

TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME

TEORİ VE UYGULAMA

DR. ÖĞR. ÜYESİ MELİH CAN
DOÇ. DR. ENGİN ÇAKIR

Genel Yayın Yönetmeni / Editor in Chief • C. Cansın Selin Temana

Kapak & İç Tasarım / Cover & Interior Design • Serüven Yayınevi

Birinci Basım / First Edition • © Aralık 2024

ISBN • 978-625-5552-33-4

© copyright

Bu kitabın yayın hakkı Serüven Yayınevi'ne aittir.

Kaynak gösterilmeden alıntı yapılamaz, izin almadan hiçbir yolla çoğaltılamaz.

The right to publish this book belongs to Serüven Publishing. Citation can not be shown without the source, reproduced in any way without permission.

Serüven Yayınevi / Serüven Publishing

Türkiye Adres / Turkey Address: Kızılay Mah. Fevzi Çakmak 1. Sokak

Ümit Apt No: 22/A Çankaya/ANKARA

Telefon / Phone: 05437675765

web: www.seruvenyayinevi.com

e-mail: seruvenyayinevi@gmail.com

Baskı & Cilt / Printing & Volume

Sertifika / Certificate No: 47083

*TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA*


**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ
İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

Dr. Öğr. Üyesi Melih Can

Doç. Dr. Engin Çakır

ÖZGEÇMİŞLER


Dr. Öğr. Üyesi Melih CAN

Alanya Alaaddin Keykubat Üniversitesi Rafet Kayış Mühendislik Fakültesi
Endüstri Mühendisliği Bölümü, Alanya, Antalya, Türkiye,
melih.can@alanya.edu.tr,  ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8715-3143>

Özgeçmişi:

Melih CAN, 1986 yılında Antalya’da doğdu. İlk, orta ve lise eğitimini Antalya’da tamamladı. 2011 yılında Süleyman Demirel Üniversitesi İİBF İşletme bölümünden mezun oldu. 2012 yılında Akdeniz Üniversitesi Alanya Mühendislik Fakültesi İşletme Mühendisliği Anabilim dalında araştırma görevlisi olarak işe başladı. 2015 yılında ilgili fakültenin Alanya Alaaddin Keykubat Üniversitesine bağlanmasıyla Rafet Kayış Mühendislik Fakültesi İşletme Mühendisliği bölümünde görevine devam etti. 2017 yılında Akdeniz Üniversitesi Fen bilimleri Enstitüsü İşletme Mühendisliği Anabilim Dalı Yüksek Lisansını, 2024 yılında ise Aydın Adnan Menderes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme doktorasını tamamladı. 2024 yılında ise Alanya Alaaddin Keykubat Üniversitesi Rafet Kayış Mühendislik Fakültesi Endüstri Mühendisliği bölümüne Dr. Öğr. Üyesi olarak atandı. Şu an hala aynı fakülte ve bölümde görevine devam etmektedir. Evli olup, biri kız biri erkek iki çocuk babasıdır.

Doç. Dr. Engin ÇAKIR

Aydın Adnan Menderes Üniversitesi Nazilli İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi
İşletme Bölümü, Nazilli, Aydın, Türkiye, engincakir@adu.edu.tr,  ORCID:
<https://orcid.org/0000-0002-5906-4178>

Özgeçmişi:

Engin Çakır 1980’de Almanya’da doğdu. İlk, orta ve lise eğitimini Bartın’da tamamladı. 2003 yılında İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi’nden mezun oldu. 2005-2010 yılları arasında İzmir’in Konak ilçesinde devlet memuru olarak görev yaptı. 2010 yılında Aydın Adnan Menderes Üniversitesi Nazilli İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi İşletme Bölümü Sayısal Yöntemler Anabilim dalında araştırma görevlisi oldu. 2011 yılında Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Yönetim Bilimi (Sayısal Yöntemler) yüksek lisansını, 2015 yılında Aydın Adnan Menderes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme doktorasını tamamladı. 2016 yılında yardımcı doçent olarak Aydın Adnan Menderes Üniversitesi Nazilli İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi İşletme bölümüne atanmıştır. 2020 yılından bu yana Nazilli İİBF Dekan yardımcısı ve İşletme Bölüm Başkan yardımcılığı idari görevlerini yerine getirmektedir. Şubat 2021 tarihinden itibaren doçent olarak görevine devam etmektedir. Evli olup, biri kız biri erkek iki çocuk babasıdır.

*TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA*

ÖNSÖZ

Günümüzde işletmeler, yatırımlarının ve üretim unsurunun düzgün bir biçimde devamlılığını korumak için geleceğe yönelik tahminler yapmaktadır. Tahminler geçmiş verilerin ışığında işletmelere gelecekteki faaliyetlerini yönlendirmeleri hususunda yardımcı olmaktadır. Birtakım kararların alınması noktasında çaresiz kalan işletmeler, gelecekteki durumlarını muhafaza etmek ve geliştirmek amacıyla geçmiş verilerin ve bilimin ışığında tahminler yapmakta ve gelecekteki yatırımları hususunda uygun çözüm arayışları içerisine girmektedir. Söz konusu yapılan tahminlerin ise doğru ve güvenilir bir kaynaktan beslenmesi gerekmektedir. Doğru ve güvenilir olmayan tahminler işletmeleri yatırımları hususunda birtakım olumsuzluklara sürükleyebilmektedir.

Aydın Adnan Menderes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Ana Bilim Dalı doktora programı kapsamında Doç. Dr. Engin ÇAKIR danışmanlığında Melih CAN'ın doktora tezinden üretilen bu çalışmada çok sayıda ulusal ve uluslararası kaynaklardan yararlanılmıştır.

Çalışmada ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren bir işletmenin bayilerinden birine distribütörlük verebilmek adına distribütör aday bayilerin geçmiş satış verileri kullanılarak kısa süreli bayii satış tutarları tahmin edilmiştir. Elde edilen sonuçlar neticesinde en uygun distribütör aday bayiler sıralanmıştır. Araştırmanın bir sonraki aşamasında ise söz konusu bayilerin satış verileriyle birlikte sektörel olarak gerekli olan kriterlerde baz alınarak en uygun distribütör bayi çok kriterli karar verme yöntemleriyle seçilmiştir. Bu bağlamda elde edilen sonuçların hem sektör hem de literatür açısında büyük öneme sahip olduğu düşünülmektedir.

İÇİNDEKİLER

| | |
|---|----------|
| ÖZGEÇMİŞLER..... | iv |
| ÖNSÖZ..... | vii |
| GİRİŞ..... | 1 |
| 1. BÖLÜM | 8 |
| 1. TAHMİNLEME..... | 8 |
| 1.1. Tahminlemenin Önemi..... | 9 |
| 1.2. Tahminlemenin Kullanıldığı Alanlar | 11 |
| 1.3. Tahmin Sürecinin Aşamaları..... | 12 |
| 1.4. Tahmin Teknikleri..... | 14 |
| 1.4.1. Kalitatif (Nitel) Tahmin Teknikleri..... | 14 |
| 1.4.1.1. Delphi tekniği..... | 15 |
| 1.4.1.2. Uzman görüşleri tekniği..... | 17 |
| 1.4.1.3. Pazar araştırmaları tekniği..... | 17 |
| 1.4.1.4. Senaryo analizi..... | 18 |
| 1.4.2. Kantitatif (Nicel) Tahmin Teknikleri | 19 |
| 1.4.2.1. İlişkiye dayalı (nedensel) tahmin teknikleri | 19 |
| 1.4.2.2. Zaman serisi teknikleri..... | 21 |
| 1.5. Makine Öğrenmesi..... | 35 |

*TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA*

| | |
|---|----|
| 1.5.1. Makine Öğrenmesi Adımları..... | 41 |
| 1.5.1.1. İşi anlama ve tanımlama..... | 41 |
| 1.5.1.2. Verileri anlama ve tanımlama | 41 |
| 1.5.1.3. Verileri hazırlama..... | 42 |
| 1.5.1.4. Modelleme..... | 43 |
| 1.5.1.5. Değerlendirme..... | 44 |
| 1.5.1.6. Yaygınlaştırma..... | 45 |
| 1.5.2. Makine Öğrenmesi Kuralları | 45 |
| 1.5.3. Makine Öğrenmesi Yöntemleri..... | 46 |
| 1.5.3.1. Denetimli öğrenme | 46 |
| 1.5.3.2. Denetimsiz öğrenme..... | 48 |
| 1.5.3.3. Yarı denetimli öğrenme..... | 49 |
| 1.5.3.4. Pekiştirmeli öğrenme..... | 50 |
| 1.5.4. Yapay Sinir Ağları (YSA)..... | 51 |
| 1.5.4.1. Yapay sinir ağlarının özellikleri..... | 55 |
| 1.5.4.2. Yapay sinir ağlarının dezavantajları | 57 |
| 1.5.4.3. Yapay sinir ağlarının hücreleri..... | 58 |
| 1.5.4.4. Yapay sinir ağlarının sınıflandırılması..... | 60 |
| 1.5.4.5. Yapay sinir ağları mimarileri..... | 63 |

| | |
|---|-----------|
| 1.5.4.6. Literatürde yapılan YSA arařtırmaları..... | 69 |
| 1.6. Arařtırma Kapsamında Kullanılan LSTM Mimarisi..... | 76 |
| 2. BÖLÜM..... | 88 |
| 2. ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME..... | 88 |
| 2.1. Çok Kriterler Karar Verme Problemlerinin Özellikleri..... | 93 |
| 2.2. Çok Kriterli Karar Verme Yöntemlerinin Sınıflandırılması | 96 |
| 2.3. ÇKKV Yöntemlerinin Kullanım Alanları..... | 99 |
| 2.4. Temel ÇKKV Teknikleri | 100 |
| 2.4.1. Basit Toplamlı Ağırlıklandırma..... | 100 |
| 2.4.2. Ağırlıklı Çarpım Yöntemi | 102 |
| 2.4.3. Analitik Hiyerarşi Süreci | 103 |
| 2.4.4. Analitik Ağ Süreci..... | 108 |
| 2.4.5. TOPSIS Yöntemi | 111 |
| 2.4.6. PROMETHEE..... | 114 |
| 2.5. Arařtırma Kapsamında Kullanılan ÇKKV Yöntemleri | 119 |
| 2.5.1. Düzey Temelli Ağırlık Değerlendirmesi (LBWA) | 119 |
| 2.5.2. Kombine Uzlaşma Çözümü (CoCoSo) | 126 |

| | |
|--|-----|
| 3. BÖLÜM | 133 |
| 3. UYGULAMA | 133 |
| 3.1. Araştırmanın Amacı..... | 133 |
| 3.2. İşletmenin Profili | 135 |
| 3.3. Araştırmanın Yöntemi | 137 |
| 3.4. Araştırmanın İlk Aşaması için Yapılan Hazırlıklar | 137 |
| 3.4.1. Kullanılacak Olan Verilerin Hazırlanması..... | 137 |
| 3.4.2. Kullanılacak Olan Verilerin Normalize Edilmesi..... | 150 |
| 3.4.3. Verilerin Eğitimi ve Kullanılan Araçlar..... | 152 |
| 3.4.3.1. TensorFlow | 152 |
| 3.4.3.2. Keras | 152 |
| 3.4.4. Modele Ait Performans Kriterleri..... | 153 |
| 3.5. Araştırmanın İlk Aşamasına Yönelik Yapılan Analiz ve Elde Edilen Bulgular | 156 |
| 3.5.1. A Bayisine İlişkin Elde Edilen Bulgular | 157 |
| 3.5.2. B Bayisine İlişkin Elde Edilen Bulgular | 158 |
| 3.5.3. C Bayisine İlişkin Elde Edilen Bulgular | 159 |
| 3.5.4. D Bayisine İlişkin Elde Edilen Bulgular..... | 159 |
| 3.5.5. E Bayisine İlişkin Elde Edilen Bulgular | 160 |

*TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA*

| | |
|--|------------|
| 3.5.6. F Bayisine İlişkin Elde Edilen Bulgular..... | 161 |
| 3.5.7. G Bayisine İlişkin Elde Edilen Bulgular..... | 162 |
| 3.5.8. H Bayisine İlişkin Elde Edilen Bulgular..... | 162 |
| 3.5.9. I Bayisine İlişkin Elde Edilen Bulgular | 163 |
| 3.5.10. J Bayisine İlişkin Elde Edilen Bulgular | 164 |
| 3.5.11. K Bayisine İlişkin Elde Edilen Bulgular..... | 165 |
| 3.5.12. Bayilerin 2023 Yılı Satış Tahminleri | 165 |
| 3.6. Araştırmanın İkinci Aşaması İçin Yapılan Hazırlıklar | 167 |
| 3.6.1. Bayilere Distribütörlük Verilebilmesi İçin Gerekli Olan Kriter ve Alt Kriterlerin Belirlenmesi | 167 |
| 3.7. Araştırmanın İkinci Aşamasına Yönelik Yapılan Analiz ve Elde Edilen Bulgular..... | 171 |
| 3.7.1. LBWA Yöntemi Kullanılarak Kriter ve Alt Kriter Ağırlıklarının Belirlenmesi..... | 171 |
| 3.7.2. CoCoSo Yöntemi Kullanılarak Alternatiflerin Belirlenmesi | 181 |
| TARTIŞMA, SONUÇ VE ÖNERİLER..... | 186 |
| KAYNAKLAR..... | 199 |
| EKLER..... | 233 |

*TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA*

GİRİŞ

Sınırlı doğal kaynaklar sınırsız canlı ihtiyaçlarını karşılamakta, küresel ısınma, nüfus artışı, üretim ve tüketimin artması, küresel ısınma neticesinde gelişen iklim değişiklikleri ve çevre kirliliğinin artması gibi nedenlerle gün geçtikçe yetersiz kalmaktadır. Bu noktada canlı yaşamının en temel gayelerinden birisi olarak kaynakların doğru kullanılması önem arz etmektedir. Bu sebeple bilimin öncülüğünde geliştirilen çalışmalar hayatımızın her alanında olduğu gibi sınırlı kaynakların sınırsız ihtiyaçları karşılaması hususunda da bize rehberlik etmektedir. Geçmişin verilerini ve bugünün durumunu göz önünde bulundurarak gelecek adına ön görüde bulunmak başka bir deyişle tahminleme yapmak, elde olanı en uygun doğrultuda değerlendirebilmeyi sağlamaktadır.

Dünyayı diğer gezegenlerden ayırıştırması ve canlılar için bir yaşam kaynağı olması nedeniyle sınırlı doğal kaynaklardan biri olan suyun önemi oldukça büyüktür. Canlılar topluluğunda bir arada yaşayan tüm unsurların yaşamlarını devam ettirebilmeleri su ve su kaynaklarının doğru bir şekilde kullanılmasıyla doğru orantılıdır. Su kaynaklarının yetersiz kalması canlılar topluluğunun yaşamlarını etkilemekle birlikte, dolaylı olarak tarım ve sanayi bazında üretimi de etkilemektedir.

Teknolojik ve bilimsel gelişmeler doğrultusunda insanlar her şeye olabildiğince pratik yollardan ulaşma isteği duymaktadırlar. Bir tarafta yaşamın olağan akışında eğitim, iş ve sosyal hayat temposu artmaya devam ederken, diğer taraftan bu koşuşturma içinde doğallıktan uzaklaşan insanlar doğal olana özlem duymaktadırlar. Kısaca ifade etmek gerekirse çağın şartlarına uyum sağlamaya çalışırken aynı zamanda da doğal olanın saf ve temiz öz halini talep etmektedirler. Dolayısıyla bu talebi karşılayacak bir hizmet alanı doğmaktadır. İçme suyu üretimi ve satış hizmeti de bu ihtiyacı karşılamaya yönelik ortaya çıkmıştır.

Diğer taraftan hızlı ekonomik gelişmeler ile toplumun hemen her kesiminin doğal bir talebi haline gelen daha uzun ve sağlıklı yaşam arzusu, özellikle gıda ürünlerinde belirli standartlara sahip, ambalajlı ve tüketim noktasına kadar sağlıklı bir şekilde ulaştığına güven duyulan çeşitlerin tercih edilmesini gündeme getirmiştir. Bu ise sağlıklı ve güvenli olan ambalajlı sulara olan talebi artırmıştır.

İşletmelerin gelecekte üreteceği ürün veya hizmetlere olan talebin tahminlenmesi, işletmelerin gelecek yatırımları için oldukça önem arz etmektedir. Gelecekte gerçekleşecek olan üretim miktarının belirlenmesi, üretim kontrol noktasında işletmeleri bir adım öne taşıyacaktır. Bu açıdan tahminlemeyi bir araya getiren fikirler, kullanılan yöntemler kadar önem arz etmektedir. Dolayısıyla bir olgunun veya miktar olarak değerlendirilebilecek verilerin tahmin edilebilir olması, söz konusu olgu veya verilere katkıda bulunacak diğer faktörlerin bilinmesine, eldeki verilerin yeterli olup olmamasına, elde edilen sonuçların tahminlemeye çalışılanı ne derece etkilediğine bağlıdır (Tüzemen ve Yıldız, 2020: 2).

Tahmin, akıl ve sezgiler doğrultusunda birtakım veriler kullanılarak gerçekleştirilebilecek bir olguyu öncesinden öngörmek olarak tanımlanabilmektedir. Geçmişin doğru bir şekilde yorumlanıp, geleceğin geçmişteki olaylara göre şekillenebileceğini değerlendirme sanatıdır. Tahmin, planlama aşamasının etkili ve verimli olabilmesinde önem arz etmektedir. Geleceğe yönelik belirsizliğin azalmasına neden olan tahmin kaynakların tahsisi, çeşitli yatırımların yapılması, ileriye yönelik stratejilerin belirlenmesi gibi nedenlerle tüm alanlarda kullanılmaktadır. Özellikle üretim işletmelerinde yatırımların maliyetli olması ve geri döndürülemez bir yapıda olması tahmin unsurunun önemini bir adım öne taşımaktadır.

İşletme yatırımlarının ve üretim unsurunun düzgün bir biçimde devamlılığını koruması noktasında tahminler oldukça önemli bir yere sahiptir. Tahminler geçmiş verilerin ışığında işletmelere gelecekteki faaliyetlerini yönlendirmeleri hususunda yardımcı olmaktadır. Birtakım

kararlar verme noktasında çaresiz kalan işletmeler, gelecekteki durumlarını muhafaza etmek ve geliştirmek amacıyla geçmiş verilerin ve bilimin ışığında tahminler yapmakta ve gelecekteki yatırımları hususunda uygun çözüm arayışları içerisine girmektedir. Söz konusu yapılan tahminlerin ise doğru ve güvenilir bir kaynaktan beslenmesi gerekmektedir. Doğru ve güvenilir olmayan tahminler işletmeleri yatırımları hususunda birtakım olumsuzluklara sürükleyebilmektedir.

İşletmeler bir ürünü ne miktarda ne zaman, hangi zaman aralıklarında ve ne şekilde üreteceklerini önceden bilme gereksinimi hissetmektedir. Bu da geçmiş satış verilerinin kullanılarak gelecekteki satışların tahmin edilmesi yoluyla mümkün olmaktadır. Özellikle gelecekteki satışların tahmin edilmesi işletme açısından iş gücü planlama, üretim planlama, satış planlama, stok planlama, tedarik zinciri yönetimi, ürünlerin gönderileceği bayilerin planlanması vb. gibi durumlarda yardımcı olmaktadır.

Günümüzde ölçek ve konuları fark etmeksizin bütün işletmeler geleceğe yönelik yapacakları yatırımları hususunda sağlam adımlar atmak zorundadır. Gelecek planlaması yapılırken gerçekleştirilecek hataların en aza indirgenmesi hem işletme açısından hem de rakipler açısından oldukça önemlidir. İşletmeler rakipleriyle olan rekabette birbirlerinden üstün olma hedefi içerisinde olduklarından, birbirleriyle etkileşim içerisindedir. Bu etkileşim vasıtasıyla işletmelerin gelişimleri ve rekabet edebilme güçleri artacaktır. Gelecek noktasında doğru adımlar atabilen işletmeler birbirleriyle olan rekabette üstünlüğü yakalayabilmektedir. Geleceğin doğru biçimde planlanması ve atılacak adımların yönetilmesi, geçmiş verilerin doğru bir şekilde yorumlanmasına ve bu veriler vasıtasıyla geleceğin doğru bir şekilde tahminlenmesine bağlıdır.

Tahminleme, geçmiş bilgiler ışığında bir takım veri setleri kullanılarak geleceğe yönelik ön görüde bulunma ve bu doğrultuda tahmin modeli geliştirme süreci olarak tanımlanmaktadır. Geliştirilen bu model, gerçeğin bir simülasyonu gibidir. Ayrıca model birbirleriyle ilişkili verilerden oluşmakla

birlikte, geçmiş bilgilerden yararlanılarak geleceğe ışık tutmaktadır. İşletmeler için tahminleme, geleceğin planlanması ve gelecekte başarısız olma ihtimalini minimize etme açısından hayati bir öneme sahiptir.

Tahminleme işletmeler açısından etkili ve verimli bir planlamada oldukça önemli bir yardımcıdır. Tahminleme ile işletmenin bütün fonksiyonlarındaki belirsizlik azalır ve işletme, dış çevreyle olan etkileşiminde kendinden emin bir şekilde yol alır. Ekonomik verilerin sürekli olarak artması ve bu verilerin bilgisayarlar tarafından işlenebilir hale gelmesiyle işletmeler kendi bünyelerinde bulundurdıkları verilerle, satış ve talep tahmini yapabilir hale gelmiştir. İşletme içi ve işletme dışı alanlarda oldukça geniş bir yelpazede uygulanabilen tahminleme, işletmenin üretim miktarının ve satış miktarlarının tahminlenmesi, gelir ve ücret düzeylerinin tahminlenmesi gibi birçok alanda kullanılabilir.

İşletmelerin gelecek ile ilgili karar verme süreçlerindeki en önemli unsurun maliyet faktörü olduğu kabul edilmektedir. Fakat, çevresel hassasiyetler noktasında tüketici bilincinin sürekli olarak artması işletmeleri, maliyet dışı faktörleri karar verme süreçlerine dâhil etme gerekliliğine zorlamaktadır. İşletmeler çevreye daha az zarar verebilecek stratejiler geliştirmeli ve geleceğe yönelik kararlar verirken maliyet dışı faktörlerden olan çevresel hassasiyetleri bünyesinde barındıran kararlara yönelmelidir (Sezen Akar, 2018: 39).

