerindedir. Massenin spreyleneş olma olasılığı %55'tir. Fırın sıcaklığı %54,3 olasılıkla 1124 dereceden fazladır. Kurutma çıkış neminin 04''ten az olma olasılığı %40, 0,4-0,55 arası olma olasılığı %28,8, 0,55'ten yüksek olma olasılığı ise %31,2'dir. Ebat konusunda ise duvar karosunun her zaman için kusurlara daha yatkın olduđu bulunmuştur.

Kusurların analizinden ulaşılan bulgulara göre, deformasyon dışındaki bütün kusurlarda bant hızının yüksekliğinin kusur olasılığını anlamlı ölçüde arttırdığı görülmüştür. Masse genellikle kısmi etkiler yapmakla birlikte, sprej massenin kuru öğütmeye olasılıkla deformasyon kusuruna daha fazla sebep olduđu görülmektedir. Kaynama kusuru haricinde, açık renkli karolarda kusurların ortaya çıkma olasılığı her zaman daha fazla bulunmuştur. Özellikle siyah nokta, renk tonu, deformasyon, damlama ve çapak kusurlarında bu fark oldukça barizdir. Sermiklerin üretildiği vardiyanın kusurların ortaya çıkışı konusunda herhangi bir etkisi tespit edilememiştir. Yüksek sır yoğunluğu deformasyon dışındaki kusurları artırmaktadır. Yüksek fırın sıcaklığı yırtılma dışındaki bütün kusurları, çoğu oldukça anlamlı olmak üzere artırmaktadır. Fırın süresi de benzer sonuçlar vermektedir. Yüksek engob gramajı ve yoğunluğu kusurları artırmaktadır. Renk tonu, siyah nokta, yırtılma ve yüzey bozukluğu dışındaki kusurların düşük kurutma sıcaklıklarında anlamlı şekilde daha nadir görüldüğü, kusurlardan kaynama ve yapıştırma dışındaki tüm kusurlar için optimal sıcaklığın 255-267 derece arasında olduđu gözlenmiştir.



## 4. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında, seramik endüstrisinde karşılaşılan kusurlu seramik üretimi sorunun nedenlerini araştırmak ve çözüm önerileri sunmak amaçlanmıştır. Bu amaç doğrultusunda gerçekleştirilecek istatistiksel analiz için, verilere dayalı yapısal öğrenme yöntemiyle elde edilmiş bir Bayes ağı oluşturulmuştur.

Elde edilen bayes ağına dayalı olarak üç farklı analiz türü gerçekleştirilmiştir. Birinci tür analizde, çeşitli üretim koşulları ve hammadde cinslerinin üretimde yol açtığı kusur türleri incelenmiş, ikinci tür analizde seramik üzerinde rastlanan kusurlardan yola çıkılarak, bu kusurların hangi olası üretim koşullarından ve hammadde cinsinden geldikleri olasılıkları ile birlikte çeşitli senaryolar için tahmin edilmiştir. Üçüncü tür analizde ise seramikte rastlanan kusur türlerinin en çok hangi üretim koşulları ve hammadde türünden etkilendiği entropi değerleri yardımıyla saptanmıştır.

Varılan sonuçlardan biri olarak yüksek bant hızının kusurların hemen hemen tamamını arttırdığı tespit edilmiştir. Yüksek sır yoğunluğu da kusurlarda arttırıcı etki göstermektedir. Yüksek fırın sıcaklığı ve süresi ile engob gramajı ve yoğunluğunun yüksek olması kusurların çoğunda arttırıcı etki yapan etkenlerdir. Yüksek kurutma sıcaklığının ise bazı kusurları arttırırken bazılarında ters etki yaptığı gözlemlenmiştir. Massenin kusurlara olan etkisi etkisi sınırlı olarak gözlemlenirken çalışılan vardiyanın kusur türleri üzerine anlamlı bir etkisi görülmemiştir. Açık renkli karolar kusurlara daha çok maruz kaldığı yorumunu yapmak mümkündür.