Çalışmanın konusunu da oluşturan ambalajlı su sektöründeki dağıtım giderleri ve dağıtım zamanları, servis kalitesi ile fiyatları da yüksek oranda etkilemektedir. Etkili bir dağıtım ağının, düşük fiyattan en yüksek servis kalitesini sağlaması beklenmektedir. Söz konusu yüksek servis kalitesi ise işletmenin rekabet gücünü arttırmaktadır. Dolayısıyla hem düşük maliyetli yüksek servis kalitesiyle hem de tüketicinin istek ve beklentilerini karşılayabilecek bir dağıtım ağının geliştirilmesi işletmeler için önem arz etmektedir. Bu bağlamda ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren işletmelerin distribütör adayları bayilerini özenle belirlemeleri gerekmektedir.

Söz konusu işletmelerin bayilerinin tüketicilerine ne şekilde ve nasıl servis hizmeti verdiği, dolum yapacağı damacana ve şişeleri fabrikadan veya ana depodan nasıl temin ettiği, tüketicilerine promosyon yapıp yapmadığı, satış miktarları ve bu satış miktarlarındaki dönemsel değişiklikleri, hali hazırdaki depo alanı, çalıştırdığı işçi ve araç sayıları gibi konular bayilerin verimlilikleri açısından oldukça önemlidir (Ayabakan vd., 2007: 6). Verimliliği etkileyen bu faktörler, bayi tercihinde işletmelere yol gösterici olmaktadır. İşletmeler söz konusu verimlilik faktörlerini göz önünde bulundurarak bir bayi tercihinde bulunabilmekte veya herhangi bir bayiye distribütörlük verebilmektedir. Bu kapsamda işletmeler bir bayiye seçerken veya bir bayiye distribütörlük verirken, maliyet ve satış tutarlarının yanında birtakım unsurları da göz önünde bulundurmaktadır. Bu aşamada hangi unsurlar göz önünde bulundurulacak hangi bayinin seçileceği veya hangi bayiye distribütörlüğün verileceği noktasında ise işletmelere yön gösterebilecek çok kriterli karar verme (ÇKKV) yöntemleri devreye girmektedir.

Karar verme, bir dizi alternatif arasından bir alternatif belirlemek ve seçmek olarak tanımlanabilmektedir. Bu tanımlama ve seçme sürecinde çoğu durumda çeşitli kriterler söz konusu olmaktadır. Bu yüzden bu problemlere ÇKKV problemleri denmektedir. ÇKKV problemlerinde, bir takım bakış açıları kullanılarak, kriterin oluşturulması amaçlanmaktadır. Karar kriterleri, karar vermeyi yönlendiren kurallar, önlemler ve standartlardır. ÇKKV, iş dünyasında ve bilim dünyasında başta olmak üzere çoğu alanda sıklıkla kullanılan karar metodolojilerinden biridir. ÇKKV, karar alma sürecini daha açık ve rasyonel hale getirerek kararların kalitesini iyileştirmeye yardımcı olabilmektedir. ÇKKV yöntemlerinin en büyük gücü, bir takım çelişkili durumlarda ortaya çıkan sorunları ele almasıdır (Zavadskas & Turskis, 2010: 160).

ÇKKV yöntemleri, karar probleminin amacı doğrultusunda optimum çözümü bulmak için ortaya çıkmıştır. Karar problemlerin optimum çözümüne ulaşılabilmesi için en uygun alternatifin belirlenmesi, alternatiflerin kriterler bazında sıralanması, alternatiflerin gruplandırılması ve

uygun alternatifler arasından çözüm sırasının oluşturulması gerekmektedir (Aslan, 2017: 272).

İşletmeler açısından karar verme problemleri oldukça önem arz etmektedir. Karar verme problemlerini etkileyebilecek oldukça fazla etken bulunmaktadır. Karar vermeyi etkileyecek faktörler noktasındaki değerlendirmeler sayısal veya sözlü ifadeler ile olabilmektedir. İşletme içerisindeki karar verici mekanizma bu ifadeler doğrultusunda değerlendirmeler yaparak karar verebilmektedir. Tam da bu noktada ÇKKV yöntemleri devreye girmektedir (Kaya vd., 2007: 8). Bir işletmenin birtakım kriterleri göz önünde bulundurarak performans ölçümü yapması, işletme içerisinde yapılan planlarının ne derece uygulanabildiğini ve planlar doğrultusunda yapılan faaliyetlerin ne derece başarılı olduğunu belirlemesi noktasında önem arz etmektedir. İşletme içerisindeki karar vericiler, kar, maliyet, işgücü, üretim, insan kaynakları ve müşteri memnuniyeti gibi işletme açısından önemli fonksiyonlarının başarısını ve performansını değerlendirirken karmaşık, amaçları birbirinden farklı ve birbiriyle çelişen seçenekler arasında karar vermekte zorlanabilmektedir. Amaçları birbirinden farklı ve kendi aralarında uyum olmayan kriterlerin olduğu durumlarda söz konusu problemlerin çözümü için ÇKKV yöntemlerinden faydalanılmaktadır (Bülbül ve Köse, 2011: 72).

Tüm bu bilgiler ışığında araştırma kapsamında, ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren bir işletmenin bayilerinden birine distribütörlük verilmiştir. Söz konusu bu araştırma iki aşamadan oluşmaktadır. Birinci aşamada distribütör adayı bayilerin geçmiş 5 yıllık haftalık bazlı satış verileri, ilgili yıllara ait haftalık ortalama dolar kurları ve yine ilgili yıllara ait haftalık hava sıcaklık ortalamaları kullanılarak makine öğrenmesi tekniklerinden yapay sinir ağının (YSA), uzun kısa dönemli bellek (Long Short-Term Memory-LSTM) mimarisıyla çalıştırılması sağlanmış ve kısa süreli bayii satış tutarları tahmin edilmiştir. Elde edilen sonuçlar neticesinde en uygun distribütör adayı bayiler sıralanmıştır. Araştırmanın ikinci aşamasında ise söz konusu bayilerin satış verilerinin yanında; yapılan literatür taramasıyla ve

işletmede çalışan üretim ve operasyon müdürleriyle belirleyeceği sektörel olarak gerekli olan kriterlerin önem sıralamaları ÇKKV tekniklerinden olan LBWA (Level Based Weight Assessment) metodu kullanılarak yapılmış, sonrasında ise söz konusu kriterler baz alınarak yine ÇKKV yöntemlerinden olan CoCoSo (Combined Compromise Solution) metodu kullanılarak en uygun bayilerin sıralaması gerçekleştirilmiştir. Çalışmanın sonucunda sıralama neticesinde en uygun bayi distribütör bayi olarak seçilmiştir.

Bu kapsamda araştırma toplamda 4 bölümden oluşmuştur. Birinci bölümde tahminleme, tahminlemenin önemi, tahminlemenin kullanıldığı alanlar, tahmin teknikleri, makine öğrenmesi ve yöntemleri, YSA ve araştırma kapsamında kullanılan LSTM algoritmalarından bahsedilmiştir. Sonrasında ise YSA ve LSTM noktasında literatürde yapılmış olan araştırmalara değinilmiştir. Araştırmanın ikinci bölümünde ise ÇKKV, karar verme süreçleri, ÇKKV problemlerinin özellikleri ve sınıflandırılması, temel ÇKKV teknikleri, kullanım alanları ve araştırma kapsamında kullanılan LBWA ve CoCoSo yöntemlerinden bahsedilmiş, sonrasında ise literatürde LBWA ve CoCoSo yöntemlerinin uygulamalarına değinilmiştir. Araştırmanın üçüncü bölümünde ise ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren bir işletmenin bayilerinden birine distribütörlük verilmesi amacıyla ilgili işletmenin bayilerinin geçmiş beş yıllık verileri kullanılarak 2023 yılı satış tahminleri YSA'nın LSTM mimarisiyle yapılmış, sonrasında ise satış tutarlarının yanında sektörel olarak gerekli kriterler ve işletme bünyesinde çalışan üretim ve operasyon müdürlerinin belirlemiş olduğu kriterler baz alınarak ilgili bayilerin distribütörlük için ne kadar uygun oldukları ÇKKV yöntemlerinden LBWA ve CoCoSo yöntemleriyle değerlendirilmiş ve en uygun bayiye distribütörlük verilmiştir. Bu aşamada distribütörlük için gerekli olan kriterler LBWA yöntemiyle ağırlıklandırılmış, distribütör adayının seçiminde ise CoCoSo yöntemi kullanılmıştır. Araştırmanın dördüncü bölümünde ise analizler neticesinde elde edilen sonuçlar yorumlanmış, literatür kapsamında karşılaştırması yapılmış ve araştırmanın özgünlüğü vurgulanmıştır.

1. BÖLÜM

1. TAHMİNLEME

Tahmin kelimesi sözlük anlamı olarak akıl ve sezgiye dayandırılarak ve birtakım veriler kullanılarak gelecekte olması muhtemel olan olayların ön görülmesidir. Gelecek noktasında bir tahminde bulunmak, sosyoekonomik gelişmelerin varlığıyla söz konusudur. Tahmin yapma zorunluluğu hisseden özel veya kamu kuruluşları, gelecekteki mevcut durumlarını koruma veya daha da geliştirme açısından gelecek olayları tahmin etme ve bu tahmin sürecini de iyi yönetmeleri gerekmektedir. Söz konusu kuruluşlar, yapılan tahminlerin doğruluğuna güven duymak ve yapacakları yatırımları bu tahminlere göre yapmak istemektedir. Doğruluğu hususunda güven duyulmayan tahmin sonuçları işletmelerin gelecek yatırımlarını olumsuz etkileyebilmekte hatta yok olmalarına neden olabilmektedir (Çağlar, 2007: 8).

Belirsizliklerin azaltılması yönünde gerçekleştirilecek her faaliyet düzgün kararların alınması hususunda işletmelere değer katmaktadır. İşletmelerin belirsizliklerin azaltılması yönünde bir takım tahmin metotları kullandıkları bilinmektedir. Kullanılan yöntemler sonucunda elde edilen tahmin değerlerinin doğru sonuçlar vermesi işletmeler tarafından önem arz etmektedir. Bu nedendir ki sağlıklı tahmin sonuçlarının elde edilmesi için, yapılan tahminleme çalışmalarının bilimsel temel doğrultusunda yapılması gerekmektedir (Üreten, 2006: 122).

Tahminleme yöntemleri, geçmiş veya şimdiki verileri kullanarak geleceğe yönelik ön görüde bulunmak olarak adlandırılmaktadır. Müşteri talebi, hisse senetleri fiyatları, bitcoin değerleri, enerji talepleri, talep tahminleri, lojistik merkezi yer seçimi (Yang vd., 2021; Atay vd., 2019; Marcos vd., 2019; Kaya ve Öztürk, 2017) gibi birçok alanda tahminleme uygulamaları yapılabilmektedir.

Bir olay ya da miktar bazından tahminlemenin yapılabilmesi için birkaç faktörün bir araya getirilmesi gerekmektedir. Bu faktörleri Tüzemen ve Yıldız (2020: 25) şu şekilde sıralamıştır:

- Elde edilen verilerin miktarı
- Tahminleme aşamasında, analize dahil edilmesi gereken diğer değişkenlerin iyi bilinmesi
- Elde edilen sonuçların, tahminlemeye çalışılan olguyu etkileme durumu

Yukarıda bahsedilen kritik faktörlerin bilinmesi, tahminlemenin sağlıklı sonuçlar verebilmesi açısından oldukça önem arz etmektedir. Elde edilen verilerin yetersiz olması, tahminleme aşamasında etkili olabilecek diğer değişkenlerin tam olarak bilinmemesi veya araştırma dahiline alınmaması ve elde edilen sonuçların tutarsız çıkması, tahminleme sonrasında atılacak adımları olumsuz yönde etkileyebilmektedir.

1.1. Tahminlemenin Önemi

Tahminleme kavramı yönetim sürecinde oldukça öneme sahiptir. İşletme yöneticileri tarafından sürekli olarak göz önünde bulundurulması gereken tahminleme, yöneticilerin başarısızlık risklerini minimize etmesinde ve geleceği iyi planlamasında yol gösterici niteliktedir. Tüm bunların başarıyla sonuçlanabilmesi için ise tahminlemenin iyi bir şekilde yapılması gerekmektedir (Chen, 2000: 7).

İşletme faaliyetleri açısından tahminlerin önemi oldukça büyüktür. Tahminleme, işletmelerin gelecek faaliyetlerini yönlendirme noktasında oldukça önem arz etmekle birlikte, belirsizliklerin azaltılması ve belirsizliklerin zamanlaması ve büyüklüğü hususunda işletmelere yol göstermektedir. İşletmelerde üretim departmanı yöneticileri genel itibarıyla pazarlama departmanı tarafından gerçekleştirilen talep tahminleri üzerine eğilmektedir. Ancak diğer yöneticiler, hammadde fiyatlarının ön görülmesi,

insan gücü planlamalarının yapılması, stok miktarlarının planlanmasına ilişkin kararların verilmesi gibi birçok alanda tahmin yöntemlerinden yararlanmaktadır. Bu hususlarda atılacak olan her bir adım işletmede kapasiteyi daha iyi kullanma, müşteri memnuniyeti sağlama ve karlılık oranlarını arttırma noktasında avantaj sağlamaktadır (Monks, 2001: 39).

Tahminleme, tahmin yapılmak istenen değişkenin geçmiş ve şimdiki değerlerini kullanarak geleceğe yönelik ön görüde bulunma işlemidir. Tahminlemede elde edilen veri setine en uygun modelin seçiminin yapılması ve model değişkeninin gelecekte alabileceği değerleri çok iyi gösterebilecek nitelikte olması gerekmektedir. Tahminleme aşamasındaki modelleme işlemleri problem dâhilindeki verilerin sağlıklı bir biçimde toplanabilmesi ve modelin formülasyonu işlemlerinin bir araya getirilmesiyle oluşmaktadır. Elde edilen veriler aracılığıyla model parametreleri belirlenmektedir. Model performansı ise tahmin edilen değerler ile gerçekleşen değerler arasındaki farkların tespiti yani hata değerinin tespiti ile gerçekleşmekte ve söz konusu model daha uyumlu bir form almaktadır. İlgili modelin tahminleme yapmak için uygun olduğu kanısına varıldığında ise gelecek değerler için tahminleme çalışmaları yapılabilmektedir. Tahminleme nicel ve nitel olmak üzere iki kola ayrılmaktadır. Nicel tahminleme metotları istatistiki bir temele dayanmakla birlikte, incelenen değişkenler üzerinde herhangi bir değer ilişkili olup olmadığını belirlemeye çalışmakta ve elde edilen ilişkisel değerleri gelecek değer tahminini yapmada kullanarak modelleme yapmaya çalışmaktadır. Nicel tahminleme iki türlü yöntemle yapılabilmektedir. Bunlardan ilki neden sonuç ilişkisine dayanan modeller yani regresyon ve ekonometrik modeller; diğeri ise zaman serilerine dayanan modellerdir. Neden sonuç ilişkisine dayanan regresyon modelinde bir ya da daha fazla bağımsız değişkenin, bağımlı değişken üzerindeki etkisi modellenmeye çalışılmaktadır. Bununla birlikte ekonometrik modellerde ise birden daha fazla regresyon modellerinin bir araya getirilmesiyle oluşan denklemler söz konusudur. Birden fazla bağımlı değişkenin olduğu ekonometrik modellerde bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiler en doğru yaklaşımla eş zamanlı olarak belirlenmektedir.

Zaman serilerine dayanan modellerde ise bir değişkenin belirli zaman aralıklarında ölçülen değerleri söz konusudur. Gözlem değeri belirli zaman aralıklarında yani gün, hafta, ay, yıl gibi eşit zaman aralıklarında elde edilmesinden ötürü zaman serileri adını almıştır. Zaman serilerine göre gerçekleştirilen modellerde geçmiş gözlem değerleri kullanılarak gelecekte gerçekleşecek değerler tahmin edilmeye çalışılmaktadır (Turaç, 2020: 16).

Tahminleme sonuçlarının daha etkili sonuçlar verebilmeleri adına tahmin ilkelerinin ve birtakım özelliklerinin iyi bilinmesi gerekmektedir. Söz konusu ilkeleri Üreten (2006: 123) şu şekilde sıralamıştır:

- Tahminleme çalışmalarında mükemmelliğe ulaşmak çoğu zaman mümkün olmamaktadır. Bunun nedeni ise tahminleme çalışması yaparken tahmin edilecek değere ait tüm faktörlerin tamamının göz önünde bulundurulmaması veya ön görülemeyen birtakım olayların vuku bulması olarak nitelendirilebilmektedir.
- Yapılan tahmin çalışmalarında bir hata payı olabilmektedir. Ancak gerçekleşen hata paylarının ne derece olduğunun bilinmesi gerekmektedir.
- Tek tek bütün ürünler için tahmin yapmak yerine bir grup için tahmin yapmak her zaman daha doğru sonuçlar verebilmektedir.
- Kısa dönemli tahminler daha az belirsizlik içermektedir. Bu yüzden uzun dönemli tahminlemelerin doğruluğu azalmaktadır.

1.2. Tahminlemenin Kullanıldığı Alanlar

Hayatın olağan akışı içerisinde bireyler gelecek ile ilgili kararlar alırken, birtakım geçmiş verilerin ışığında geleceğe yönelik ön görülerde bulunur ve verecekleri kararları bu bilgiler ışığında verebilirler. Tahminleme ile ilgili alan yazın incelendiğinde çok sayıda akademik araştırmanın olduğu ve tahminleme uygulamalarının hemen hemen her alanda uygulandığı gözlemlenmiştir. Çoğunluğunu talep tahminlerinin oluşturduğu bu

araştırmaları, otoyol kaza tahmin modelleri, İMKB 100 endeksinin tahminlemesi, toprak sıcaklıklarının tahminlemesi, işletmelerde kayıp müşterilerin tahminlemesi, işletmelerin internet reklamcılığındaki maliyet tahminlemesi, hisse senedi fiyat tahminlemesi, çağrı merkezlerine gelen çağrılarının tahminlemesi, altın fiyatlarının tahminlemesi, yoksulluk sınırı altında olan insan sayısının tahminlemesi, elektrik enerjisi üretim ve tüketim tahminlemesi (Rani ve Raza, 2012; Aygören vd., 2012; Schin, 2014; Çetin, 2020; Bilgili vd., 2010; Dursun Cengizci, 2020; Tahmaz vd., 2020; Arslankaya ve Toprak, 2021; Ballouch vd., 2021; Kamber vd., 2021) gibi bir çok alandan yapılan çalışmalar izlemektedir.

Tahminleme teknikleri özellikle işletmelerde satış tahmininde, yedek parça ihtiyacı tahminlemesinde, üretim gelirlerinin tahminlemesinde, ekonomik eğilim tahmininde ve personel ihtiyaçlarının tahminlemesi gibi işletmenin verimliliğini etkileyecek kritik kararların verilebileceği çoğu noktada hayati öneme sahiptir (Karahan, 2011: 31).

1.3. Tahmin Sürecinin Aşamaları

Tahmin süreçlerinde birtakım aşamalar söz konusudur. Bu aşamaların takip edilmesi, tahminleme çalışmasının doğru sonuçlar verebilmesi adına oldukça önemlidir. Bu aşamaları Karahan (2011: 28) şu şekilde sıralamıştır:

- Tahmin amacının belirlenmesi
- Tahminleme yapılacak dönemlerin belirlenmesi
- Araştırmaya ve eldeki verilere uygun tahmin yönteminin seçilmesi
- Gerekli verilerin toplanması ve tahminin gerçekleştirilmesi
- Elde edilen tahmin modelinin geçerliliğinin test edilmesi
- Tahmin modelinin çözülmesi ve tahmin sonuçlarının elde edilmesi
- Elde edilen sonuçların uygulanması ve izlenmesi.

Tahminleme sürecinin ilk aşamasında yapılacak tahminin amacının belirlenmesi gerekmektedir. Yapılacak olan tahminlemenin ve elde edilen sonuçların hangi amaç doğrultusunda kullanılacağı, tahminleme çalışmalarının ilerleyen aşamalarını da etkilemektedir. Sonraki aşamada ise tahmin yapılacak dönemlerin belirlenmesi gerekmektedir. Çünkü söz konusu dönemlerin belirlenmesi, tahminleme yapmak için elde edilecek verilerin hangi dönemleri kapsayacağı noktasında yol göstermektedir. Tahmin dönemleri belirlendikten sonra söz konusu dönemlere uygun veriler toplanmaktadır. Elde edilen veriler doğrultusunda en uygun tahmin yönteminin seçilmesi ve tahminleme çalışmasının yapılması gerekmektedir. Sonrasında ise ilgili modelin geçerliliğinin test edilmesi ve verilerin ne derece güvenilir olduğunun analizi gerekmektedir. Geçerliliği yüksek çıkan veriler ile tahmin modelinin çözülmesine devam edilmekte ve nihayetinde tahmin sonuçlarına ulaşılmaktadır. Sonrasında elde edilen sonuçlar uygulanmakta ve izlenmektedir.

Armstrong (2001: 363) tahmin problemlerini karar verme süreci olarak nitelendirmektedir. Bu süreç incelendiğinde ise ilk olarak tahmin probleminin formüle edilmesinin gerekliliği söz konusudur. Yani problemin amacının belirlenmesi ve yapısal bir forma sokulması gerekmektedir. Sonrasında ise bilgilerin toplanması yani bilgi kaynaklarının belirlenmesi, ihtiyaç duyulan verilerin toplanması ve tahmin yapmaya hazır hale getirilmesi gerekmektedir. Bir sonraki aşamada ise tahmin yönteminin belirlenmesi ve uygulanması bulunmaktadır. Bu uygulamanın yapılmasında ise yargısal yöntemlerin, kantitatif yöntemlerin, kantitatif nedensel yöntemlerin uygulanması ve kantitatif ve yargısal yöntemlerin entegrasyonu söz konusudur. En sonunda ise bütün tahminlerin birleştirilmesi bulunmaktadır. Sonraki adımda ise tercih edilen tahmin yönteminin değerlendirilmesi ve güvenilirliğinin test edilmesi gerekmektedir. En sonunda ise elde edilen sonuçların sunulması ve tahmin prosedürlerini geliştirecek kazanımların değerlendirilmesi bulunmaktadır (Şener, 2015: 86).

Karar verme süreçlerinde işletmeler tahmin yöntemlerini seçerken, tahmin yapılacak zaman aralıklarına, tahmin sonuçlarının hazırlanması için gerekli zamana, tahmin sonuçlarının durumuna göre alınacak kararların uzun veya kısa vadeli olma durumuna, eldeki verilerin niteliği ve ulaşılabilirliğine, süreç boyunca kullanım içerisinde olan kaynakların maliyetli olup olmadığına, karar vericilerin hata paylarını tolere etme derecesine, tahminleme yapılan tekniğin kolaylıkla anlaşılabilir olup olmadığına, tahminler sonrasında karar vericilerin yöntemleri anlama noktasında yetenekli olup olmadığına özellikle dikkat etmelidir (Schroeder, 1989; Klassen ve Flores, 2001).

1.4. Tahmin Teknikleri

Günümüzde çok sayıda tahmin tekniği geliştirilmiş olmasına rağmen literatürde tahmin teknikleri temel olarak kalitatif ve kantitatif teknikler olmak üzere iki kısma ayrılmıştır.

1.4.1. Kalitatif (Nitel) Tahmin Teknikleri

Tahminleme kapsamında kullanılan kalitatif tekniklerde, mevcut durum veya gelecekle ilgili yapılabilecek planlar doğrultusunda, bilgi sahibi olduğu düşünülen kişilerden bilgilerin toplanması söz konusudur (Monks, 1987: 268). Kalitatif tekniklerde tahminleme yapılacak duruma yönelik, sayısal verilerin elde edilememesi durumlarında, belirsizlik ve veri değişkenliklerinin fazla olması durumlarında kullanılmaktadır. Kalitatif tekniklerin temelinde öznel ya da yargısal öngörü ve fikirler bulunmaktadır (Chase ve Aquilano, 1981: 68).

Kalitatif tahmin tekniklerinde uzman görüşleri, kişilerin deneyimleri ve yargıları gibi sübjektif etmenler önem arz etmektedir. Başlıca kalitatif teknikleri olarak Delphi Tekniği, Uzman Görüşleri Tekniği, Pazar Araştırmaları ve Senaryo Analizi gibi teknikler sayılabilmektedir (Demir ve Gümüšoğlu, 2003: 497).

1.4.1.1. Delphi tekniği

Delphi tekniği askeri tekniklerin geliştirilmesi amacıyla ABD’de Rand firmasında çalışan Dalkey ve Helmer, (1962) tarafından ortaya atılmıştır. Delphi tekniği, sayısal verilerin olmadığı veya çok az olduğu, fikrin önemli olduğu konularda bireylerden kolektif görüş elde etmenin bir yoludur. Söz konusu süreç, farklı görüşlere sahip bireyler arasında uyumu sağlayabilmektedir. Bu teknikte kontrollü geri bildirim sağlayan yinelemeli bir anket uygulaması söz konusudur. Tasarım sonucunda bireylerin başkaları tarafından yönlendirildiği durumlarda ortaya çıkabilecek, genellikle ters etki yaratan grup dinamiklerini ortadan kaldırmakta ve bir bütün olarak grubun tepkileri ışığında kişilerin görüşlerini yeniden değerlendirmelerine olanak tanımaktadır. Geçerli bir Delphi süreci en az üç tekrarlı bir anket araştırmasından oluşmaktadır. Fakat ne kadar tekrar edileceği hususu oldukça pragmatiktir. İlk tekrardaki amaç, eldeki konunun çeşitli bileşenleriyle ilgili genel sorunları tanımlamaktır. Açık uçlu sorulardan oluşan bir anket, uzmanlardan ve fikir liderlerinden oluşan bir panele dağıtılmaktadır. Açık uçlu sorulara verilen yanıtlar, sıralanarak, kategorize edilerek ve ortak temalar aranarak niteliksel olarak analiz edilmekte ve bu yanıtlar düzenlenmektedir. Daha sonra ise ikinci anketi oluşturmak için kullanılmaktadır. İkinci ve sonraki tekrarlar ise daha spesifiktir; anket ile çeşitli öğelerin önemlerine göre derecelendirilmesi veya sıralandırılması söz konusudur. Sonrasında ise elde edilen veriler niceliksel olarak analiz edilmektedir. Yapılan tüm bu işlemin ana amacı fikir birliğini sağlamaya yöneliktir (Thangaratinam ve Redman, 2005: 120).

Ortak fikir birliğinin sağlanmasında ise geri besleme faktörü oldukça önemlidir. Uzmanların yüz yüze gelmeden grup kararı vermelerini sağlayan bu yöntem ilk önce katkı sağlayacak uzmanların belirlenmesi ve ilgili uzmanların katılımının sağlanmasıyla başlamaktadır. Sonrasında ise anket formunda kullanılacak olan önermelerin belirlenmesi gerekmektedir. Bir sonraki aşamada ise oluşturulan anket formunun panelde bulunan üyelere gönderilmesi ve anketlerden elde edilen sonuçların değerlendirilmesi

gelmektedir. Sonrasında ise ilgili uzmanların görüşlerini tekrardan gözden geçirmesi için ikinci anket formunun gönderilmesi gerekmektedir. Anket formu sonucunda elde edilen sonuçların değerlendirilmesi yapıp sonuçların özet olarak panel üyelerine sunulması gerekmektedir. En sonunda ise sorunun çözüme kavuşturulması gelmektedir (Seaton ve Bennet, 1996: 108).

Şahin (2001: 219), Delphi tekniğinin avantaj ve dezavantajlarını şu şekilde ifade etmiştir:

- Bireylerin yüz yüze gelmeleri neticesinde ortaya çıkabilecek sorunlar bu yöntemde en az düzeye indirgenmektedir. Bireyler düşüncelerini, başka bir bireyin baskısına uğramadan rahatça ifade edebilmektedir. Bununla birlikte katılımcılar sürekli olarak yapılan anketlerle farklı dönütlerin olduğunu görerek kendi fikirlerini tekrardan gözden geçirme imkânı bulmaktadır.
- Katılımcı sayısının çok olduğu durumlarda, yüz yüze gelerek aşılabilmesi çok zor olan birtakım problemlerde, katılımcıların uzaklık, maliyet, zaman ve mekân gibi bir takım olumsuz durumlar neticesinde sıklıkla bir araya gelememe durumlarında ciddi avantajlar sağlamaktadır.
- Katılımcılardan sağlanan farklı bilgi, beceri ve deneyimler ile sorunların çözümü daha kolay olmaktadır.
- Delphi tekniğinde araştırmalar kapsamında uzmanlar seçilmektedir. Bu seçim nedeniyle kişiler kendilerini ayrıcalıklı hissederek, motivasyonunun yükselmesine neden olmaktadır.
- Delphi tekniğinde katılımcıların gizli kalması esastır. Bu nedenle anketlerde kullanılan ifadeler belirli bir grubu veya kişileri tanımlayabilmektedir.
- Ayrıca anket döngüleri nedeniyle sürecin uzaması söz konusu olabilmekte ve bu durum bireylerde motivasyon kaybına sebebiyet verebilmektedir.

1.4.1.2. Uzman görüşleri tekniği

Uzman görüşleri, gelecek doğrultusunda bir beklentiye dayalı olarak herhangi bir sonucun tahminidir. Bu tahmin ise yetkinlik ile ve ilgili alanda uzman kişi veya gruplar vasıtasıyla yapılmaktadır. Bununla birlikte, tekrarlanabilir olan uzman tahminlerinin, tekrarlanabilir olmayan uzman görüşlerinden ayırt edilmesi gerekmektedir. Uzman görüşleri, ilgilenilen bir değişken ile ilgili olarak uzmanlar tarafından sağlanan tekrarlanamayan tahminlerdir. Uzman görüşleri niceliksel ölçümler olarak ifade edilse de doğası gereği niteliksel bir bileşen yani uzmanlık içerir ve dolayısıyla ölçüm hatası da söz konusu olabilmektedir (Franses ve McAleer, 2009: 335-336).

Uzman görüşlerine dayalı olan tahminlerin uzun vadeli mi yoksa kısa vadeli mi olacağı noktasında belirsizlik söz konusudur. Ancak yapılan araştırmalar kısa vadeli tahminlerde uzman görüşlerinin daha etkili olduğunu ortaya koymuştur (Collopy ve Armstrong, 1992: 578-579).

1.4.1.3. Pazar araştırmaları tekniği

Pazar araştırması pazarın durumuyla ilgili somut verilerin elde edilmesini amaçlayan, pazar ve müşteri kapsamında birtakım soruların sorulduğu anket, panel vb. gibi uygulamaları içerisinde barındıran bir tekniktir. Pazar araştırmaları tekniğinde ilgili pazarın genel durumu ve tüketici davranışları analiz edilmektedir. Bu analiz ile araştırmacılar pazara ve işletmeye faydalı olabilecek çözümler geliştirmeyi amaçlamaktadır. Söz konusu teknik ile tüketicilerin kim olduğu, hangi mal veya hizmete ne kadar paralar harcayabilecekleri, ilgili mal ya da hizmete ne derece bağlı kalabilecekleri gibi sorulara cevap aranmaktadır. Pratik olarak araştırma kapsamına giren sorunların çözümü noktasında oldukça etkili olan bu yöntem, pazarın içerisinde bulunduğu durum ve ilgili sorunların saptanması ve çözülmesi için etkili bir bilgi birikimi sunmaktadır (Doğan, 2019: 467; Osan ve Yüksel, 2022: 55).

1.4.1.4. Senaryo analizi

Herman Kahn'ın 1967'li yıllarda ABD ordusunun nükleer savaş olması durumunda ne yapması gerektiğinin belirlenmesine yönelik yapmış olduğu çalışmalarla senaryo analizi gündeme gelmiştir (Kahn ve Wiener, 1967: 264). Gelecekteki belirsizliklerin aydınlığa kavuşturulması noktasında senaryo analizinden yararlanılmaktadır. Bu durum ise işletmelerin ve bireylerin strateji belirleme süreçlerinin bir parçasıdır. Geleneksel tahmin tekniklerinden çok farklı bir yapıda olan senaryo analizi, işletme yöneticilerine gelecek ile ilgili çok sayıda farklı görüntüler sunabilmekte ve çevresel belirsizliklerin minimize edilmesine katkı sağlamaktadır (Önsel Şahin vd., 2002: 36).

Senaryo analizinde, gelecekte olması muhtemel gelişmeler dikkate alınarak daha net bir görüş açısı sağlanmaktadır. Bu analiz, gelecekte nelerin olabileceği ve bu gelişmelerin ne şekilde olabileceği noktasında bilgi sunmaktadır.

Senaryo analizinde en çok kullanılan yöntem sezgisel mantık yöntemidir. Bu yöntemde esnek ve iç tutarlılığı yüksek senaryoların üretilmesi söz konusudur. Matematiksel algoritmalara ihtiyaç duyulmadığı için işletmenin gereksinim duyduğu durumlara ve politik çevresine uyum sağlamasına yararlı olabilecek senaryoların geliştirilmesi dikkatli çalışmaların sonucunda mümkün olabilmektedir. Senaryo analizinde kullanılan başka bir yöntem ise eğilim-etki yöntemidir. Bu yöntem geleneksel tahmin teknikleriyle nitel teknikleri birbirine bağlayan bir yöntemdir. Genel yargıların oluşturulabilmesi için hem istatistik hem de deneyimlerin harmanlanması söz konusudur. Bir diğer yöntem ise çapraz-etki yöntemidir. Bu yöntemde ise senaryo geliştirirken dikkat edilen olay örgülerinin birbiriyle ne kadar bağlı olduğu analiz edilmektedir. Analiz sürecinde olayların birbirini etkileme dereceleri belirlenmektedir (Önsel Şahin vd., 2002: 36).

Gelecekteki ve mevcut durumdaki belirsizlikler senaryo tekniğini zorlaştırmaktadır. Bu nedenle çok sayıda işletme stratejik planlarını oluştururken esnek senaryo analizlerinden yararlanmaktadır (Bağdigen, 2007: 68).

1.4.2. Kantitatif (Nicel) Tahmin Teknikleri

Niceliksel ya da nesnel tahmin yöntemleri, matematiksel ve istatistiksel formüller aracılığıyla çalışmaktadır. Nicel tahmin yöntemleri, her biri kendine has özelliklere sahip olan çeşitli teknikler kümesini ifade etmektedir (Tomar vd., 2023: 159). Bu tahminleme tekniklerinde geçmiş verilerden birtakım çıkarımlar yapmak söz konusudur. Tahmin edilmesi gereken değerlerin yanında söz konusu değişken ile ilgili diğer değişkenlerin saptanmasını içeren kalitatif tahmin teknikleri, söz konusu değişkenler arasındaki ilişkiyi istatistiksel modeller ile bulmaktadır (Bhattacharya, 1997: 6).

Kantitatif tahmin teknikleri, ilişkiye dayalı (nedensel) tahmin teknikleri ve zaman serileri olmak üzere iki kısma ayrılmaktadır.

1.4.2.1. İlişkiye dayalı (nedensel) tahmin teknikleri

Granger ve Newbold (1974) nedenselliğin tanımını, geleceğin geçmişe neden olamayacağı tam olarak nedenselliğin geçmişin şimdiki zamana veya geleceğe neden olabilmesi olarak tanımlamıştır. Ayrıca nedenselliğin sadece stokastik (rastlantısal) süreçlerde gerçekleşebileceği, deterministik (rastgelelik bulunmayan) süreçlerde ise bunun mümkün olmadığına değinmiştir.

İlişkiye dayalı yani nedensel tahmin tekniklerinde tahmin değeri elde edilecek olan değişkenin birtakım unsurlardan etkilendiği düşünülmekte ve buna bağlı olarak bağımlı değişkenin bağımsız değişkenlerden veya diğer değişkenlerden etkilendiği varsayılarak bunların tespiti ve formüle edilmesi sağlanmaktadır (Orhunbilge, 1999: 3).

İlişkiye dayalı tahmin teknikleri korelasyon ve regresyon analizlerinden oluşmaktadır. Bu analizler ise aşağıda sırasıyla verilmiştir.

• Korelasyon Analizi

Korelasyon analizi, bağımlı değişken ile bağımsız değişken arasındaki ilişkiyi veya bir değişken ile birden fazla değişken arasındaki ilişkiyi ve bu ilişkinin ne derece olduğunu belirtmek için kullanılan bir analizdir. Korelasyon analizindeki en temel amaç bağımsız değişkenin bağımlı değişkeni ne yönde etkilediğinin belirtilmesidir. Söz konusu analizin yapılabilmesi için bağımlı ve bağımsız değişkenlerin sürekli olmaları ve normal dağılıma sahip olmaları gerekmektedir. Korelasyon analizinde bağımlı değişken ile bağımsız değişken arasında neden sonuç ilişkisi aranmamaktadır. Yani bağımlı değişken ile bağımsız değişken arasında korelasyonun olması, bağımlı değişkenin bağımsız değişkene veya bağımsız değişkenin bağımlı değişkene neden olduğu anlamına gelmemektedir. Korelasyon katsayısı Eşitlik (1.1)'de verildiği gibi hesaplanmaktadır (Kalaycı, 2014: 115):

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (1.1)$$

x_i , bağımsız değişkenin i . gözlemini, y_i , bağımlı değişkenin i . gözlemini, \bar{x} , bağımsız değişkene ait örnek ortalamasını ve \bar{y} ise bağımlı değişkene ait örnek ortalamasını ifade etmektedir.

• Regresyon Analizi

Regresyon analizi, bağımlı değişken ile bir ya da birden fazla bağımsız değişken arasında olabilecek olan ilişkinin matematiksel olarak ifade edilmesidir. Bu analiz yönteminde değişkenler arasında ilişki doğrusal veya doğrusal olmayan şeklinde olabilmektedir. Regresyon analizi aşağıdaki Eşitlik (1.2) ve Eşitlik (1.3)'teki işlem adımlarıyla gerçekleştirilmektedir (Kalaycı, 2014: 199-200):

$$\frac{\partial}{\partial b_1} \sum_{i=1}^n (y_i - b_0 - b_1 x_i)^2 = 0 \implies b_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})} \quad (1.2)$$

$$\frac{\partial}{\partial b_0} \sum_{i=1}^n (y_i - b_0 - b_1 x_i)^2 = 0 \implies b_0 = \bar{y} - b_1 \bar{x} \quad (1.3)$$

x_i , bağımsız değişkenin i . gözlemini, y_i , bağımlı değişkenin i . gözlemini, \bar{x} , bağımsız değişkene ait örnek ortalamasını ve \bar{y} ise bağımlı değişkene ait örnek ortalamasını ifade etmektedir.

1.4.2.2. Zaman serisi teknikleri

Zaman serileri, çok sayıda alanda kullanılan değişkenlere ait ardışık dönemlerde gözlemlenen değerlerinin zaman değişkenine göre sıralanması ile elde edilen değerler bütünüdür. Zaman serilerinde gözlemlenen değişkenlerin karakteristik yapılarının bilinmesi ve geleceğe yönelik tahminlerin yapılması oldukça önem arz etmektedir (Curwin vd., 2013: 495; Cryer ve Chan, 2008: 1). Zaman serilerin oluşmasında dört farklı bileşen bulunmaktadır (Şenesen, 1994/2016: 777).

- Genel Eğilim (Trend) Bileşeni: gözlemlenen zaman serisinin uzun vadede göstermiş olduğu düşüş veya yükseliş eğilimi sonrasında göstermiş olduğu kararlı durum olarak tanımlanabilmektedir.
- Mevsimsellik Bileşeni: Gözlemlenen zaman serilerinin mevsimsel olarak değişiminin ifade edilmesi olarak tanımlanabilmektedir. Gözlemlenen durumlarda elde edilen verilerde mevsimsel değişiklikler oluşabilmektedir.
- Çevrim Bileşeni: genel olarak ekonomik koşullara bağlı olan ve mevsimsel olmayan değişimlerin ifade edildiği bileşendir. Ekonomik genel eğilimlerin aksine kısa vadeli küçülme ya da büyümeler neticesinde oluşabilecek değişimleri ifade etmektedir.
- Düzensiz Bileşen: Nedeni belli olmayan ve hata ya da gürültü olarak adlandırılan nedenlerle gerçekleşen değişimleri ifade etmektedir.

Zaman serisi tekniklerinde çok sayıda yöntem kullanılmaktadır. Bu yöntemlerden en çok kullanılanları ise mekanik (Naive) yöntemi, hareketli ortalamalar yöntemi, üstel düzleştirmeler yöntemi Box-Jenkins yöntemi ve Trend analizidir.

Mekanik (Naive) Tahmin Yöntemi

Naive Bayes yöntemi olarak da adlandırılan bu yöntem Bayes teoreminden esinlenerek geliştirilmiştir. Olasılıklı sınıflandırıcı olarak kullanılan yöntem, diğer sınıflandırıcı yöntemlerde kullanılan tekrarlamalı yaklaşımın aksine doğrusal zaman ile kullanılabildiği için büyük veri kümelerinde kolaylıkla kullanılabilir (Zhang vd., 2009: 3218).

Az miktarda veri ile hızlı ve iyi sonuçlar verebilen Naive Bayes yöntemi, güncel verilerin geleceğe yönelik en iyi tahminleri gerçekleştirdiği varsayımına dayanmakta ve basit modeller geliştirmek için kullanılmaktadır. Naive Bayes yöntemi en güncel bilgilere dayanan olası çözümler içermektedir. Yakın dönemlerin geleceğe ait en iyi tahminleri olduğuna dayanan bu yöntemim model adımları Eşitlik (1.4)'te verilmiştir (Hanke ve Wichern, 2014: 62-63-64):

$$\hat{Y}_{t+1} = Y_t \quad (1.4)$$

Burada \hat{Y}_{t+1} , t zamanında t+1 zamanı için yapılan tahmindir. Veri değerleri zaman içerisinde sürekli olarak artış gösteriyorsa bu verilerin durağan bir yapıda olmadığı veya bir trende sahip olduğu sonucuna varılmaktadır. Böyle durumlarda tahmin edilecek değer trendin yönüne göre tayin edilmektedir. Trend yönü doğrultusunda yapılacak tahminin modeli ise Eşitlik (1.5)'te gösterildiği gibi gerçekleşmektedir:

$$\hat{Y}_{t+1} = Y_t + (Y_t - Y_{t-1}) \quad (1.5)$$

Burada çeyrekler arasında oluşan değişikliklerin hesaba katılmış olduğu gözlemlenmektedir. Bazı durumlarda ise verilerin mevsimsel olarak

değişiklik gösterebildiği görülür. Bu durumlarda ise örnek olarak üç aylık veri seti için tahmin modeli Eşitlik (1.6)'da gösterildiği gibi gerçekleşmektedir:

$$\hat{Y}_{t+1} = Y_{t-3} \quad (1.6)$$

Burada değişkenin bir sonraki çeyrekte, bir yıl önceki ilgili çeyrekte aldığı değerlerin aynısını alacağı belirtilmiştir. Bu yaklaşımların en büyük eksiklikleri, geçen yıldan bugüne kadar meydana gelen her şeyi ve herhangi bir eğilimi göz ardı etmesidir. Bu nedenle mevsimsel ve trend tahmin aşamaları birleştirilebilir ve aşağıda Eşitlik (1.7)'de belirtilen işlem adımları kullanılarak bir sonraki çeyrek, birtakım değişkenler de göz önünde bulundurularak tahmin edilebilir:

$$\hat{Y}_{t+1} = Y_{t-3} + \frac{(Y_t - Y_{t-1}) + \dots + (Y_{t-3} - Y_{t-4})}{4} = Y_{t-3} + \frac{Y_t - Y_{t-4}}{4} \quad (1.7)$$

Burada, Y_{t-3} , mevsimsel düzeni ön görmektedir. Geri kalan dönem ise son dört çeyrekteki değişim miktarlarının ortalamasını alır ve eğilim noktasında bir tahmin sağlamaktadır. Eşitlik (6) ve Eşitlik (7)'de verilen denklemler üç aylık veriler doğrultusunda modellenmiştir. Fakat farklı zaman dilimlerinde elde edilmiş olan veriler için düzenlemeler yapılabilmektedir. Aylık veriler noktasında örnek olarak mevsimsel dönem dört değil de on iki olduğu zaman Eşitlik (6)'da verilen denklem, bir sonraki döneme ilişkin tahmin modeli $\hat{Y}_{t+1} = Y_{t-11}$ olur.