Yukarıda özetlenen bulgulardan hareketle, kusurların genel bir çerçevede engellenmesi için bant hızlarının yüksek tutulmamasının mantıklı bir yaklaşım olacağı söylenebilir. Ayrıca seramiklerin yüksek sıcaklık derecelerinde ve uzun süreli olarak pişirilmesi tercih edilmemelidir. Fırınlama sıcaklık ve süresinin optimal olarak seçilmesi kusurları azaltmada etkili olacaktır. Sır gramajı için de benzer bir yorum yapılabilir.

Sonuç olarak, bu çalışma yapı seramiği üretiminde kusurların olasılıksal yöntemlerle analizi açısından çok önemli bir temel oluşturacaktır. Seramik kusurlarının çok değişkenli yapısı Bayes ağları başta olmak üzere olasılıksal yöntemlerin kullanımı

için bu alanı uygun kılmaktadır. Daha fazla veri ile yapılacak çalışmalar da eklendiğinde bulguların seramik sanayiinde kullanılabilecek bir çerçeve oluşturulması beklenmelidir.



## 5. KAYNAKLAR

- Acid, S., ve De Campos, L.M. (2001) A hybrid methodology for learning belief networks: BENEDICT, *Int J Approx Reason*, 27(3): 235–262.
- Agarwal, S. ve Rao, P.V. (2005) A new surface roughness prediction model for ceramic grinding, *Proc Inst Mech Eng B J Eng Manuf*, 219(11), 811-819.
- Akaike, H. (1973) Information Theory and an Extension of the Maximum Likelihood Principle in Liew, *Econ Bull*, 3(33): 1-9.
- Akkoç, B. (2012) *Sosyal ağ analizi için Bayes ağlarının kullanımı*, Doktora Tezi, Selçuk Üniversitesi Konya, 61s.
- Aksan, S. ve Ediz, N. (2011). Yer karolarında geçirimsiz engop kompozisyonları, *6th International Advanced Technologies Symposium*, 16-18 Mayıs 2011, Elazığ: 256-261.
- Bayes, T. (1763) LII. An essay towards solving a problem in the doctrine of chances. By the late Rev. Mr. Bayes, FRS communicated by Mr. Price, in a letter to John Canton, AMFR S., *Philos. Trans. Royal Soc*, 53: 370-418.
- Ben-Gal, I. (2008) Bayesian networks, *Encyclopedia of statistics in quality and reliability*, 1.
- Bolstad, W.M. (2004) *Introduction to Bayesian Statistics*,. John Wiley & Sons, New Jersey, 624s.
- Brooker, P. (2011) Experts, Bayesian Belief Networks, Rare events and aviation risk estimates. *Safety Sci*, 49(8-9): 1142-1155.
- Carvalho, A.M. (2009) Scoring functions for learning Bayesian networks, *Inesc-id Tec. Rep.*, 54.
- Chen, X., Li, D., Wu, H., Tang, Y. ve Zhao, L. (2011). Analysis of ceramic shell cracking in stereolithography-based rapid casting of turbine blade. *Int J Adv Manuf Technol*, 55(5–8): 447–455.
- Chiang, T. ve Che, Z.H. (2010) Fuzzy robust evaluation model for selecting and ranking NPD projects using Bayesian belief network and weight-restricted DEA, *Expert Syst Appl*, 37: 7408-7418.
- Chickering, D.M. (2002) Learning Equivalence Classes of Bayesian, *J Mach Learn Res*, 2: 445–498.
- Çinicioğlu, E., Ekici, E. ve Ülengin, F. (2015) Bayes ağ yapısının oluşturulmasında farklı yaklaşımlar: Nedensel Bayes Ağları ve veriden ağ öğrenme, 267-284 H.A. Dural (editör), *Sn. Prof. Dr. Halil Sariaslan'a armağan*, Siyasal Kitabevi, Ankara.
- Cooper, F. ve Herskovitz, E. (1992) A Bayesian method for the induction of probabilistic networks from data, *Mach Learn*, 9(4): 309-347.
- Cooper, G.F. (1990) The computational complexity of probabilistic inference using Bayesian belief networks. *Artif Intell*, 42(2-3): 393-405.