Hareketli Ortalamalar Yöntemi

Hareketli Ortalama, zaman serisi analizinde gelecekteki verileri tahmin etmek için kullanılan yaygın olarak bilinen teknik göstergelerden biridir (Hansun, 2013: 1).

- **Basit Hareketli Ortalama (SMA)**

Basit Hareketli Ortalama, zaman serisi verilerindeki önceki “n” veri noktasının ortak ortalamasıdır. Zaman serisi verilerindeki her nokta eşit ağırlıklıdır, bu nedenle veri noktalarının hiçbirine uygulanan ağırlıklandırma faktörleri bulunmamaktadır. Basit hareketli ortalama yöntemine ait formül aşağıdaki Eşitlik (1.8)’de verilmiştir.

$$SMA = \frac{P_M + P_{M-1} + \dots + P_{M-(n-1)}}{n} \quad (1.8)$$

Yukarıdaki formülde P_M , M zamanındaki veri noktası değerini, n ise hesaplamada kullanılan veri noktası sayısını temsil etmektedir. Ardışık değerler hesaplanırken Eşitlik (1.9)’da verildiği gibi formülün toplamına yeni bir değer gelmekte ve en eski veriler çıkarılmaktadır.

$$SMA_{Today} = \frac{P_M}{n} + SMA_{Yesterday} - \frac{P_{M-n}}{n} \quad (1.9)$$

- **Ağırlıklı Hareketli Ortalama (WMA)**

Ağırlıklı hareketli ortalama, basit hareketli ortalamasının bir üst versiyonudur. Bu yöntemde daha güncel verilere, eski olan verilerden daha çok önem verilmektedir. Ağırlıklandırma faktörleri, zaman serisi verilerinde kullanılan günlerin toplamından hesaplanmaktadır. İlgili yöntemin formülü aşağıdaki Eşitlik (1.10)’de verilmiştir.

$$WMA = \frac{nP_M + (n-1)P_{M-1} + \dots + 2P_{(M-n+2)} + P_{(M-n+1)}}{n + (n+1) + \dots + 2 + 1} \quad (1.10)$$

- **Üstel Hareketli Ortalama (EMA)**

Üstel Hareketli Ortalama, veri serisindeki her değere yaşına göre bir ağırlıklandırma faktörü atayan bir ağırlıklı hareketli ortalama türüdür. Ağırlıklı hareketli ortalama olduğu gibi, üstel hareketli ortalama da en güncel veriler en büyük ağırlığı alır ve kronolojik olarak geriye gidildikçe her veri değeri daha küçük bir ağırlık alır. Ancak ağırlıklı hareketli ortalama farklı olarak üstel hareketli ortalama da her eski veri noktasının ağırlığı

katlanarak azalır, dolayısıyla hiçbir zaman sıfıra ulaşmaz. Bir zaman serisi kapsamında üstel hareketli ortalamalar aşağıdaki Eşitlik (1.11)'de verilen formüller vasıtasıyla hesaplanmaktadır.

$$S_1 = Y_1$$

$$\text{for } t > 1, S_t = \alpha \cdot Y_t + (1-\alpha) \cdot S_{t-1}, \quad (1.11)$$

Yukarıdaki formülde, Y_t , t zaman periyodundaki değeri simgelemektedir. S_t , t zaman periyodundaki üstel hareketli ortalamanın değeridir ve α , 0 ile 1 arasında sabit bir düzleştirme faktörü olan ağırlıklandırma azalma derecesini temsil etmektedir. α ise aşağıda Eşitlik (1.12)'de verilen formül vasıtasıyla hesaplanmaktadır:

$$\alpha = 2/(n + 1) \quad (1.12)$$

• Ağırlıklı Üstel Hareketli Ortalama (WEMA)

Bu yöntemde ağırlıklı hareketli ortalama ve üstel hareketli ortalama formülleri birleştirilerek yeni bir yöntem ortaya konmuştur. İlk olarak, 'rakamların toplamı' ağırlık faktörünü kullanarak zaman serisi verilerindeki bir nokta için yeni tahmin edilen değeri elde etme adına ağırlıklı hareketli ortalama formülünü kullanılmıştır. Daha sonra ise elde edilen yeni değer tahmin sonucu değeri olarak kullanılmadan üstel hareketli ortalama ağırlıklandırma faktörleriyle hesaplanacak olan temel değer olarak kullanılmıştır. Söz konusu formül aşağıdaki eşitlikte verilmiştir. Belirli bir zaman serisi değerleri için Eşitlik (10) vasıtasıyla temel değeri yani H_t değeri hesaplanmaktadır. Elde edilen temel değer kullanılarak aşağıda Eşitlik (1.13)'te verilen formül vasıtasıyla tahmin değeri hesaplanmaktadır.

$$WEMA_t = \alpha \cdot Y_t + (1-\alpha) \cdot H_t \quad (1.13)$$

Yukarıdaki formülde, Y_t , t zaman periyodundaki değeri simgelemektedir. H_t , t zaman periyodu için temel değerdir ve α , denklem (12)'teki gibi ağırlık azalma derecesini temsil etmektedir. Bu yaklaşımın üstel

hareketli ortalama yaklaşımından temel farkı, üstel hareketli ortalama hesaplamada yalnızca en güncel verilerin ve son bir sıralı verinin kullanılması söz konusuysen, bu yeni yaklaşımda ise yalnızca son sıralı veri kullanılmayacak, aynı zamanda belirli bir zaman dilimindeki bazı eski veri değerleri de dikkate alınacaktır (Hansun, 2013: 2).

Üstel Düzleştirmeler Yöntemi

Hareketli ortalamalar yöntemleri genel olarak en son gözlemlenen verileri dikkate alırken basit üstel düzeltme yöntemi daha önce gözlemlenen bütün değerleri dikkate alarak söz konusu değerlerin üstel ağırlıklı hareketli ortalamalarını sağlamaktadır. Model genel manada tahmin edilebilir bir yükseliş ya da düşüş eğilimi olmayan veriler için uygundur. Modelin amacı ise mevcut seviyenin tahmin edilmesidir. Bu seviye tahmini ise sonrasında gelecekteki değerlerin tahmini için kullanılmaktadır. Üstel düzeltme yöntemi yapılan bir tahmini yeni verilerin ışığında sürekli olarak güncelleyip yenilemektedir. Bu yöntem bir serinin geçmiş değerlerinin üstel olarak azalan şekilde ortalamasının alınmasına dayanmaktadır (Hanke ve Wichern, 2014: 73).

Üstel düzeltme yönteminde gözlemlenen durumun şimdiki ve geçmişteki değerlerinin tartılı ortalamasına dayanan bir tahmin yaparak bu iki uç değer arasında bir birlik sağlamaktadır. Bu ortalamanın oluşturulması aşamasında ise en büyük ağırlık en son gözleme, en büyük ağırlıktan biraz daha az olan ağırlık ise bir önceki gözleme, daha azı ise daha önceki gözleme olacak şekilde verilmektedir (Şenesen, 1994/2016: 796-797).

• Basit Üstel Düzleme Yöntemi

Söz konusu yöntem verilerde mevsimselliğin etkisinin olmadığı ve tutarlı bir artışın ya da azalışın görülmediği durumlarda kullanılmaktadır. Bu yöntemin uygulama adımları şu şekilde sıralanabilmektedir (Şenesen, 1994/2016: 799):

$X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$, tutarlı bir artışın ya da azalışın olmadığı, mevsimselliğin etkisinin görülmediği bir zaman serisinin gözlem kümesini ifade etsin. Bu durumda basit üstel düzleştirme yönteminin işlem adımları şu şekilde gerçekleşmektedir:

$$\bar{X}_1 = X_1$$

$$\bar{X}_t = \alpha \bar{X}_{t-1} + (1-\alpha)X_t \quad (0 < \alpha < 1; t = 1, 2, 3, \dots, n) \quad (1.14)$$

Yukarıdaki formülde α , 0 ile 1 arasında belirlenmiş düzleme sabitini simgelemektedir. \bar{X}_t , t dönemi için tahmin değerini, \bar{X}_{t-1} , t - 1 dönemi için tahmin değerini, X_t ise t dönemi gözlem değerini ifade etmektedir. Zaman içerisinde n anında durarak söz konusu serinin gelecekteki X_{n+h} değeri Eşitlik (1.15)'te gösterildiği gibi elde edilmektedir:

$$\hat{X}_{n+h} = \bar{X}_n \quad (h = 1, 2, 3, \dots) \quad (1.15)$$

Üstel düzleştirme yönteminde α katsayısı, hesaplama aşamasında gerekli olan verilerin miktarında önemli derecede azalmaya yol açmaktadır. Dolayısıyla hareketli ortalama yöntemindeki gibi ortalamaya dahil edilen dönem sayısı adedince verinin kullanılmasına gerek kalmamaktadır. Yani ilgili döneme ait tahmin değerine ulaşmak için sadece bir önceki döneme ait gerçekleşen ve tahmini değerlerinin olması yeterli hale gelmiştir (Üreten, 2006: 150).

• Holt-Winters Üstel Düzleştirme Yöntemi

Bu yöntem, üstel düzleştirme yönteminin geliştirilmiş bir versiyonudur. İlgili yöntem üstel düzleştirme yöntemine benzer şekilde ilgili dönemlere birtakım ağırlıklar vermektedir. Üstel düzleştirme yönteminden temel farkı, zaman serilerinde gerçekleşen trendi göz ardı etmemesidir. Bu yöntemde hem üstel düzleştirme hem de trend bölümleri ayrı bir şekilde ele alınmaktadır. Trend bölümü üstel düzleştirme değerinin hesaplanma

aşamasında kullanılmaktadır. Trend ve üstel düzleştirme değerleri ağırlıklı ortalama şeklinde ifade edilmektedir (Bülbül, 1994: 45)

X_1, X_2, \dots, X_n , mevsimselliğin etkisinin görülmediği bir zaman serisinin gözlem kümesini ifade etsin. \bar{X}_t , düzey ve T_t , genel eğilim tahminleri aşağıda belirtildiği şekilde elde edilmektedir (Şenesen, 1994/2016: 804):

$$\bar{X}_2 = X_2 \quad T_2 = X_2 - X_1$$

İlgili yöntem ile tahmin aşamaları aşağıda verilen Eşitlik (1.16), Eşitlik (1.17) ve Eşitlik (1.18)'deki formüller vasıtasıyla yapılmaktadır:

$$\bar{X}_t = A(\bar{X}_{t-1} + T_{t-1}) + (1 - A)X_t \quad (0 < A < 1; t = 3, 4, \dots, n) \quad (1.16)$$

$$T_t = BT_{t-1} + (1 - B)(\bar{X}_t - \bar{X}_{t-1}) \quad (0 < B < 1; t = 3, 4, \dots, n) \quad (1.17)$$

$$\hat{X}_{n+h} = \bar{X}_n + hT_n \quad (h = 1, 2, 3, \dots) \quad (1.18)$$

İlgili formülde \bar{X}_t , X_t değerine bir dönem önceki trend olan T_{t-1} ve bir dönem önceki düzleştirilmiş değer eklenmesiyle elde edilmektedir. T_t ise zaman serisine ait olan en yeni değişimin ($\bar{X}_t - \bar{X}_{t-1}$) ve önceki döneme ait olan trend değerinin (T_{t-1}) ağırlıklı ortalaması ile bulunmaktadır (Bülbül, 1994: 45). Yukarıdaki formüllerde, A ve B, 0 ile 1 arasında belirlenmiş düzleme sabitlerini ifade etmektedir. n anından gelecekteki X_{n+h} değerlerinin tahmini ise Eşitlik (18) vasıtasıyla gerçekleştirilmektedir (Şenesen, 1994/2016: 804).

Box-Jenkins (ARIMA) Yöntemi

Box ve Jenkins (1976) tarafından geliştirilen Box-Jenkins yöntemi (ARIMA), zaman serilerinin modellenmesi ve tahmininde yaygın olarak kullanılan bir istatistiksel yaklaşımdır. Box-Jenkins yöntemi, otoregresif entegre hareketli ortalama (ARIMA) modellerini temel alır ve zaman serilerinin yapısını, trendlerini ve mevsimsel desenlerini yakalamak için güçlü bir araç sunmaktadır (Brockwell ve Davis, 2016: 178).

ARIMA yönteminde atılması gereken temel adımları Sevüktekin ve Çınar (2017: 79) şu şekilde sıralamıştır:

- Durağanlığı elde edebilmek için serilerin yeterli sayıda farklarının alınması gerekmektedir,
- Deneme olarak potansiyel bir modelin tanımı yapılır,
- İlgili potansiyel model için tahmin yapılır,
- Model tahmini sonrasında ilgili tahmin kontrol edilir. Modelin yetersiz olması durumunda ise ikinci adımdaki alternatif modeller devreye girer,
- Ön raporlama ve kontrol sonrasında model kullanılır.

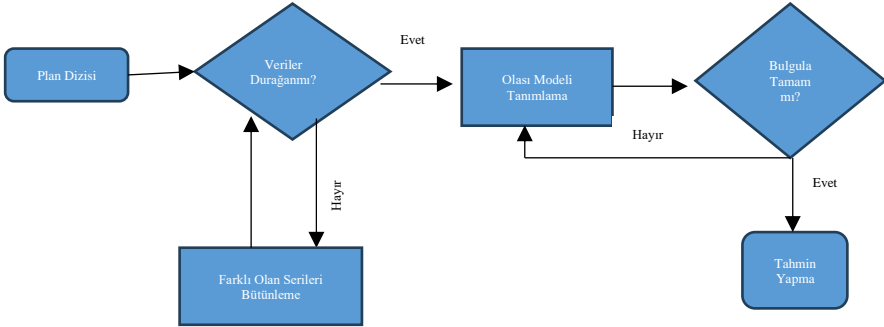
ARIMA, zaman serilerinin analizine sistematik bir yaklaşım getirir ve modelin belirlenmesi, tahmin edilmesi ve kontrol edilmesi aşamalarını içermektedir (Hyndman ve Athanasopoulos, 2018: 290). Bu yöntem, birçok uygulama alanında başarılı bir şekilde kullanılmıştır ve zaman serilerinin gelecekteki değerlerinin tahmininde önemli bir araç olarak kabul edilmektedir (Cryer ve Chan, 2008: 193).

ARİMA modelleri durağan olduğu gibi durağan olmayan zaman serilerini de temsil edebilen doğrusal modeller sınıfıdır. Durağan zaman serileri sabit bir düzeyde değişmektedir. Durağan olmayan zaman serileri ise doğal sabit bir ortalamaya sahip değildir. ARİMA modelleri yapısında bağımsız değişkenleri barındırmamaktadır. Bunun yerine tahminler oluşturmak için serinin kendisine ait bilgileri kullanmaktadır (Hanke ve Wichern, 2014: 355).

ARIMA, otoregresif (AR), entegre (I), ve hareketli ortalama (MA) bileşenlerini bir araya getiren bir modeldir. Bu bileşenler, zaman serisinin trendini, durağanlığını ve stokastik varyansını ifade etmektedir. AR bileşeni, geçmiş değerlerin mevcut değeri tahmin etmek için kullanılırken, MA bileşeni, rasgele hataların etkilerini modellemek için kullanılmaktadır.

Entegre (I) bileşeni ise, zaman serisinin durağan hale getirilmesini sağlamaktadır (Hyndman ve Athanasopoulos, 2018: 310).

ARIMA, zaman serilerinin analizine sistematik bir yaklaşım getirmektedir ve üç ana aşamadan oluşmaktadır. Bu aşamalar ise model tanımlama, model tahmini ve model kontrolüdür (Cryer ve Chan, 2008: 8). İlk aşama, zaman serisinin yapısının belirlenmesini içermektedir. Bu adımda, otoregresif (AR) derecesi, hareketli ortalama (MA) derecesi ve durağanlık derecesi gibi model parametreleri seçilmektedir. İkinci aşamada, seçilen model parametreleriyle ARIMA modelinin tahmin edilmesi gerçekleşmektedir. Son aşamada ise modelin tahmin yeteneğinin ve uyarlamasının kontrol edilmesi söz konusudur. Box-Jenkins yöntemi kullanılacak olan verilerin durağan olup olmama durumuna veya mevsimsel etkiye sahip olup olmadıklarına göre farklı model geliştirebilmektedir. Dobre & Alexandru (2008: 157), ARIMA işlem adımlarını Şekil 1.1'de gösterildiği gibi tanımlamıştır.



Kaynak: Dobre & Alexandru (2008: 157)

Şekil 1.1. Box-Jenkins Prosedürü

• **Durağan ARIMA Yöntemleri**

Durağan ARIMA yöntemleri, otoregresif (AR), hareketli ortalama (MA) ve otoregresif hareketli ortalama (ARMA) modellerini kapsamaktadır.

Bağımlı değişken Y_t değişkeninin geçmiş dönem değerleri $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$ ise bu modeller otoregresif AR(p) modelidir. AR(p) modeline ait genel ifadeler aşağıdaki Eşitlik (1.19)'da verilmiştir.

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + a_t \quad (1.19)$$

Yukarıdaki formülde $Y_t, Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$ gözlem değerlerini ifade etmektedir. $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$, modele ilişkin parametrelerdir. a_t , modele kapsamında açıklanamayan hata terimini ifade etmektedir. p ise seriye ait geçmiş değer sayısını yani mertebesini göstermektedir.

AR(p) modeli muhtevasında barındırdığı geçmiş dönem gözlem değerlerinin sayısı nispetinde derecelere ayrılmaktadır. Bir geçmiş dönem gözlem değeri bulunan model birinci dereceden AR modeli, iki geçmiş dönem gözlem değeri bulunan model ikinci dereceden AR modeli ve p adet geçmiş dönem gözlem değeri bulunan model ise p 'inci dereceden AR modeli olarak adlandırılmaktadır (Naylor vd., 1972: 125). Stokastik sürecin ortalamasını belirten sabit olan δ ile ifade edilen AR(p) süreci aşağıdaki Eşitlik (1.20)'de belirtilmiştir.

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \delta + a_t \quad (1.20)$$

Yukarıdaki formülde δ , yığılım parametresini ifade etmektedir. İlgili modele sabitin eklenmesi gözlem serilerinin sıfırdan farklı olabilecek değerleri almasına müsaade edilmesi olarak yorumlanabilmektedir (Ataseven, 2013: 107).

AR(p) aşamasında $BY_t = Y_{t-1}, B^2 Y_t = Y_{t-2}$ olarak devam eden geri kaydırma süreci $\delta = 0$ olması varsayıldığında ve B'nin kullanılmasıyla formül

Eşitlik (1.21)'de gösterildiği gibi verilebilir (Akgül, 2003: 176; Ataseven, 2013: 108).

$$1 - \phi_1 B^1 - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p Y_t = a_t \quad (1.21)$$

$\phi(B)$ 'nin p. mertebeden açılımı ise Eşitlik (1.22) vasıtasıyla yapılabilmektedir.

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B^1 - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \quad (1.22)$$

Hareketli ortalama modelleri olarak bilinen MA(q) modelinde ise bir zaman serisindeki t döneme ait değerlerin, hata payı geçmiş ve cari dönem değerleriyle ifade edilmesi olarak tanımlanmaktadır. Yani geçmiş dönem hatalarının doğrusal kombinasyonu olarak da ifade edilmektedir. Bu modeller genel manada yığılım parametresinin ilgili modele dahil edilip edilmemesine bağlı olarak değişiklik gösterebilmektedir. Bu kapsamda modele ilişkin formül Eşitlik (1.23)'de verilmiştir.

$$Y_t = \mu + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (1.23)$$

Bu formülde Y_t , durağan seriyi; θ , artı-eksi değerler ile gösterilebilen parametre simgelerini; μ , sabiti; $(a_t, a_{t-1}, a_{t-2}, \dots, a_{t-q})$ ise geçmiş dönemlere ait açıklanamayan hata terimlerini ifade etmektedir. $\mu = 0$ olması halinde ve geri kaydırma işlemcisi olan B kullanıldığında ise ilgili formül Eşitlik (1.24)'de gösterildiği gibi ifade edilmektedir. Bu formülde hata değerlerinin normal ve rassal olarak dağıldığı varsayılmaktadır.

$$Y_t = (1 - \theta_1 B^1 - \theta_2 B^2 - \theta_3 B^3 - \dots - \theta_q B^q) a_t \quad (1.24)$$

Son olarak otoregresif hareketli ortalama modeli olan ARMA(p, q) modeli ise hem AR(p), hem de MA(q) modellerinin birleşimiyle oluşmakta ve her iki sürecin şartlarının olduğu durumlarda kullanılmaktadır. Genel manada durağan stokastik süreçleri simgeleyen bu model, geçmiş hata

değerlerinin ve gözlemlerin doğrusal olarak ifade edildiği fonksiyonudur. İlgili modelin gösterimi Eşitlik (1.25) vasıtasıyla yapılmaktadır.

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \delta + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (1.25)$$

$\delta = 0$ olması halinde ve geri kaydırma işlemcisi olan B kullanıldığında ise ilgili formül Eşitlik (1.26)'da gösterildiği gibi ifade edilmektedir.

$$(1 - \phi_1 B^1 - \phi_2 B^2 - \phi_3 B^3 - \dots - \phi_p B^p) Y_t = (1 - \theta_1 B^1 - \theta_2 B^2 - \theta_3 B^3 - \dots - \theta_q B^q) a_t \quad (1.26)$$

• Durağan Dışı ARIMA Yöntemleri

Zaman serilerinin durağan bir süreç içerisinde oldukları düşüncesiyle AR, MA ve ARMA zaman serilerine daha önce değinilmişti. Fakat gerçek hayat içerisinde zaman serilerin çok büyük bir kısmı zaman içerisinde farklılık gösterebilmektedir. Söz konusu zaman serilerinin belirli bir stokastik sürecin özelliklerini taşımakta oldukları için durağan dışı özellikler sergilemektedir. Örnek vermek gerekirse ekonomik ve finansal verilerin rassal yürüyüş özellikleri sergilediği ve bu nedenle durağan dışı oldukları bilinmektedir (Sevüktekin ve Çınar, 2017: 183).

Durağan olmayan fakat farkı alınarak durağan hale getirilen serilere uygulama yapılan modeller, durağan olmayan doğrusal stokastik modeller başka bir deyişle entegre modeller denilmektedir (Ataseven, 2013: 109). Otoregresif Entegre Hareketli Ortalama modeli olarak da bilinen ARIMA(p,d,q)'nin genel ifadesi aşağıdaki Eşitlik (1.27)'de gösterilmiştir.

$$w_t = \phi_1 w_{t-1} + \phi_2 w_{t-2} + \phi_3 w_{t-3} + \dots + \phi_p w_{t-p} + a_1 - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \theta_3 a_{t-3} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (1.27)$$

Yukarıdaki Eşitlik (27)'de gösterilen denklemde w_t değeri, daha önce ARMA(p,q) modelindeki durağan olmayan Y_t 'nin farkının alınarak

durağanlaştırılmış halini temsil etmektedir. Söz konusu fark alma işlemi ise aşağıdaki Eşitlik (1.28)'de gösterilmiştir.

$$w_t = \Delta^d Y_t \quad (1.28)$$

Yukarıdaki formülde ise w_t , fark alma sonrasında durağanlaştırılmış seriyi; Δ , fark alma işlemcisini; d ise fark alma derecesini ifade etmektedir. Birinci fark durağan olmaya yeterli ise ilgili serinin gösterimi Eşitlik (1.29) vasıtasıyla yapılmaktadır.

$$\Delta Y_t = w_t = Y_t - Y_{t-1} = (1 - B)Y_t \quad (1.29)$$

İlgili serinin durağan olması için d adet fark almak gerekiyorsa bu serinin gösterimi ise Eşitlik (1.30) vasıtasıyla yapılmaktadır.

$$\Delta^d Y_t = w_t = (1 - B)^d Y_t \quad (1.30)$$

Trend Analizi

Zaman serisi yöntemlerinden sıklıkla kullanılan bir yöntem olan trend analizi, regresyon analizi ile yapılmaktadır. Bağımsız değişken olarak zaman, bağımlı değişken olarak ise tahmini yapılacak olan değişken bulunmaktadır. Yapılacak olan regresyon analizinin sonuçlarına göre eğrinin gösterdiği eğilim doğrultusunda parametreler tahmin edilmektedir (Akgül, 1994: 59).

Zamana bağlı olarak artış veya azalış gösteren eğilimlere trend adı verilmektedir. Genel manada iklimsel durumlardan elde edilen verilerde sıklıkla görülmektedir. İlgili trendler doğrusal veya eğrisel biçimde olabilmektedir. $y = ax + b$ şeklinde olan denklemler doğrusal trendleri ifade etmektedir. Burada x , bağımsız değişkeni yani zamanı; y ise bağımlı değişkeni yani tahmin edilecek parametrenin zaman içerisindeki değişimini ifade etmektedir. a sabiti, değişimin ne yönde olacağı ve ne miktarda olacağı

noktasında bilgi vermektedir. b sabiti ise ilgili doğrunun eğimini göstermektedir (Beşel ve Tanır Kayıkcı, 2016: 52).

Trend analizinde en çok kullanılan yöntem en küçük kareler yöntemidir. En küçük kareler yöntemi hata kareleri toplamının en küçük olmasını amaçlayan regresyon yöntemidir. Bu yöntemde gözlemlenen verilerin normal olması, sabit varyansa sahi olması, sapma değerini içermemesi gibi durumlar oldukça önemlidir. İlgili varsayımların olması daha güvenilir tahminlerin elde edilmesi noktasında önem arz etmektedir. Matematiksel hesaplamalarda sağladığı kolaylık nedeniyle sıklıkla kullanılan en küçük kareler yöntemi sapma değerlerinin olması durumunda ise yanıltıcı tahmin değerleri verebilmektedir (Gürünlü Alma ve Vupa, 2008: 219-220).

En küçük kareler yönteminde serilerin en iyi şekilde gösterildiği doğru ya da eğri, geçmiş dönemlerde gerçekleşmiş değerlerle formülün uygulanması sonrasında elde edilen değerlerin arasındaki farkın kareleri toplamının minimize edilmesi ve hata değerlerinin sıfıra eşitlenmesi neticesinde elde edilmiştir. Bu bahsedilen durumun ise matematiksel olarak ifadesi aşağıdaki Eşitlik (1.31) ve Eşitlik (1.32)'de gösterilmiştir.

$$\sum_{i=1}^n [Y_i - (a + bX_i)]^2 = \min \quad (1.31)$$

$$\sum_{i=1}^n [Y_i - (a + bX_i)] = 0 \quad (1.32)$$

1.5. Makine Öğrenmesi

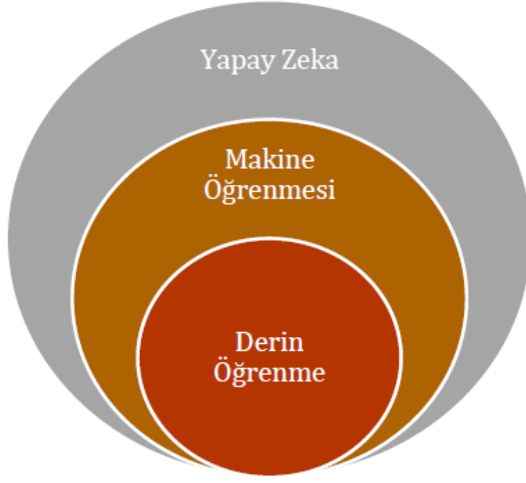
Veri madenciliği ilk olarak pazarlama alanında uygulanmış, sonrasında ise karar verme ve bilgi yönetimi süreçlerinde kullanılmaya başlanmıştır. Veri madenciliğinin kavramsal olarak ilk temelleri, 1960'lı yıllarda bilgisayar teknolojilerinin veri süreci problemlerini çözümlenmeye başlamasıyla atılmıştır. Bilgisayarlar yardımıyla istenilen büyüklükteki veriye ulaşılabilme düşüncesi bireyleri bu alana yakınlaştırmıştır. İlk zamanlarda veri tarama ve veri yakalama olarak adlandırılan veri madenciliği uygulamaları günümüzde bilgisayar mühendislerinin veri analizinde algoritmik bilgisayar

uygulamalarını kullanmasıyla veri madenciliği adını almıştır (Köktürk vd., 2008: 21).

Makine öğrenimi yöntemlerinin büyük veri tabanlarına uygulanmasına veri madenciliği denir. Analoji, büyük miktarda toprak ve hammaddenin bir madenden çıkarılmasıdır, bu da işlendiğinde az miktarda çok değerli malzemeye yol açar; benzer şekilde, veri madenciliğinde, örneğin yüksek tahmin doğruluğuna sahip, değerli kullanımı olan basit bir model oluşturmak için büyük miktarda veri işlenmektedir (Alpaydın, 2014: 2).

Makine öğrenmesi ilk olarak 1959 yılında Arthur Samuel tarafından, dama oyunu analizinde kullanılmıştır. Samuel (1959: 211), makine öğrenmesi kavramını, bilgisayarlara öğrenme yeteneği veren uygulama olarak tanımlamıştır. Makine öğrenmesi, tahmin modellerini potansiyel olarak iyileştirebilecek ve yönetimin karar vermesine yardımcı olabilecek yenilikçi bir yöntemdir. Makine öğrenimi, verilerden kalıpları veya bilgileri çıkarabilen ve minimum insan müdahalesi ile optimizasyon görevlerini gerçekleştirebilen bilgisayar tabanlı yöntemleri ifade etmektedir. Bu yöntemlerin çoğunun kökleri yapay zekâ ve dinamik programlamadan oluşmaktadır. Makine öğrenimi yöntemleri, birçok alanda ilgi çekici ve açık olmayan kalıpları veya bir veri tabanında saklı olan ve sonucu iyileştirebilecek gizli bilgileri keşfetmek için etkili veri madenciliği araçları olarak benimsenmiştir. Bu yöntemler birliktelik kurallarını, karar ağaçlarını, sinir ağlarını ve genetik algoritmaları içermektedir. Bu tür yöntemler, araştırmacıların gözlemlenebilir verilere sahip olduğu ancak model yapısının bilinmediği durumlarda yeni bilgilerin öğrenilmesinde de çok faydalı olabilmektedir (Cui vd., 2006: 598).

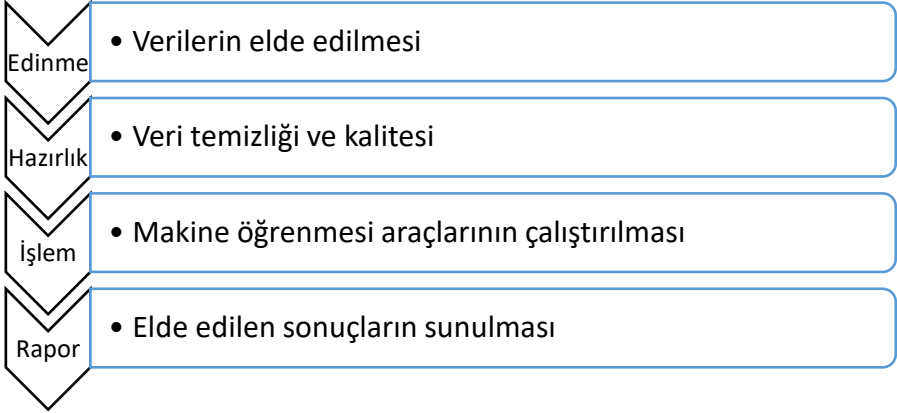
Makine öğrenmesi çoğu zaman yapay zekâ ve derin öğrenme gibi kavramlarla karıştırılmaktadır. Makine öğrenmesi, yapay zekâ ve derin öğrenme kavramlarının birbirleriyle olan ilişkileri Şekil 1.2'de detaylı olarak verilmiştir.



Kaynak: Nacar ve Erdebilli (2021: 308)

Şekil 1.2. Yapay zekâ bileşenleri

Bir makine öğrenimi projesi, temel olarak gerçekleştirilmesi gereken bir eylemler döngüsüdür. Söz konusu eylem döngülerini Bell (2015: 17) Şekil 1.3'te olduğu gibi sıralamıştır.



Kaynak: Bell (2015: 17)

Şekil 1.3. Makine öğrenimi eylem döngüleri

Makine öğrenme sürecinde, birçok kaynaktan veri elde edilebilmektedir. Hatta işletmeler tarafından tutulan veriler veya internetten açık olarak sunulan veriler olabilmektedir. Herhangi bir işleme başlamadan önce verilerin temizlenmesi ve kalite açısından kontrol edilmesi gerekmektedir. Bu işlemler ise hazırlık aşamasında gerçekleşmektedir. İşleme aşaması, işin yapıldığı yeri oluşturmaktadır. Geliştirilen makine öğrenimi algoritmaları bu aşamada gerçekleştirilmektedir. Son olarak, sonuçlar sunulmaktadır. Raporlama, verileri bir veri deposuna yeniden aktarmak veya sonuçları bir elektronik tablo ya da rapor haline getirmek gibi çeşitli şekillerde gerçekleştirilebilmektedir (Bell, 2015: 18).

Karar problemlerini çözmeye yönelik geliştirilen tahmin yöntemlerinde, problemle ilgili değişkenler tanımlanmaktadır. Değişkenler arasındaki ilişkiler, problemle ilgili ön bilgilere uyan ve gözlenen verileri kapsayan matematiksel denklemler cinsinden ifade edilmektedir. Eylemler (kararlar), bu denklemlerin analitik veya sayısal çözümleri ile verilmektedir. İstatistiksel araçlar verilerin tanımını, deterministik bir fonksiyondan ziyade olasılık ölçüsü olarak ele almaktadır. Sonrasında ise tahmin yöntemleri karar vermektedir (Gopal, 2019: 3).

Makine öğrenmesi, örnek verileri ve geçmiş deneyimleri kullanarak, performans kriterlerini optimize etmede bilgisayar programlamayı kullanmaktadır. Model, geleceğe yönelik tahminler yapmak için öngörücü veya verilerden bilgi edinmek için tanımlayıcı olabilmektedir (Alpaydın, 2014: 3).

İstatistiksel prosedürlerin aksine, makine öğrenimi algoritmaları, matematiksel formüller yerine çoğunlukla mantıksal bir dilde yazılmaktadır (Cui vd., 2006: 603). Verilen problemi makul bir sürede, makul maliyetle ve makul bir doğrulukla çözebilecek makul sayıda denklem kullanarak matematiksel/istatistiksel bir model tasarlamak makine öğrenmesi ile mümkün hale gelmiştir (Gopal, 2019: 4). Makine öğrenimi, matematiksel modeller oluştururken istatistik teorisini kullanır, çünkü temel görev bir

örnekten çıkarım yapmaktır (Alpaydın, 2014: 3). İstatistiksel yaklaşımın ve makine öğrenimi yöntemlerinin uygulanması, yöneticiler için geliştirilmiş optimizasyon çözümlerinin ve iyi bir karar desteğinin sağlanması açısından oldukça önem arz etmektedir (Cui vd., 2006: 610). Günümüzde artık işlenecek veri okyanusu bulunmakta ve insanlar bu okyanustan yararlı bilgiler çıkaramamaktadır. Günümüz bilgisayarları bu verileri saklayabilmekte ve analiz edebilmektedir. Bununla birlikte, anlamlı analizlerin elde edilebilmesi için, yazılım çözümlerine insani yeteneklerin dahil edilmesi gerekmektedir. Aslında bu, makine öğreniminin özünü oluşturmaktadır. Makine öğreniminin çözümleri de doğası gereği matematikseldir; ancak bu araçlar geleneksel matematiksel araçlardan farklıdır. Makine öğrenimi ile, insanın öğrenme, ezberleme, uyarlama ve genelleme (bir durumda işe yarayan kararların başka bir durumda denenebilmesi için farklı durumlar arasındaki benzerliği tanıma) gibi yeteneklerini temel alan yeni bir matematiksel teori ortaya çıkmıştır (Gopal, 2019: 4).

Makine öğreniminde tasarlanacak olan model sistemin kendisine bırakılmamalı, geçmiş verilerin ve amaçlanan modelin ışığında şekillendirilmelidir (Barnes, 2015: 13). Genel olarak, iyi tanımlanmış bir öğrenme modeline sahip olmak için şu üç özelliği tanımlamak gerekmektedir (Gopal, 2019: 5):

- Öğrenme görevi
- Performans ölçüsü
- Görev deneyimi

Makine öğrenmesi için anahtar kavram, deneyimlerden öğrenmektir. Makine öğreniminde bireylerin deneyimden öğrenme davranışının önemli yönleri bulunmaktadır. Bunlar ise hatırlama, uyarlama ve genellemedir. Hatırlama ve uyarlama daha önce benzer bir durumda, belirli bir eylemin (aynı çıktıyla sonuçlanan) denendiğini ve işe yaradığını kabul etmek; bu nedenle, tekrar denemeli yargısına varmak veya benzer bir durumda son

denemede aynı eylemin başarısız olduğu ve bu nedenle farklı bir şey denenmesi gerektiği yargısına varmak olarak tanımlanabilmektedir. Genelleme ise, farklı durumlar arasındaki benzerlikleri tanımlamayla ilgilidir. Bu, bilgilerin daha önce görülmemiş durumlarda kullanılması açısından öğrenmeyi faydalı kılmaktadır (Gopal, 2019: 5).

Makine öğrenmesinde bilgisayarların iki önemli rolü bulunmaktadır. Bunlardan birincisi verilerin eğitilmesidir. Eğitim aşamasında hem genel olarak sahip olunan büyük miktarda veriyi depolama ve işlemede, hem de optimizasyon problemlerini çözmede verimli algoritmalara ihtiyaç duyulmaktadır. İkincisi ise, bir modelin bir kez öğrenilmesi, onun temsili ve çıkarımı adına algoritmik çözümünün de verimli olmasını gerektirmektedir. Bazı uygulamalarda, öğrenme veya çıkarım algoritmalarının etkinliği, yani uzay ve zaman karmaşıklığı, tahmin doğruluğu kadar önemli olabilmektedir (Alpaydın, 2014: 4).

Daha önce karşılaşılmayan bir durum göz önüne alındığında, daha önce karşılaşılan durumlarla benzerliklerin farkına varılarak, yeni durum için bir karar alınabilmektedir. Makine öğrenimi bilgisayarların eylemlerini, deneyimler doğrultusunda iyileştirecek şekilde değiştirmesini veya uyarlamasını sağlamakla ilgilidir. Makine öğrenimi, veriler içerisindeki değerli bilgileri benzerlik kavramı doğrultusunda ayıklamaktadır (Gopal, 2019: 5).

Makine öğrenmesinin uygulama alanları oldukça geniştir. Perakende sektöründe kullanılmakla birlikte; kredi uygulamalarında, dolandırıcılık tespitinde ve borsada finansal bankaların geçmiş verileri kullanılarak bir model geliştirilmekte ve bu model kullanılarak analizler yapılmaktadır. Bütün bunların yanında imalat sektöründe optimizasyon, kontrol ve sorun giderme için; tıpta, tıbbi teşhis için; telekomünikasyonda, ağ optimizasyonu ve hizmet kalitesini en üst düzeye çıkarmak için makine öğrenme modelleri kullanılmaktadır. Ancak makine öğrenimi yalnızca veri tabanından müteşekkil değildir; aynı zamanda yapay zekanın da bir parçasıdır. Değişen bir çevrede bulunan bir sistemin düzgün çalışabilmesi için öğrenme

yeteneğine sahip olması gerekir. Sistem bu tür değişiklikleri öğrenip bunlara uyum sağlayabiliyorsa, sistem tasarımcılarının olası tüm durumları öngörmesi ve çözümler sağlaması gerekmez (Alpaydın, 2014: 3).

1.5.1. Makine Öğrenmesi Adımları

Makine öğrenmesi ile çözülecek herhangi bir problemin model tasarım aşamasında birtakım adımların izlenmesi gerekmektedir. Bu adımlar şu şekilde sıralanmıştır (Wirth ve Hipp, 2000: 33; Akpınar, 2000: 3; Çelik, 2009: 8; Ball, 2012: 7; Gupta, 2018: 3; Poyraz, 2020: 8):

- İşi anlama ve tanımlama,
- Verileri anlama ve tanımlama,
- Verileri hazırlama,
- Modelleme,
- Değerlendirme,
- Yaygınlaştırma.

1.5.1.1. İşi anlama ve tanımlama

İlk aşamada yapılacak olan iş kapsamında, proje amaçlarını ve gereksinimlerini anlamaya ve sonrasında elde edilen bilgiyi problem tanımına ve hedeflere ulaşmak için tasarlanmış bir ön proje planına dönüştürmeye odaklanılmaktadır (Wirth ve Hipp, 2000: 33). Bu kapsamda ilgili sürecin hedefleri nasıl etkileyeceği belirlenmeli hem işletme hem de veri madenciliği hedefleri doğrultusunda, yeni bir veri madenciliği planlaması yapılmalı ve ilgili planlar detaylandırılmalıdır (Poyraz, 2020: 8).

1.5.1.2. Verileri anlama ve tanımlama

Veri anlama aşaması, ilk olarak veri toplama ile başlamaktadır. Verilere hâkim olmak, veri kalitesi ile ilgili sorunlarını belirlemek, veriye

ilişkin ilk görüşleri keşfetmek veya saklı kalmış bilgiler adına hipotezler oluşturmak için, ilgi çekici alt kümeleri tespit etmek gibi faaliyetler bu aşamada devam etmektedir. İş anlama ve verileri anlama arasında yakın bir bağ bulunmaktadır. Veri madenciliği noktasında problemin formüle edilebilmesi ve proje planının yapılabilmesi eldeki verilerin az da olsa anlaşılabilmesine bağlıdır (Wirth ve Hipp, 2000: 33). Verilerin hazırlanma aşamasında gelişebilecek sorunların önceden çözümlenebilmesi adına verilerin anlaşılması ve tanımlamasının yapılması önem arz etmektedir.

1.5.1.3. Verileri hazırlama

Veri hazırlama aşaması, ilk ham verilerden nihai veri kümesini (modelleme araçları ile kullanılacak olan veriler) oluşturmaya yönelik tüm faaliyetleri kapsamaktadır. Veri hazırlama görevleri önceden belirlenmiş bir sırayla değil, birden fazla gerçekleştirilebilir. Görevler arasında tablo, kayıt ve öznitelik seçimi, veri temizleme, yeni özniteliklerin oluşturulması ve modelleme araçları için verilerin dönüştürülmesi yer almaktadır (Wirth ve Hipp, 2000: 33).

Veriler yapılandırılmış, yarı yapılandırılmış ve yapılandırılmamış biçimde mevcut olabilmektedir. Yarı yapılandırılmış ve yapılandırılmamış verileri kullanılabilir bir forma getirebilmek için önemli bir çaba gerekmektedir. Verileri yapılandırılmış bir biçimde bir araya getirildikten sonra, veri hazırlamanın bir sonraki aşaması olan veri temizleme aşamasına geçilmektedir (Gupta, 2018: 3). Söz konusu aşama, modelin kurulması sırasında gerekli olan verilerin hazırlandığı aşamadır. Verilerin toplam değerleri, minimum ve maksimum değerleri, aritmetik ortalama ve ağırlıklı ortalamaları, serpilme ve dağılma diagramları gibi istatistiksel yöntemler kullanılarak verilerin durumları kontrol edilmektedir. Eksik değerlerin olması durumunda göz ardı etme veya global sabit değeri ile eksik değerleri doldurma, eksik değere verilerin ortalama değerlerini verme ve gürültülü değerler söz konusu ise regresyon analizi ile belirli bir fonksiyonel kalıba sokma gibi yöntemlerle verilerdeki olumsuzluklar giderilmektedir. Bununla

birlikte farklı kaynaklardan gelen aynı değişkene ait verilerin birbiriyle uyuşmaması halinde, birtakım değişiklikler yapılarak tüm verilerin aynı forma dönüştürülmesi sağlanmaktadır. Modelin çözümünde gerekli olacak birtakım unsurların, verilerin hazırlık aşamasında çözülmesi modelin çözüm aşamasında kolaylık sağlamaktadır. Bu duruma elde edilen verilerin bazılarının yüksek çıkması bazılarının düşük çıkması gibi durumlarda normalizasyon işleminin yapılarak verilerin benzer forma dönüştürülmesi örnek olarak verilebilmektedir. Bu ise modelin çözüm aşamasında öğrenme işlemi sırasında kolaylık sağlamaktadır (Çelik, 2009: 8; Gupta, 2018: 3).