- Dagum, P. ve Luby, M. (1993) Approximating probabilistic inference in Bayesian belief networks is NP-hard, *Artif Intell*, 60(1): 141-153.
- Dash, D. ve Druzdzel, M.J. (1999) A hybrid anytime algorithm for the construction of causal models from sparse data, *Fifteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, 30 Temmuz-1 Ağustos 1999, Stockholm: 142-149.
- Dünder, E., Cengiz, M.A. ve Koç, H. (2014) Investigation of the impacts on constraint-based algorithms to the quality of Bayesian network structure in hybrid algorithms for medical studies, *J Adv Sci Res*, 5(1): 8-12.
- Evans, A.G. ve Marshal, D.B. (1980) Wear mechanisms in ceramics, *Fundamentals of Friction and Wear of Materials*, 4-5 Ekim 1980, Pittsburg: 439:453.
- Everhart, W., Lekakh, S., Richards, V., Smith, J., Li, H. ve Chandrashekhara, K. (2013) Corner strength of investment casting shells, *Int J Metalcast*, 7(1): 21-27.
- Everhart, W., Lekakh, S., Richards, V., Smith, J., Li, H., Chandrashekhara, K., Nam, P. (2012). Foam pattern aging and its effect on crack formation in investment casting ceramic shells, *24<sup>th</sup> American Foundry Society Conference*, 14-15 Ağustos 2012, Nashville: 1-8.
- Fenton, N., ve Neil, M. (2013) *Risk assessment and decision anlysis with Bayesian networks*, CRC Press, ABD.
- Grünwald, P. D. (2007) *The minimum description length principle*, MIT press, Massachusetts.
- Gudykunst, W.B. (1993). Toward a theory of effective interpersonal and intergroup communication: An anxiety/uncertainty management (AUM) perspective, 33-7,1 Wiseman, R.L., Koester, J (editörler), *Intercultural communication competence*, SAGE Publications, ABD, 1993, 264s.
- Ha, J.S. ve Seong, P.H. (2004) A Method for Risk-Informed Safety Significance Categorization Using the Analytic Hierarchy Process and Bayesian Belief Networks, *Reliab Eng Syst Safe*, 83: 1-15.
- Hamada, M.S. ve Wilson, A.G. (2008) *Bayesian Reliability*, Springer, ABD, 373s
- Heckerman, D., Heiger, D. ve Chickering, D. (1995) Learning Bayesian networks: The combination of knowledge and statistical data. *Mach Learn*, 20(3): 197-243.
- Henriksen, H.J. ve Barlebo, H.C. (2008) Reflections on the use of Bayesian Belief networks for adaptive management, *J Environ Manage*, 88: 1025-1036
- Holland, J.H. (1975) *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with application to biology, control and artificial intelligence*, MIT Press, Massachusetts, 217s.
- Hsu, S.M. ve Shen, M. (2004) Wear prediction of ceramics, *Wear*, 256(9-10): 867-878.
- Humphreys, P. ve Berkeley, D. (1985) Handling uncertainty, 257-282, Wright, G. (editör), *Behavioral Decision Making*, Springer, ABD, 407s.