Bununla birlikte eldeki veri ve değişkenlerin çok olması durumunda daha hızlı ve kolay veri işleme adına söz konusu veri sayılarında ve değişkenlerde azaltma yoluna gidilebilmektedir. Bu yönteme veri indirgeme yöntemi adı verilmektedir. Veri indirgeme sırasında eldeki verilerin durumuna göre faktör analizi, temel bileşenler analizi gibi farklı veri indirgeme yöntemleri kullanılabilir (Çelik, 2009: 10; Gezer, 2019: 21).

1.5.1.4. Modelleme

Veri hazırlama ve modelleme arasında yakın bir bağ bulunmaktadır. Çoğu zaman, modelleme yaparken verilere ait problemler fark edilerek veri hazırlama aşamasına geri dönmekte ve yeni veriler elde edilmeye çalışılmaktadır (Wirth ve Hipp, 2000: 34). Veri hazırlama işlemlerinden sonraki adım, verileri uygulamaya koyabilecek ve bir iş sorununu çözmeye yardımcı olacak bir model oluşturmaktır. Kullanılabilecek çok sayıda istatistiksel model bulunmakla birlikte her gün yeni modeller geliştirilmektedir. Modeller, birbirleriyle önemli ölçüde farklılık gösterebilmekte ve basit tek değişkenli doğrusal regresyon modellerinden karmaşık makine öğrenimi algoritmalarına kadar değişebilmektedir. Bir modelin kalitesi ilgili modelin karmaşık yapısıyla değil, verilerdeki gerçeklik eğilimleri ve varyasyonları hesaba katma ve bilgileri gürültüden ayırma yeteneği ile belirlenmektedir (Gupta, 2018: 5).

Modelin kurulması aşamasında çok sayıda model tek tek denenerek, verileri temsil eden en iyi model seçilmektedir (Poyraz, 2020: 9). Verilerin temsili açısından en uygun modelin belirlenmesi adına çok sayıda model kurulmakta ve en iyi sonucu veren model bulununcaya kadar denenmeye devam edilmektedir. Modelin kurulması, araştırmanın amacına, problemin çözüm şeklinin ne olacağına ve elde edilen sonuçların kullanım alanına göre farklılık göstermektedir (Çelik, 2009: 11). Modelleme aşamasında birden fazla algoritma ve teknik, veri seti aracılığıyla model üzerine uygulanmaktadır. Söz konusu teknik sayıları arttıkça, ilgili modelin verimlilik düzeyi de aynı oranda artmaktadır (Gezer, 2019: 23).

1.5.1.5. Değerlendirme

Verilerin analiz edilebilmesi için yüksek kalitede oluşturulan bir ya da daha fazla modelin nihai dağıtımına geçmeden önce, modeli daha kapsamlı bir şekilde değerlendirmek ve iş hedeflerine uygun bir şekilde olup olmadığından emin olmak için, modeli oluşturmak adına yürütülen adımları gözden geçirmek oldukça önem arz etmektedir. Buradaki temel amaç önemli sorunların olup olmadığını belirlenmesidir (Wirth ve Hipp, 2000: 34).

Model sonrasında elde edilen sonuçlar, doğruluk ve model sağlamlığını onaylamak için doğrulanmaktadır. Bu iki şekilde yapılmaktadır. İlk olarak orijinal veri setini, eğitilen ve doğrulanan veri setlerine bölerek ve yapılmaktadır. Bu yaklaşımda, verilerin bir kısmı model oluşturmak için, kalan kısmı ise modeli doğrulamak için kullanılmaktadır. Diğer yaklaşım, model dağıtıldıktan sonra verileri gerçek zamanlı verilerle doğrulamaktır. Bazı durumlarda, aynı veriler model çıktılarının doğru olup olmadığını doğrulamak adına, birden çok farklı model tipleri için kullanılmaktadır (Gupta, 2018: 5).

Modelleme sonrasında, söz konusu modelin başlangıçta belirlenen hedefleri ne kadar karşıladığı belirlenmeli ve elde edilen sonucun yaygınlaştırma aşamasına geçmeden kalite ve etkisinin değerlendirilmesi

gerekmektedir. Ayrıca ilgili problemin önemli noktalarının yeterli düzeyde incelenip incelenmediği kontrol edilmekte, elde edilen sonuçların kullanıma alınıp alınmayacağı ile ilgili kararlar verilmektedir (Demircioğlu ve Bilge, 2015: 126).

1.5.1.6. Yaygınlaştırma

Modelin oluşturulması ve değerlendirilmesi, makine öğrenmesi uygulamaları noktasında hedeflenen projenin son aşaması değildir. Elde edilen bilgilerin, ilgili kişiler tarafından kullanılabileceği şekilde düzenlenmesi ve sunulması gerekmektedir. Gereksinimlere bağlı olarak, yaygınlaştırma aşaması, bir rapor oluşturmak kadar basit veya tekrarlanabilir bir veri madenciliği sürecini uygulamak kadar karmaşık olabilmektedir. Çoğu durumda, dağıtım adımlarını gerçekleştirecek olan verileri analiz eden kişi değil analiz sonuçlarını kullanacak olan kişiler olacaktır. Her durumda, oluşturulan modellerden fiilen yararlanmak için hangi eylemlerin yapılması gerektiğini önceden anlamak önem arz etmektedir (Wirth ve Hipp, 2000: 35).

Yaygınlaştırma aşamasının başarısı, elde edilen modelden yararlanma düzeyi ile doğru orantılıdır. Bu aşamada veri madenciliğinden elde edilen sonuçların, ilgili kişilere raporlanması gerekmektedir (Demircioğlu ve Bilge, 2015: 126). Yaygınlaştırma aşamasında en iyi sonucu veren model ile ham veriler işlenmekte model izlenmeye başlanmaktadır. Bu aşamada ilk başta ortaya çıkmayan faktörler kendini gösterebilmektedir. Sonradan oluşan faktörlere göre modelde birtakım değişiklikler yapılması gerekmektedir (Kaya, 2022: 16).

1.5.2. Makine Öğrenmesi Kuralları

Makine öğrenmesi yöntemleriyle öğrenen sistemlerin uygulanması aşamasında, birtakım kuralların göz ardı edilmemesi gerekmektedir. Özetmel (2012: 26) bu kuralları şu şekilde açıklamıştır:

- **Çevrimiçi (On-line) Öğrenme Kuralları:** Gerçek zamanlı olarak çalışabilen bu kural, bir yandan fonksiyonları gerçekleştirebilmekte, diğer yandan ise öğrenme sürecini devam ettirebilmektedir.
- **Çevrimdışı (Off-line) Öğrenme Kuralları:** Çevrimdışı öğrenme kuralına göre çalışan sistemler, kullanılmaya başlamadan evvel örnekler üzerinden eğitilmektedir. Söz konusu sistemler eğitildikten sonra kullanıma alındıklarında eğitim süreçleri bitmektedir. Sistemin yeni öğrenmesi gereken bilgiler olduğu zaman ise ilgili sistemin kullanımı sonlandırılmakta ve çevrimdışı olarak eğitime devam edilmektedir. Eğitim bittiğinde ise sistem tekrardan kullanıma dahil edilmektedir.

1.5.3. Makine Öğrenmesi Yöntemleri

Öğrenme, bilgi edinme süreci olarak tanımlanmaktadır. İnsanlar, akıl yürütme yeteneklerini kullanarak doğal olarak deneyimlerden öğrenmektedirler. Buna karşılık, bilgisayarlar ise akıl yürüterek değil, algoritmalar aracılığıyla öğrenmektedirler. Günümüzde literatürde önerilen çok sayıda makine öğrenme algoritması bulunmaktadır. Bu algoritmalar öğrenme süreci için kullanılan modele göre sınıflandırılabilir. Bu kapsamda dört ana makine öğrenme yöntemi sınıflandırması mevcuttur. Bunlar; denetimli, denetimsiz, yarı denetimli ve pekiştirmeli öğrenme olarak literatürde geçmektedir (Portugal vd., 2018: 206).

1.5.3.1. Denetimli öğrenme

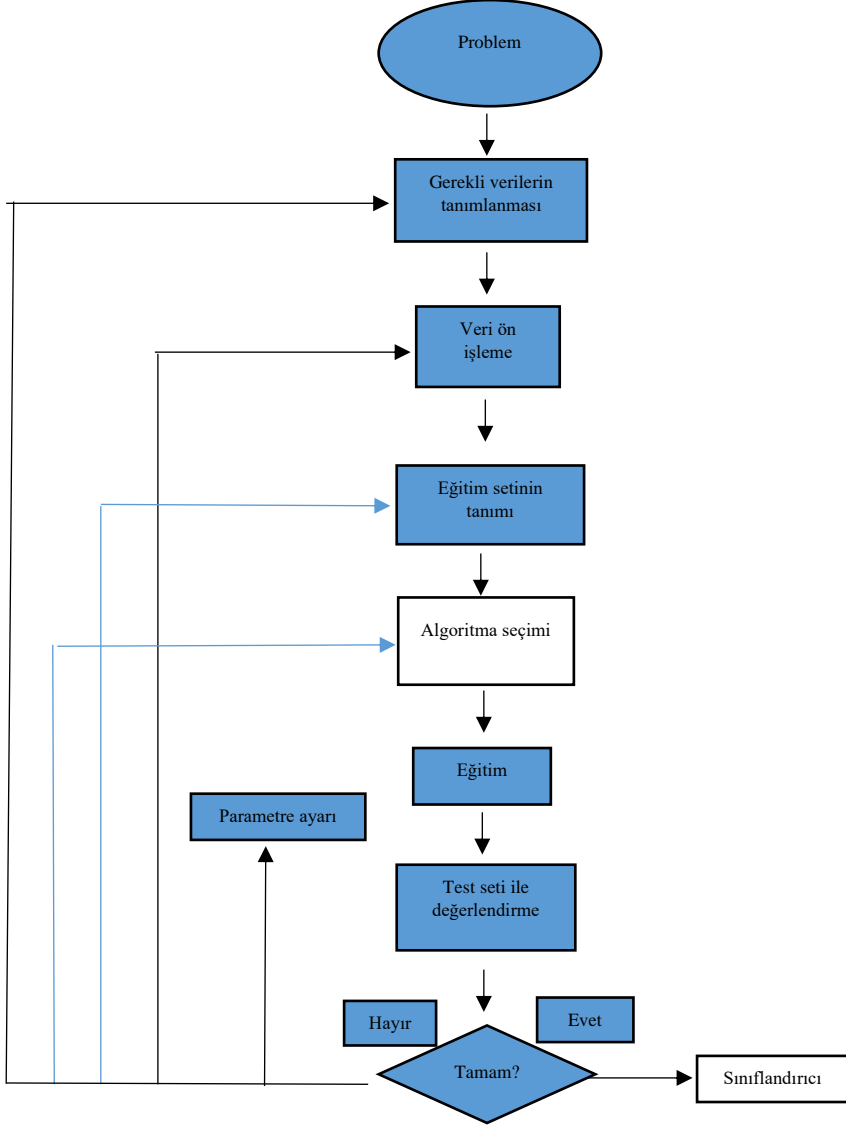
Denetimli makine öğrenimi, genel hipotezler üretmek için harici olarak sağlanan örneklerden akıl yürüten ve daha sonra gelecekteki örnekler hakkında tahminlerde bulunan algoritmaların incelenmesidir. Başka bir deyişle, denetimli öğrenmenin amacı, tahmin edici özellikler açısından sınıf etiketlerinin dağılımının kısa bir modelini oluşturmaktır (Kotsiantis, 2007: 249). Denetimli öğrenme, eğitim verileri ve doğru cevaplar ile oluşturulan algoritmalar vasıtasıyla gerçekleşmektedir. Makine öğrenmesi algoritmasının

görevi, eğitim verilerine dayalı olarak öğrenmek ve gerçek veriler kullanılarak elde edilen bilgileri uygulamaktır (Portugal vd., 2018: 206).

Denetimli öğrenmede, veriler seçilen algoritma doğrultusunda hazırlanmaktadır. Sonrasında ise söz konusu verilerin bir kısmı modelin öğrenimi için, diğer kısmı da model geçerliliğinin test edilmesi amacıyla ayrılmaktadır. Modelin öğrenim aşaması tamamlandıktan sonra ise test için ayrılan veriler ile modele ait doğruluk derecesi belirlenmektedir (Akpınar, 2000: 10). Denetimli makine öğrenimi, örneklerden (bir eğitim setindeki örnekler) bir dizi kuralı öğrenme ve yeni örneklerden genelleme yapabilmek için kullanılacak bir sınıflandırıcı oluşturma sürecidir. Denetimli makine öğrenmenin uygulama sürecini Kotsiantis (2007: 250), Şekil 1.4'te belirtildiği gibi açıklamıştır.

Örnekten öğrenme olarak da bilinen denetimli öğrenme, önceden belirlenen bir uzman kişi tarafından ilgili sınıflar birtakım kriterlere göre ayıklanmaktadır. Ayıklanan her sınıf için örnekler verilerek her bir sınıf için özelliklerin elde edilmesi ve elde edilen özelliklerin kural cümleleri ile tanımlanması sağlanmaktadır. Öğrenme süreci bittiğinde ise tanımlanan kural cümleleri, yeni örnekler üzerinde uygulanmakta ve yeni örneklerin hangi sınıfta olduğu kurulan model yardımıyla bulunmaktadır (Akpınar, 2000: 10).

Denetimli öğrenmede veri seti toplanmadan önce nitelik ve özellik bazında hangi alanların daha uygun olduğu birtakım uzman kişilere danışılarak öğrenilebilmektedir. Bu yapılamıyorsa eğer en basit yöntem olan kaba kuvvet algoritması kullanılabilir. Kaba kuvvet algoritmasında öğretici ve amaca uygun özelliklerin korunması ve gerekli ölçümlerin öyle yapılması gerekmektedir. Bununla birlikte kaba kuvvet yöntemiyle toplanan veri setleri, tümevarım noktasında uygun olmayabilmektedir. Çoğu zaman gürültü ve eksik özellik içerdiğinden bu verilerin, ön işleme tabi tutulması gerekmektedir (Kotsiantis, 2007: 250).



Kaynak: Kotsiantis (2007: 250)

Şekil 1.4. Denetimli Makine Öğrenmenin Uygulama Süreci

1.5.3.2. Denetimsiz öğrenme

Denetimsiz öğrenme, sınıf etiketleri olmayan bir dizi nesneden kalıpları ve ilişkileri öğrenmeye çalışmaktadır. Denetimsiz öğrenmede bir

öğrenici, sınıf etiketlerine sahip olmayan bir dizi nesneyi analiz etmeli ve nesnelerin ait olduğu kategorileri ayırt etmelidir. Girdi olarak bir dizi nesne verildiğinde, denetimsiz öğrenmede iki türlü yöntem bulunmaktadır (Zhang ve Tsai, 2007: 9):

- Girdinin arkasındaki temel modelleri veya ilginç yapıları yakalamak veya açıklamak için istatistiksel modeller oluşturmada kullanılacak yoğunluk tahmin yöntemleri
- Girdiye ait istatistiksel özellikleri toplamak için kullanılacak özellik çıkarma yöntemleri.

Denetimsiz öğrenmede girdi verilerinin kullanılması ve sonrasında bir çıktı elde edilmesi söz konusu değildir. Girdi verilerinden sonuçlar çıkarılmaya çalışılmaktadır (Aktaş, 2019: 23). Denetimli öğrenmenin aksine, denetimsiz öğrenme için doğrudan bir başarı ölçüsü bulunmamaktadır. Genel olarak denetimsiz öğrenme algoritmalarının ürettiği çıktılarından, çıkarımlar yapmak ise oldukça zor olmaktadır (Zhang ve Tsai, 2007: 9).

Araştırmacılar, denetimsiz öğrenme algoritmalarını uygulayarak bilinmeyen, ancak yararlı olabilecek öge sınıflarını keşfetmeyi amaçlamaktadır (Kotsiantis, 2007: 249). Denetimsiz öğrenmede ilgili örneklerin incelenmesi, örneklerin ortak özelliklerinin belirlenmesi ve bu ortak özellikler baz alınarak sınıfların belirlenmesi söz konusudur (Akpınar, 2000: 11). Denetimsiz öğrenmede amaç, nesne çiftleri arasındaki benzerlikleri belirleyerek verilerin kısa bir açıklamasını veya özetini bulmak ve girdi verisinden bir yapı çıkarmaktır. Bu ise, amacı benzer nesnelere aynı küme altında gruplandırmak olan kümeleme algoritmalarının temelini oluşturmaktadır (Dobrucalı, 2021: 66).

1.5.3.3. Yarı denetimli öğrenme

Makine öğrenmesi algoritmaları yarı denetimli olarak da sınıflandırılabilir. Yarı denetimli öğrenme, algoritmalar eksik bilgi

içeren bir eğitim seti ile çalıştığında ve yine de ondan öğrenmesi gerektiği durumlarda kullanılmaktadır. Yarı denetimli öğrenme algoritmaları, eksik verilerle öğrenebilir ve sonuç çıkarabilmektedir (Portugal vd., 2018: 207).

Yarı denetimli öğrenme, etiketlenmiş ve etiketlenmemiş örneklerin bir kombinasyonundan öğrenme olarak tanımlanmaktadır. Yarı denetimli öğrenme, etiketlenmemiş olan örnekleri sınıflandırmak için kullanılan bir başlangıç hedef fonksiyonu elde etmek için etiketlenmiş örnekleri kullanarak başlamaktadır. Böylece ek olarak etiketli örnekler üretmektedir. Öğrenme süreci ise genişletilmiş eğitim setinde tekrarlanmaktadır (Zhang ve Tsai, 2007: 9).

Yarı denetimli öğrenme özellikle görüntü işleme, bilgi alma ve biyoinformatik gibi etiketlenmemiş verilerin bol olduğu uygulama alanlarında kullanılmaktadır. Yarı denetimli öğrenme, denetimli ve denetimsiz öğrenmenin tam ortasında bulunmaktadır. Bu nedenle, veri kümesi etiketli ve etiketsiz veri kümelerine bölünmüştür (Chapelle vd., 2006: 2; Thomas, 2009: 542).

1.5.3.4. Pekiştirmeli öğrenme

Bir başka makine öğrenme türü de pekiştirmeli öğrenme algoritmalarıdır. Çevre yani dış etmenler tarafından öğrenme sistemine aktarılan eğitim bilgileri, sistemin ne kadar iyi çalıştığının bir ölçüsünü oluşturan sayısal verilere dayalı pekiştirme sinyali biçimindedir. Pekiştirmeli öğrenmede hangi eylemlerin yapılması gerektiği belirtilmemektedir. Bunun yerine her bir eylemi sırayla deneyerek hangi eylemlerin en iyi sonucu verdiği öğrenme yapan kişi tarafından keşfedilmesi gerekmektedir (Kotsiantis, 2007: 249).

Pekiştirmeli öğrenme, dış etmenlerden pekiştirme yoluyla bir kontrol politikası öğrenmeyle ilgilenmektedir (Zhang ve Tsai, 2007: 6). Pekiştirmeli öğrenme algoritmalar, düşünen bir varlık veya çevre tarafından verilen harici geri bildirimle dayalı olarak öğrendiğinde gerçekleşmektedir. Portugal vd.,

(2018: 207) pekiştirmeli öğrenmeyi, köpeklerin oturmayı veya zıplamayı öğrenmesine benzetmiştir. Köpek eylemi doğru bir şekilde gerçekleştirdiğinde, köpeğe küçük bir ödül verilmekte (olumlu geribildirim), yanlış bir işlem yaptığında ise herhangi bir muamele (olumsuz geribildirim) alamamaktadır. Bilgisayar bilimi alanında da bir örnek veren Portugal vd., (2018: 207), bir rakibe karşı oyun oynayan bir makine öğrenme algoritmasında, oyunda zafere (olumlu geribildirim) yol açan hamlelerin öğrenilmesi ve bunun tekrarlanması gerektiğini, kayba yol açan (olumsuz geribildirim) hareketlerden ise kaçınılması gerektiğini belirtmiştir.

1.5.4. Yapay Sinir Ağları (YSA)

Makine öğrenmesi, son zamanlarda bilgisayar teknolojilerinin gelişmesiyle oldukça popüler hale gelmiştir. Bununla birlikte öğrenmek, sonuç çıkarmak veya veri çıkarmak için matematiksel veya istatistiksel analizleri kullanan çok sayıda algoritma ortaya çıkmıştır. Söz konusu algoritmaların artması, algoritmaların geçerliliğini kabul eder nitelikteki çok sayıda bilimsel yayının ortaya çıkmasına neden olmuştur. Makine öğrenmesi algoritmalarının varyasyonlarını veya kombinasyonlarını öneren bilimsel yayınların sayısının artmaya devam etmesi tasarım amacına uygun yeni algoritmaların geliştirilmesine olanak sağlamıştır. Bu algoritmalarından bir tanesi de yapay sinir ağlarıdır.

İlk nöron tanımı resmi olarak 1943 yılında McCulloch ve Pitts tarafından yapıldıktan sonra, ilk sinir ağları modeli 1958'de Rosenblatt'ın "algılayıcısı" olarak ortaya çıkmıştır. Söz konusu sinir ağları modelleri 1980'li yıllara kadar geliştirilmiş ve 1990'lı yıllardan sonra endüstride yaygın olarak kullanılmaya başlanmıştır. Bir sinir ağı, nöronlarda ve sinapslarda organize edilen beyin mimarisine dayalı bir mimariye sahiptir. Her biri birinci seviyede bir birime karşılık gelen sürekli girdi değişkeni ile birbirine bağlı birimler (veya resmi nöronlar) şeklini almaktadır. Bazı durumlarda, ağ tahmine dayalı bir teknikte kullanıldığında, bir veya daha fazla bağımlı değişken olabilir: bu

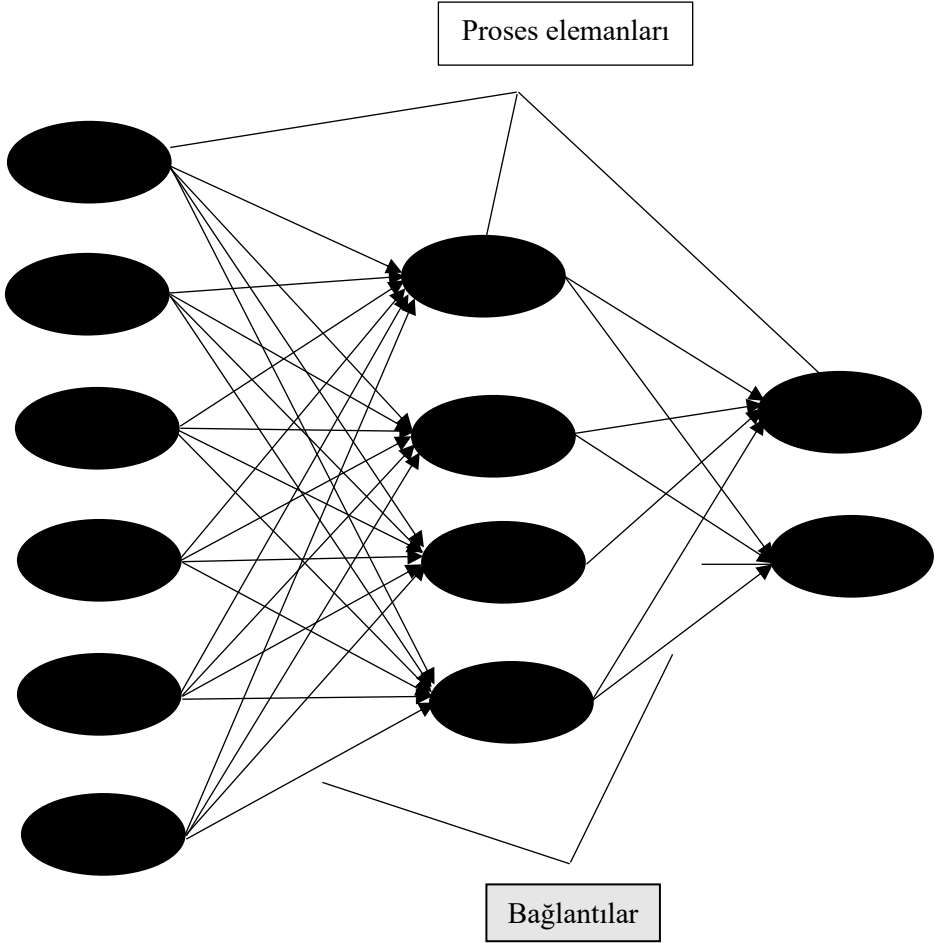
durumda bunların her biri, çıktı katmanı adı verilen son düzeyde bir birime karşılık gelmektedir (Tuffery, 2011: 217).

Sinir ağları, insan sinir sisteminin bir simülasyon modelidir. İnsan sinir sistemi, nöronlar olarak adlandırılan hücrelerden oluşmaktadır. Biyolojik nöronlar, sinaps olarak adlandırılan temas noktalarında birbirine bağlanmaktadır. Öğrenme, canlı organizmalarda nöronlar arasındaki sinaptik bağlantıların gücü değiştirilerek gerçekleştirilmektedir. Tipik olarak, bu bağlantıların gücü, dış uyaranlara yanıt olarak değişmektedir. Sinir ağları bu biyolojik sürecin bir simülasyonu olarak düşünülebilir (Aggarwal, 2018: 320).

YSA, insanlar tarafından gerçekleştirilmiş olan örnekleri kullanarak vuku bulan olayları öğrenip, benzer olaylara karşı nasıl tepkiler üretebileceğini belirleyebilen bilgisayar sistemleridir. İnsan beyninin fonksiyonel özelliklerine yakın bir biçimde öğrenme, ilişkilendirme, sınıflandırma, genelleme, özellik belirleme ve optimizasyon yapabilme hususlarında oldukça başarılı bir sistemdir. Örnekler vasıtasıyla elde ettiği bilgileri kullanarak kendi deneyimlerini gerçekleştirilmektedir. Bu vasıta ile benzer durumlarda geçmişte yaşanmış benzer durumları örnek alarak karar verebilmektedir (Öztemel, 2012: 29).

Proses elemanlarının birbiriyle bağlantılar oluşturması sonucunda oluşan YSA, biyolojik sinir sistemine ilişkin bulgulara dayanmaktadır. Bu bağlantıları Öztemel (2012: 30) çalışmasında Şekil 1.5'te olduğu gibi vermiştir.

YSA metodolojisi, verilerden öğrenebilme, genellemeler yapabilme, sınırsız değişken ile çalışabilme gibi birçok özelliğe sahip bir yöntemdir. Söz konusu özellikler ile çok sayıda avantaj sağlayan YSA, öngörü modellemesinde de yaygın olarak kullanılmaktadır. Girdi ve çıktı değişkenleri arasında ön bilgiye gereksinim duymaksızın doğrusal veya doğrusal olmayan modelleme yapma yeteneği olan YSA'nın eğitim algoritmaları, veri kümesi düzenlemelerinin yapılması, kestirim dönem uzunluğu gibi faktörlerden etkilendiği gözlemlenmiştir (Ataseven, 2013: 101).



Kaynak: Öztemel (2012: 30)

Şekil 1.5. Yapay Sinir Ağı Örneği

YSA metodolojisi, verilerden öğrenebilme, genellemeler yapabilme, sınırsız değişken ile çalışabilme gibi birçok özelliğe sahip bir yöntemdir. Söz konusu özellikler ile çok sayıda avantaj sağlayan YSA, öngörü modellemesinde de yaygın olarak kullanılmaktadır. Girdi ve çıktı değişkenleri arasında ön bilgiye gereksinim duymaksızın doğrusal veya doğrusal olmayan modelleme yapma yeteneği olan YSA'nın eğitim algoritmaları, veri kümesi düzenlemelerinin yapılması, kestirim dönem uzunluğu gibi faktörlerden etkilendiği gözlemlenmiştir (Ataseven, 2013: 101).

Çok sayıda yapay sinir ağı tipi bulunmakla birlikte en yaygın olarak kullanılanı geri yayımlı yapay sinir ağıdır. Bu tip YSA metodunda tahmin ve sınıflandırma işlemleri oldukça iyi sonuçlar vermektedir. Diğer yaygın olarak kullanılan YSA tipi ise Kohonen Özörgütlemeli Harita metodudur. Karışık bilgi kümeleri arasında ilişki kurmadaki başarısı dolayısıyla en çok tercih edilen YSA tipi olarak literatürde yerini almıştır (Elmas, 2016: 24).

YSA'nın temel prensibi şu şekildedir (Kaya ve Öztürk, 2017: 110):

k adet örnekten oluşan eğitim veri seti $X = [X_{k1}, X_{k2}, X_{k3}, \dots, X_{kn}]^T$ olacak şekilde seçilmektedir. Söz konusu veri seti içerisinde her bir örnek girdi değişkenlerinin yanında, ağ tarafından üretilen çıktılar da belirlenmektedir. Gerçekleşen çıktı y_k iken, beklenen çıktı ise d_k olarak belirlenmektedir. Sonrasında ise aktivasyon fonksiyonu çıktısı ve gizli katman çıktısı oluşturulmaktadır. YSA öğrenme kuralı genelleştirilmiş Delta Öğrenme Kuralı ile gerçekleşmektedir. Genelleştirilmiş Delta Kuralı, ileri ve geri yönlü hesaplama aşamalarından oluşmaktadır. Ağa sunulan her bir girdi sonrasında elde edilen çıktılar, beklenen çıktılar ile karşılaştırılmaktadır. Aradaki fark ise hata oranı olarak hesaplanmaktadır. Öğrenme aşamasında bu hata oranının minimize edilmesi amaçlanmaktadır. Hata aşağıda Eşitlik (1.33)'de verilen formül yardımıyla hesaplanmaktadır:

$$EP = 1/2 \sum_{k=1}^n (d_k - y_k)^2 \quad (1.33)$$

Belirsiz, gürültülü ve eksik verilerin işlenmesinde sağladığı kolaylık nedeniyle YSA sıklıkla kullanılmaktadır. YSA'da herhangi bir giriş verisinin tanımlanabilmesi ve tanımlanan verilerin sonrasında kullanılabilmesi için söz konusu verilerin ağda nasıl temsil edildiğinin, verilerin nerede depolandığının ve bu verilerin nasıl geri alınabildiğinin bilinmesi gerekmektedir. Klasik bilgisayarlarda işlenecek olan bilgi 1 ve 0 serileri ile temsil edilmekte iken YSA'da matematiksel işlevler ile temsil edilmektedir (Elmas, 2016: 24).

Yapay nöronların birlikte çalışabilmesi YSA modelinin gücünü göstermektedir. Söz konusu sistemlerin en avantajlı yanı ortam

değişikliklerine uyum sağlayabilmesi ve öğrenme yeteneklerin olmasıdır. YSA geçmişteki örnek verileri baz alarak problemi tanımlar, matematiksel bir model oluşturarak geleceğe yönelik tahminlerde bulunabilmektedir (Hu, 2002: 74).

YSA modelinin eğitilmesinde birtakım YSA mimarileri kullanılmaktadır. Bu mimariler, ileri beslemeli ağ ve geri beslemeli ağ modelleri olarak adlandırılmaktadır. İleri beslemeleri modellerde hücreler, katmanlar şeklinde düzenlenmekte ve bir katmandaki hücre çıkışları, bir sonraki katmana belli bir ağırlık üzerinden giriş olarak dahil edilmektedir. Giriş katmanı, dış ortamlardan elde ettiği bilgileri değiştirmeden gizli katman hücrelerine aktarmaktadır. Elde edilen bilgi orta katmanda ve çıkış katmanında işlenerek ağa ait olan çıkış belirlenmektedir. Geri beslemeli ağlarda ise en az bir adet hücrenin çıkışı kendisine ya da diğer hücrelere giriş olarak tanımlanmaktadır. Geri besleme işlemi geciktirme elemanı aracılığıyla yapılmaktadır (Çuhadar, 2006: 123).

YSA, yöneylem araştırmasının kapsamı içerisinde bulunan tahminleme, modelleme, kümeleme, sınıflandırma, araç rotalama ve gezgin satıcı problemleri gibi birçok konuda kullanılan bir yöntemdir. YSA ile istatistiksel yöntemler arasında oldukça yakın bir ilişki olsa da birtakım farklılıklarda bulunmaktadır. Bu farklılıklar arasında YSA'nın verilerin dağılımı ve özellikleri ile ilgili varsayım yapmaması ve doğrusal olmayan bir tahmin yöntemi olduğu için karmaşık verilerin modellemesinde daha uygun olması söylenebilmektedir (Ermiş, 2005: 26).

1.5.4.1. Yapay sinir ağlarının özellikleri

YSA'nın çok sayıda özelliği bulunmaktadır. Bu özelliklerden en önemlisi öğrenme yeteneğinin olmasıdır. Bununla birlikte uyarlanabilir ve esneyebilir özellikleri de bulunmaktadır. YSA'nın yapısını ve öğrenme kurallarını değiştirmek gerekmemekle birlikte sadece öğrenme materyallerini değiştirerek öğrenmeyi gerçekleştirebilmektedir (Elmas, 2016: 24).

Öztemel (2006: 31), YSA'nın özelliklerini şu şekilde sıralamıştır:

- Temel işlevi bilgisayarların öğrenmesini sağlayarak makine öğrenmesini gerçekleştirmektedir. Birtakım yapay zekâ yöntemlerinin kullanıldığı bilgi işleme yöntemlerinden ve geleneksel programlama modellemelerinden oldukça farklı bir yapıya sahiptir.
- Eksik bilgiler ile çalışabildiklerinden dolayı hata toleransı oldukça yüksektir. Ağa ait bazı hücrelerin çalışmaması veya bozulması durumunda ağ çalışmaya devam etmektedir.
- Geleneksel yöntemler eksik bilginin olması durumunda çalışmamaktadır. Fakat YSA, verilerin eğitilmesi ile sonradan gelen yeni bilgiler dahilinde de sonuç üretebilmektedir.
- Sadece nümerik bilgilerle çalışabilen YSA'da sembolik ifadelerle gösterilen bilgilerin nümerik şekilde düzenlenmesi gerekmektedir.
- YSA'da bilgi ağlara yayılmıştır. Söz konusu hücrelerin birbiriyle olan bağlantı değerleri ağa ait bilgileri göstermektedir. Tek bir bağlantının herhangi bir anlamı bulunmamaktadır. İlgili ağlarda, ağın tamamı öğrenilen olayın bütünü karakterize etmektedir.
- YSA'da kendi kendine organize etme ve öğrenebilme yetenekleri bulunmaktadır. YSA'nın örnekler ile gösterilen duruma uyum sağlaması ve sürekli olarak yeni durumları öğrenebilmesi mümkündür.
- Görülmemiş örnekler hususunda bilgi üretebilmektedir. Ağa gösterilen örnekler vasıtasıyla genellemeler yaparak görülmeyen örnekler hususunda bilgiler geliştirebilmektedir.

YSA, veri giriş miktarındaki artışla doğru orantılı bir şekilde daha tutarlı bir sonuç üretebilmektedir. Çoğu araştırmada diğer yöntemlerle karşılaştırmalı olarak incelenen YSA'nın, sabit olmayan ve kesikli veri setinin

olduğu durumlarda bile oldukça tutarlı ve güvenilir sonuçlar ürettiği gözlemlenmiştir (Kellova, 2008: 35).

1.5.4.2. Yapay sinir ağlarının dezavantajları

YSA'nın birtakım üstünlükleri ve sakıncaları bulunmaktadır. Özellikle matematiksel modele ihtiyaç duymaması, kural tabanlı olmaması ve öğrenme kabiliyetinin olması buna bağlı olarak farklı öğrenme algoritmalarıyla öğrenebilme yeteneği YSA'nın üstünlüğü arasında sayılabilmektedir. Bununla birlikte sistem içerisinde nelerin olduğunun bilinmemesi, birtakım ağlar haricinde kararlılık analizlerinin yapılamaması ve farklı sistemlerle uyarlanması zor olması sakıncaları arasında sayılabilmektedir (Elmas, 2016: 24).

Öztemel (2006: 34), YSA'nın dezavantajlarını şu şekilde sıralamıştır:

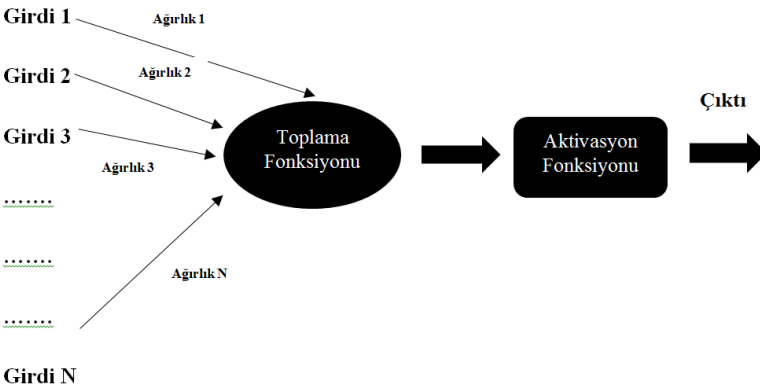
- Herhangi bir ağın ne şekilde oluşturulması gerektiğinin belirlenmesine yönelik herhangi bir kuralın olmaması en önemli dezavantajlardan birisidir. Çözümlemeyi bekleyen her bir problem farklı sayıda işlemci gerektirebilmektedir. Birtakım problemleri çözebilmek için paralel işlemcilerinin tümünü bir anda paralel olarak çalıştırmak mümkün olmayabilmektedir.
- İlgili problemlere uygun olabilecek ağ yapısının seçimi gelen olarak deneme yanılma yöntemleriyle gerçekleşmektedir. Problem için uygun bir ağın oluşturulamaması durumunda ise ilgili problemlerinin çözülememesi veya performans oranlarının düşük çıkması gibi sonuçlarla karşılaşılabilir.
- Bazı ağlarda ağa ait olan öğrenme katsayısı, her katmanda olması gerekli olan proses elemanı sayısı, katman sayısı gibi parametre değerlerinin belirlenmesi noktasında herhangi bir kuralın olmaması performans oranı yüksek sonuçların elde edilmesinde önemli bir

etkendir. Söz konusu parametrelerin belirlenmesinde ise kullanıcının tecrübeleri önemli bir unsur olarak karşımıza çıkmaktadır.

- Ağın öğreneceği problemin ağa gösterilmesi ise bir başka dezavantaj olarak gösterilebilmektedir. YSA'nın nümerik bilgiler ile çalışması ve problemin nümerik gösterime dönüştürülmesi kullanıcının bilgi ve becerisine bağlı olmaktadır. Uygun bir gösterim mekanizmasının olmaması problemin çözümünü mümkün hale getirmeyebilir veya düşük performanslı bir öğrenme sonucu verebilir.
- Ağın eğitiminin ne zaman biteceğine yönelik geliştirilmiş bir yöntemin olmaması ise ayrı bir dezavantajdır. Ağın örnekler üzerindeki hata oranının belirli bir seviye altına inmesi eğitimin noktalandırılması hususunda yeterli olarak kabul edilmektedir. Bu ise optimum öğrenmenin gerçekleştiği anlamını taşımamaktadır.

1.5.4.3. Yapay sinir ağlarının hücreleri

Yapay sinir hücreleri, proses elemanları olarak da adlandırılmakla birlikte her proses elemanının 5 temel aşaması bulunmaktadır. Söz konusu elemanları Öztemel (2006: 48-51), Şekil 1.6'da gösterildiği gibi tanımlamıştır.



Kaynak: Öztemel, (2006: 48)

Şekil 1.6. Yapay Sinir Ağı Hücre Yapısı

Söz konusu şekle göre, girdiler dış dünyadan sinir hücresine alınan bilgiler olarak tanımlanmıştır. Ağırlıklar ise yapay hücreye ulaşan bilginin önem derecesini ve hücre üzerindeki etkisini göstermektedir. Ağırlıkların küçük veya büyük olması girdilerin önemli ya da önemsiz olduğu anlamını taşımamaktadır. Herhangi bir ağırlığın sıfır değerine sahip olması söz konusu ağ için önemli bir unsur olabilmektedir. Değerlerin eksi ya da artı değerde olması etkinin yönünü gösteren bir unsurdur. Değerin sıfır olması ise herhangi bir etkinin olmadığı anlamını taşımaktadır. Şekilde gösterilen toplama fonksiyonu ise hücreye gelen net girdinin hesaplandığı alandır. Bunun hesaplanması için farklı fonksiyonlar kullanılabilir. En yaygın olarak kullanılan fonksiyon ise ağırlıklı toplamın hesaplandığı fonksiyondur. Bu fonksiyonda her gelen girdi değeri kendi ağırlığı ile çarpılarak toplanmaktadır. Bu fonksiyon ile ağa gelen net girdi hesaplanmış olmaktadır. Söz konusu fonksiyonun formüle edilmiş hali Eşitlik (1.34)'te gösterildiği gibidir:

$$NET = \sum_i^n (G_i A_i) \quad (1.34)$$

Yukarıdaki formülde G girdileri, A, ağırlıkları ve n ise hücreye gelen toplam girdi sayısını göstermektedir. YSA'da sürekli olarak yukarıda gösterilen formülün kullanılması şart değildir. Uygulanan modellerden bazıları ilgili fonksiyonun belirlenmesinde kullanılabilir. Değişik araştırmalarda bu fonksiyon için değişik formüller kullanılmıştır. YSA hücre yapısında bulunan aktivasyon fonksiyonu ise hücreye gelen net girdinin işlenmesi ve hücrenin söz konusu girdiye karşılık olarak üreteceği çıktıyı göstermektedir. Aktivasyon fonksiyonunun hesaplanması için aynı toplama fonksiyonunda olduğu gibi bazı formüller kullanılmaktadır. Aktivasyon fonksiyonunda da ağa ait süreç elemanlarının aynı fonksiyonu kullanılmasına gerek yoktur. Bazı elemanlar aynı fonksiyonu bazı elemanlar farklı fonksiyonu kullanabilmektedir. En uygun fonksiyonun belirlenmesi ise tasarımcının denemeleri sonucunda belirlenebilmektedir. Çoğu araştırmada en yaygın olarak çok katmanlı algılayıcı modeli kullanılmaktadır. Çok

katmanlı algılayıcı modelinde aktivasyon fonksiyonu olarak ise sigmoid fonksiyonu kullanılmaktadır. İlgili fonksiyon ise Eşitlik (1.35)'te belirtilmiştir:

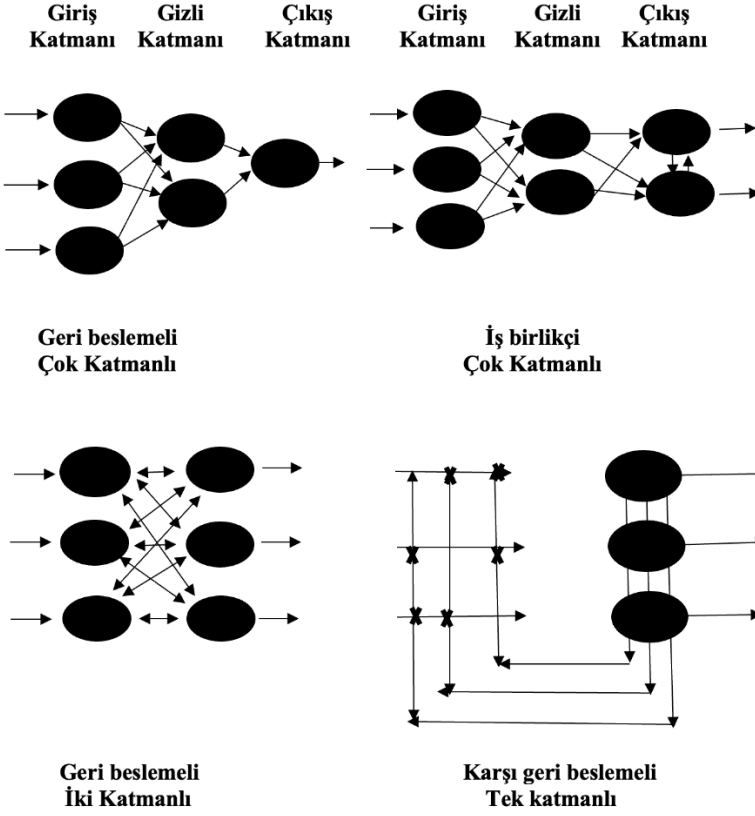
$$F(\text{NET}) = \frac{1}{1+e^{-\text{NET}}} \quad (1.35)$$

Bu fonksiyonda NET süreç elemanına karşılık gelen net girdi değerini ifade etmektedir. Söz konusu değer ise toplama fonksiyonu ile elde edilmektedir. YSA hücre yapısında bulunan son aşama ise hücre çıktısının verildiği aşamadır. Bu aşamada aktivasyon fonksiyonu tarafından belirlenmiş bir çıktı değeri söz konusudur. Elde edilen çıktılar dış dünyaya veya başka bir hücreye gönderebileceği gibi kendi hücresine girdi olarak da kullanabilmektedir (Öztemel, 2006: 51).