- Jensen, F.V. ve Nielsen, T.D. (2007) Bayesian networks and decision graphs Springer, ABD, 428s.
- Jiang, J. ve Liu, X.Y. (2004) Burning-out process of ceramic moulds. *Int J Cast Metals Res*, 17(2): 121-127.
- Jin, S., Liu, C., Lai, X., Li, F. ve He, B. (2017) Bayesian network approach for ceramic shell deformation fault diagnosis in the investment casting process. *Int J Adv Manuf Technol*, 88(1-4): 663-674.
- Kagan, J. (1972) Motives and development, *J Pers Soc Psychol*, 22 (1): 51-66.
- Kim, S. S., Kato, K., Hokkirigawa, K. ve Abe, H. (1986). Wear mechanism of ceramic materials in dry rolling friction. *J Tribol*, 108(4): 522-526.
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C.D. ve Vecchi, M.P. (1983) Optimization by simulated annealing, *Science*, 220(4598): 671-680.
- Kjaerulff, U.B. ve Madsen, A.L. (2007) *Bayesian networks and influence diagrams a guide to construction and analysis*, 1. Baskı, Springer, ABD, 303s.
- Knobloch, L.K. ve Solomon, D.H. (1999). Measuring the sources and content of relational uncertainty, *Commun Stud*, 50(4): 261-278.
- Kolmogorov, A. (1933) Sulla determinazione empirica di una legge di distribuzione. *Inst Ital Attuari Giorn*, 4: 83-91.
- Kong, H. ve Ashby, M.F. (1992) Wear mechanisms in brittle solids. *Acta Metall Mater*, 40(11): 2907-2920.
- Koski, T. ve Noble, J.M. (2009) *Bayesian networks: An Introduction*, 1. Baskı, John Wiley & Sons, ABD, 366s.
- Langseth, H. ve Portinale, L. (2007) Bayesian networks in reliability, *Reliab Eng Syst Safe*, 92(1): 92-108.
- Larranaga, P., Kuijpers, C.M., Poza, M. ve Murga, R.H. (1997). Decomposing Bayesian networks: triangulation of the moral graph with genetic algorithms, *Stat Comput*, 7(1): 19-34.
- Lauria, E.J. ve Duchessi, P.J. (2006) A Bayesian belief network for IT implementation decision support, *Decis Support Syst*, 42: 1573-1588.
- Lee, E. Park, Y. ve Shin J.G. (2009) Large engineering project risk management using a Bayesian belief network, *Expert Syst Appl*, 36(3): 5880-5887.
- Lior, R., Maimon, O. ve Maimon, O.Z. (2007) *Data mining with decision trees: theory and applications*, 1. Baskı, World Scientific, Singapur, 305s.
- Liu, H. ve Zhou, S. (2017) A new hybrid method for learning bayesian networks: Separation and reunion. *Knowl Based Syst*, 121: 185–197.
- Lu, J., Bai, C. ve Zhang, G. (2009) Cost-benefit factor analysis in e-services using Bayesian networks, *Expert Syst Appl*, 36: 4617-4625.
- Margaritis, D. (2003). *Learning Bayesian network model structure from data*, Doktora Tezi, Carnegie-Mellon University, Pittsburgh, 110s.

- Masri, S.F., Smith, A.W., Chassiakkos, A.G., Nakamura, M. ve Caughey, T.K (1999) Training neural network by adaptive random search techniques. *J Eng Mech*, 125(2): 123-132.
- Pearl, J. (1985) Bayesian networks: A model of self-activated memory for evidential reasoning, *7th Conference of the Cognitive Science Society*, 15-17 Ağustos 1985, California: 329-334.
- Pearl, J. (2002) *Causality: models, reasoning, and inference*, Springer, 1. Baskı ABD, 484.
- Pearl, J. (2014) *Probabilistic reasoning in intelligent systems: networks of plausible inference*, 1. Baskı, Elsevier, ABD, 552.
- Pearl, J., Glymour, M ve Jewell, N. P. (2016) *Causal inference in statistics: A primer*. John Wiley & Sons, ABD, 156s.
- Russell, S.J. ve Norvig, P (2016) *Artificial intelligence: A modern approach*, Üçüncü Baskı, Pearson Education Limited, Malezya, 1152s.
- Schwarz, G. (1978) Estimating the dimension of a model, *Ann Stat*, 6(2): 461–464.
- Scutari, M. (2014) Bayesian network constraint-based structure learning algorithms: Parallel and optimised implementations in the bnlearn r package, *J Stat Softw*, 77(2): 1-20.
- Sevinç, V. (2018) Bankaların bireysel kredi tahsis kararına yönelik bir Bayes ağı analizi, *Eurasian Econometrics, Statistics & Empirical Economics Journal*, 10: 77- 84.
- Singh, M. ve Valtorta, M. (1995) Construction of Bayesian network structures from data: A brief survey and an efficient algorithm, *Int J Approx Reason*, 12: 111-131.
- Söke, A. ve Bingül, Z. (2005) İki boyutlu giyotinsiz kesme problemlerinin benzetilmiş tavlama algoritması ile çözümlerinin incelenmesi *Politeknik Dergisi*, 8(1): 25-35.
- Spirtes, P. ve Glymour, C. (1991) A fast Algorithm for discovering sparse causal graphs
- Ting, B. Y. ve Winder, W. O. (1989) Friction-induced thermal influences in elastic contact between spherical asperities, *J Tribol.*, 111(2): 315-322.
- Triantafillou, S., Tsamardinos, I. ve Roumpelaki, A. (2014) Learning neighborhoods of high confidence in constraint-based causal discovery, *European Workshop on Probabilistic Graphical Models*, 17-19 Eylül 2014, Utrecht: 487, 502
- Trucco, P., Cagno, E., Ruggeri, F. ve Grande, O. (2008) A Bayesian Belief Network modelling of organisational factors in risk analysis: A case study in maritime transportation, *Reliab Eng Syst Safe*, 93(6): 845-856.
- Tsamardinos, I., Aliferis, C.F. ve Statnikov, A. (2003) Algorithms for large scale Markov Blanket discovery, *Sixteenth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference*, 12-14 Mayıs 2003, Florida, AAAI Press: 376-381.

- Tsamardinos, I., Brown, L.E. ve Aliferis, C.F. (2006) The max-min hill-climbing Bayesian network structure learning algorithm. *Mach Learn*, 65: 31–78.
- UCAR (University Corporation for Atmospheric Research) (2019), <https://www.image.ucar.edu/pub/TOY07.4/nychka2a.pdf/>, 21/05/19 14:30
- Van Laarhoven, P.J. ve Aarts, E.H. (1987), *Simulated annealing." Simulated annealing: Theory and applications*, Springer, Dordrecht, Springer Netherlands, 156s.
- Verma, T. ve Pearl, J. (1990) Equivalence and synthesis of causal models, *Sixth Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, 27-29 Temmuz 1990, Massachusetts: 255:270
- Wang, Y. ve Hsu, S.M. (1996) Wear and wear transition modeling of ceramics. *Wear*, 195(1-2): 35-46.
- Wereszczak, A.A., Breder, K., Ferber, M.K., Kirkland, T.P., Payzant, E.A., Rawn, C.J. ve Karakus, M. (2002) Dimensional changes and creep of silica core ceramics used in investment casting of superalloys, *J Mater Sci*, 37(19): 4235-4245.
- Yaramakala, S. ve Margaritis, D. (2005) Speculative Markov Blanket discovery for optimal feature selection, *Fifth IEEE International Conference*, 27-30 Kasım 2005 Washington DC: 809:812.
- Zhang, Z., Schwartz, S., Wagner, L. ve Miller, W. (2000) A greedy algorithm for aligning DNA sequences, *J Comput Biol*, 7(1-2): 203-214.

## ÖZGEÇMİŞ

### Kişisel Bilgiler

Ad Soyad : Meryem Merve Kırca  
Uyruk : T.C.  
Doğum Yeri ve Tarihi: 13/09/1991  
Medeni Hali : Bekar  
Telefon : 0 535 911 20 64  
E-posta : mervekirca91@gmail.com

### Eğitim

Alınan Derece	Aldığı Kurum/Üniversite	Mezuniyet Yılı
Lise	Konya Ereğli Anadolu Lisesi	2009
Lisans	Çukurova Ünivesitesi	2013
Yüksek Lisans	Muğla Sıtkı Koçman Üniversitesi	2019

### İş Tecrübesi

Yıl	Yer	Pozisyon/görev
2014-2017	Bilecik	Planlama
2017-2018	İzmir	Planlama/Satın Alma
2018-	İzmir	Çevre ve Enerji

### Yabancı Dil(ler)

İngilizce	Başlangıç	Orta	İleri
Yazma		X	
Konuşma		X	
Anlama		X	
Okuma		X	