1.5.4.4. Yapay sinir ağlarının sınıflandırılması

YSA, yapısal olarak ileri beslemeli (feedforward) ve geri beslemeli (feedback) olmak üzere iki farklı durumda incelenebilmektedir. YSA, hücrelerinin birleriyle olan bağlantıları, öğrenme yapıları ve fonksiyon çeşitliliğine göre farklı mimarilerde olabilmektedir. Bu mimarileri Kartalopoulos (1996: 50) Şekil 1.7'de gösterildiği gibi sınıflandırmıştır:

TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA



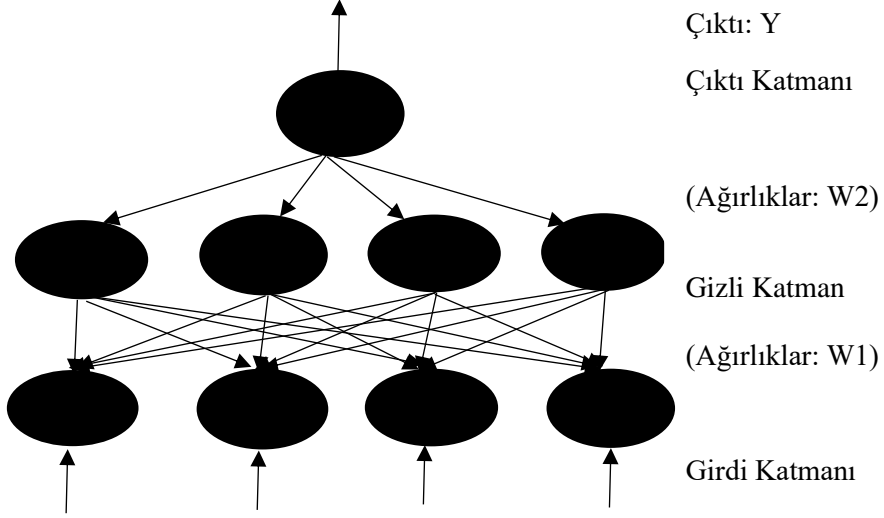
Kaynak: Kartalopoulos (1996: 50)

Şekil 1.7. Yapay Sinir Ağı Mimarileri

Söz konusu şekle göre YSA, tek katmanlı ve çift katmanlı olmak üzere iki sınıfa ayrılmıştır. Bir modelden bir çıktı elde edilmek istendiği zaman bu modele ait bir giriş tabakasının ve en az bir gizli katmanının olması gerekmektedir. Herhangi bir çıktının elde edilmesinde gizli katmanın varlığı oldukça önemlidir. Gizli katmanın olmadığı durumlarda herhangi bir çıktının elde edilmesi söz konusu olmamaktadır (Kartalopoulos, 1996: 49).

İleri beslemeli YSA'nın yapısında girdi katmanından gizli katmana, gizli katmandan ise çıktı katmanına doğru ilerleyen bir bilgi akışı söz konusudur. Geriye doğru katmanlar arasında herhangi bir bilgi akışının

varlığı mümkün değildir. Tahminleme noktasındaki başarısı nedeniyle en çok kullanılan ağ modelidir (Zhang, 2003: 3-4).

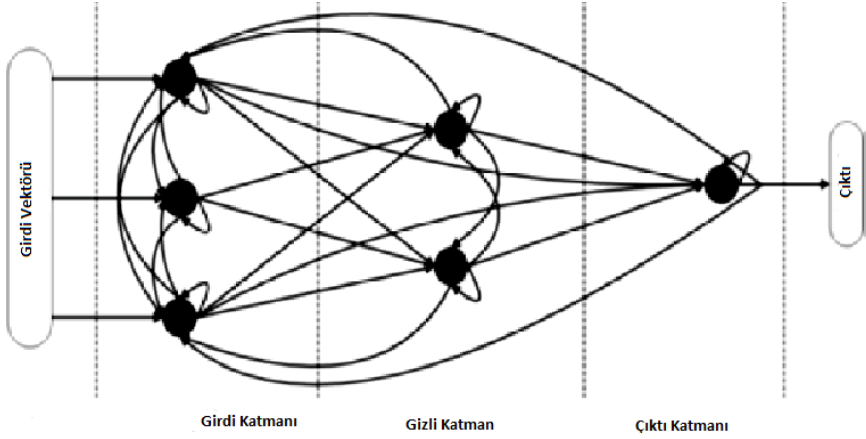


Kaynak: Zhang (2003: 4)

Şekil 1.8. Tipik Bir İleri Beslemeli Sinir Ağı

Zhang (2003: 4) ileri beslemeli sinir ağını Şekil 1.8'de görüldüğü gibi açıklamıştır. Şekil 1.8'de, üç katmanda düzenlenmiş nöronlardan oluşan (giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanı) üç katmanlı bir ileri beslemeli sinir ağı'nın mimarisi gösterilmektedir. Giriş düğümlerindeki nöronlar, çıkış nöronuna karşılık gelen bağımlı değişkeni (y) tahmin etmek için yararlı olduğuna inanılan bağımsız veya tahmin edici değişkenlere (x) karşılık gelmektedir. Gizli katmandaki nöronlar hem girdi hem de çıktı nöronlarına bağlıdır ve verilerdeki modeli öğrenmenin ve girdi değişkenlerinden çıktı değişkenine olan ilişkiyi haritalandırmanın anahtarıdır. Doğrusal olmayan aktarım işlevleriyle, gizli nöronlar, girdi nöronlarından alınan karmaşık bilgileri işleyebilir ve ardından işlenmiş bilgileri, tahminler oluşturmak için daha fazla işlenmek üzere çıktı katmanına gönderebilmektedir. İleri beslemeli YSA'larda, bilgi akışı, çıkış katmanından herhangi bir geri bildirim olmaksızın giriş katmanından gizli katmana ve ardından çıkış katmanına tek yönlüdür.

Geri beslemeli sinir ağı ise geri döngülerle ilgili herhangi bir sınırlama olmaksızın ileri beslemeli sinir ağına benzemektedir. Bu durumlarda bilgi artık yalnızca bir yönde iletilmemekte, aynı zamanda geriye doğru da iletilmektedir. Bu, dinamik zamansal davranış sergilemesine imkân veren ağın iç durumunu oluşturmaktadır. Geri beslemeli yapay sinir ağları, herhangi bir girdi dizisini işlemek için dahili hafızalarını kullanabilmektedir (Suzuki, 2011: 8).



Kaynak: Suzuki (2011: 8)

Şekil 1.9. Tipik Bir Geri Beslemeli Sinir Ağı

Suzuki (2011: 8) geri beslemeli sinir ağlarını Şekil 1.9'da olduğu gibi açıklamıştır. Geri beslemeli yapay sinir ağının en temel topolojisi, her temel yapı bloğunun (yapay nöron) diğer tüm temel yapı taşlarına her yönde doğrudan bağlandığı tamamen tekrarlayan yapay bir ağ olduğudur.

1.5.4.5. Yapay sinir ağları mimarileri

YSA'da proses elemanlarına ait olan bağlantıların ağırlık değerlerinin belirlenmesi ağın eğitilmesi olarak adlandırılmaktadır. İlk olarak söz konusu ağırlık değerleri rastgele atanmaktadır. Kendilerine örneklerin gösterilmesiyle bu ağırlık değerleri kendi kendine değişmeye başlamaktadır. Burada ağa

gösterilen her bir örnek için doğru çıktının üretilmesini sağlayacak olan ağırlık değerlerine ulaşmak amaçlanmaktadır. İlgili örneklerin ağa sürekli olarak gösterilmesiyle doğru olan ağırlık değerlerinin elde edilmesi kolaylaşmaktadır. Ağın ağırlık değerlerinin en uygun seviyeyi bulmasıyla, örnekler doğrultusunda temsil edilen olaylar hakkında genellemelerin yapılabilmesi arasında doğru bir orantı bulunmaktadır. Tüm bu işlemin tamamına ise söz konusu ağın öğrenmesi denmektedir (Öztemel, 2006: 55).

YSA mimarileri yukarıda belirtilen yapı taşlarına binaen farklı mimarilerde olabilmektedir. Bu mimariler ise ileri beslemeli sinir ağları, evrişimli sinir ağları, tekrarlayan sinir ağları ve derin sinir ağları olmak üzere dört kategoride incelenmektedir.

İleri Beslemeli Sinir Ağları

İleri beslemeli sinir ağları, yapay zeka ve makine öğrenme alanlarında son yıllarda büyük ilgi gören güçlü bir modelleme aracıdır (LeCun vd., 2015: 438). Bu sinir ağları, biyolojik sinir ağlarının işleyişinden esinlenerek tasarlanmış ve büyük miktarda veri üzerinden karmaşık problemleri çözme yetenekleri ile öne çıkmıştır. İleri beslemeli sinir ağları, katmanlar arası bağlantıların yalnızca bir yönlü olduğu bir yapıya sahiptir. Tipik olarak bir giriş katmanı, bir veya daha fazla gizli katman ve bir çıkış katmanı içermektedir (Goodfellow vd., 2016: 169). Her katmandaki nöronlar, bir önceki katmandaki nöronlarla bağlantılıdır ve ağırlıklar ile bu bağlantılar belirlenmektedir. İleri beslemeli sinir ağları, girdiyi alır, bu katmanlardaki işleme adımlarını sırayla uygular ve sonuç olarak bir tahmin veya sınıflandırma yapmaktadır.

İleri beslemeli ağlar, makine öğrenimi uygulayıcıları için son derece önemlidir. Birçok önemli uygulamanın temelini oluşturmaktadır. Örneğin, fotoğraflardan nesne tanıma için kullanılan evrişimli ağlar, ileri beslemeli ağların özel bir türüdür. İleri beslemeli ağlar, birçok doğal dil uygulamasına

güç veren yinelenen ağlara giden yolda kavramsal bir basamaktır. (Goodfellow vd., 2016: 168).

İleri beslemeli sinir ağları, veriye dayalı eğitim süreçleri ile çalışmaktadır. Eğitim sırasında, ağınlık ve parametreleri, gerçek verilere uyum sağlamak için optimize edilmektedir. Bu işlem, gerçek değerlerle tahminler arasındaki hata (kayıp) fonksiyonunun minimize edilmesi yoluyla gerçekleştirilmektedir. Geriye yayılım algoritması (Backpropagation) gibi yöntemler, ağınlık hatalarını geriye doğru ileterek ağınlıkların güncellenmesini sağlamaktadır (Rumelhart vd., 1986: 533).

İleri beslemeli sinir ağları, çeşitli uygulama alanlarında kullanılmaktadır. Örneğin, görüntü sınıflandırma, doğal dil işleme, öneri sistemleri ve oyun yapay zekası gibi alanlarda büyük bir etkiye sahiptir. Otomotiv sektöründe sürücüsüz araçlar için algılama ve karar verme sistemlerinde kullanıldığı gibi sağlık sektöründe de teşhis ve ilaç keşfi gibi alanlarda önemli katkılar sağlamaktadır.

Evrişimli Sinir Ağları (CNN)

Evrişimli sinir ağları (CNN), yapay zekâ ve makine öğrenme alanlarında özellikle görsel tanıma uygulamalarında büyük bir çığır açmıştır (LeCun vd., 1998: 6). Bu ağlar, görsel verilerin işlenmesi ve özelliklerin çıkarılması konusunda son derece etkili ve başarılıdır. CNN'ler, özellikle görüntü sınıflandırma, nesne tespiti, yüz tanıma ve daha birçok görsel analiz görevinde kullanılmaktadır.

CNN, girdi verisinin özelliklerini hiyerarşik olarak çıkaran bir yapıya sahiptir. Benzer boyutlu katmanlara sahip standart ileri beslemeli sinir ağlarıyla karşılaştırıldığında, CNN çok daha az bağlantıya ve parametreye sahiptir ve bu nedenle eğitilmeleri daha kolaydır (Krizhevsky vd., 2012: 1097). Evrişim (convolution) ve örnekleme (pooling) katmanlarından oluşmaktadır. Evrişim katmanları, görüntü üzerinde farklı özellikleri yakalamak için filtreler kullanır ve böylece görüntü üzerinde özellik haritaları oluşturmaktadır.

Örnekleme katmanları, özellik haritalarını boyutunu küçülterek özelliklerin örtülmesini sağlamaktadır.

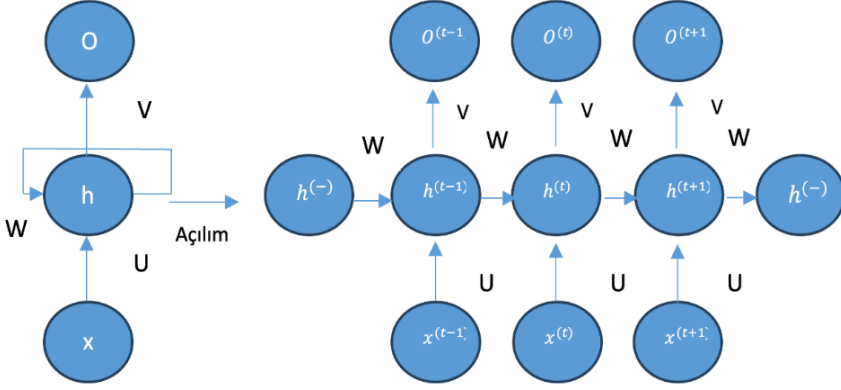
CNN, büyük veri kümeleri üzerinde eğitilmektedir. Bu süreçte ise ağırlıklı olarak otomatik olarak ayarlanmaktadır (LeCun vd., 1998: 2278). Eğitim verileri ile gerçek değerler arasındaki hata (kayıp) fonksiyonunu minimize etmek için geriye yayılım algoritması (Backpropagation) kullanılmaktadır. Ayrıca, ön eğitim (pretraining) ve aktarım öğrenme (transfer learning) gibi teknikler de evrişimli sinir ağlarının performansını artırmak için kullanılmaktadır.

CNN, birçok uygulama alanında başarıyla kullanılmaktadır. Özellikle, görüntü sınıflandırma görevlerinde, ImageNet gibi büyük veri setlerine dayalı olarak elde edilen sonuçlar çarpıcıdır (Krizhevsky vd., 2012: 1104). Ayrıca, otomotiv sektöründe sürücüsüz araçlar için çevresel algılama, tıp alanında radyoloji görüntü analizi, doğal dil işleme alanında metin sınıflandırma ve daha birçok alanda evrişimli sinir ağlarının uygulanması mümkündür.

Tekrarlayan Sinir Ağları (RNN)

Tekrarlayan sinir ağları (RNN), birimlerin arasında bağlantı ve döngüler oluşturabilen, sıralı işlemlerde başarılı sonuçlar elde edebilen bir yapıya sahiptir. En belirgin özelliği ise bir hafızaya sahip olmasıdır (Liang ve Hu, 2015: 3369).

RNN, aşağıdaki Şekil 1.10'da gösterildiği gibi gizli birim üzerinden bir döngüye sahiptir. Giriş katmanı x , gizli katman h ve çıkış katmanı o olmak üzere üç tür katmanı bulunmaktadır. Bu döngüyü açarsak, RNN aynı yapıyı birden çok kez kopyalama olarak kabul edilebilmektedir. Her kopyanın h durumu, diğerine bir girdi olarak alınmaktadır. T zamanında giriş katmanını, gizli katmanı ve çıkış katmanını sırasıyla $x(t)$, $h(t)$ ve $o(t)$ olarak ifade ederek, çıkış $o(t)$ hesaplanabilmektedir (Feng vd., 2017: 682).



Kaynak: Feng vd., (2017: 682)

Şekil 1.10. Standart Tekrarlayan Sinir Ağı ve Açılımı

RNN'ler, sınırlı boyutta bağlam kullanmamaktadır. Tekrarlanan bağlantıları kullanarak, bilgi bu ağların içinde uzun süre dolaşabilmektedir. CNN ile RNN arasındaki en büyük farklardan biri, eğitimden önce özel olarak ayarlanması veya seçilmesi gereken parametrelerin miktarıdır (Mikolov vd., 2010: 1045-1046).

RNN'ler, verilerin eğitim aşamasında geri yayılım algoritması adı verilen bir uygulamayla optimize edilmektedir. Eğitim aşamasında RNN'lerin mevcut çıktıları ve hedef çıktıları arasındaki hata payı minimize edilmeye çalışılmaktadır. Bu ise ağırlık güncellemeleriyle mümkün hale gelir. Bu uygulama daha tutarlı tahminlerin yapılabilmesi adına söz konusu verilere daha iyi uyum sağlanması açısından yardımcı olmaktadır (Williams ve Zipser, 1989: 273-274).

RNN mimarisi, doğal dil işleme alanında özellikle başarılı olmakla birlikte; dil modelleri, metin üretimi, metin sınıflandırma, çeviri, konuşma tanıma vb. gibi çalışmalarda kullanılabilir. Aynı zamanda zaman serilerinin analizinde finansal tahminlerde, hava durumu tahminlerinde, hisse senedi tahminlerinde sıklıkla kullanılabilir.

RNN'lerin daha uzun süreli bağımlılıkları ele alabilen geliştirilmiş versiyonları bulunmaktadır. Bunlar ise LSTM (Long Short-Term Memory) ve GRU (Gated Recurrent Unit) vb gibi özelleştirilmiş hücre yapılarına sahip mimarilerdir. Araştırma kapsamında verilerin tahminlemesinin yapılabilmesi için LSTM mimarisi kullanılmıştır. Bu kapsamda LSTM ile ilgili detaylı bilgiye araştırmanın uygulama kısmında yer verilecektir.

Derin Sinir Ağları (DNN)

Derin sinir ağları (DNN), YSA'nın yapısal manada daha derinleştirilmiş ve genişletilmiş halidir. YSA'da bulunan gizli katman sayısının ikiden fazla bulunması durumunda ve bu gizli katmanlardaki nöron sayısının fazla olması durumlarında DNN ortaya çıkmaktadır (Ser ve Bati, 2019: 407). DNN, nöronların önceki katmandan nöron aktivasyonlarını girdi olarak aldığı ve basit bir hesaplama (örneğin, girdinin ağırlıklı toplamı ve ardından doğrusal olmayan bir aktivasyon) gerçekleştirdiği, birden çok katmandan oluşan bir dizi halinde organize edilen bir nöron topluluğudur (Montavon vd., 2018: 2).

DNN, düşük seviyeli özelliklerin birleştirilmesiyle daha yüksek seviyeli özelliklerin elde edildiği birçok doğal sinyalin sahip olduğu özelliklerden yararlanan bilişimsel hiyerarşilerdir. Özellikle görüntülerde kenarların bölgesel motiflerinin kombinasyonlarını oluşturur ve ilgili motifleri parçalar halinde birleştirerek söz konusu parçalarla nesnelere oluşturmaktadır. Telefon seslerindeki konuşma ve metinlere, fonemlere, hecelere, kelime ve cümlelere kadar benzer hiyerarşiler bulunmaktadır (LeCun vd., 2015: 439).

Milyonlarca parametre ve birçok gizli katmana sahip derin ağlarda oldukça iyi bir parametre kümesini hızlı bir şekilde bulabilen hızlı bir öğrenme algoritması bulunmaktadır. DNN'lerin eğitim aşamaları büyük veri setleriyle olmaktadır. Eğitim aşamasında ise ilgili ağın ağırlıkları otomatik olarak ayarlanmaktadır (Hinton vd., 2006: 1528-1540).

DNN gibi makine öğrenimi teknikleri, görüntü sınıflandırma, konuşma tanıma veya doğal dil işleme gibi çok çeşitli uygulamalar için vazgeçilmez bir araç haline gelmiştir. Bu teknikler çoğu durumda insan performansıyla aynı düzeyde, son derece yüksek tahmin doğruluğu elde etmektedir (Montavon vd., 2018: 1).

1.5.4.6. Literatürde yapılan YSA araştırmaları

YSA, veri giriş miktarındaki artışla doğru orantılı bir şekilde daha tutarlı bir sonuç üretebilen bir algoritmadır. Söz konusu bu özelliğiyle literatürde oldukça yaygın olarak kullanılmaktadır. YSA'nın az da olsa sabit olmayan ve kesikli veri setinin olduğu durumlarda bile oldukça tutarlı ve güvenilir sonuçlar ürettiği gözlemlenmiştir. Bu başlık altında literatürde yapılmış olan YSA çalışmalarına yer verilecektir.

Rumelhart vd. (1986), geri yayılım algoritmasının temelini oluşturan ileri yayılım ve geri yayılım işlemlerini açıklamıştır. YSA'da öğrenmenin bir formu olan geri yayılım, ağırlıkların güncellenmesi için hata sinyallerini geriye doğru yayma prensibine dayanmaktadır. Földiák (1991) ise YSA'da invariyanın öğrenilmesi üzerine odaklanmıştır. İnvariyan, nesnelerin farklı pozisyonlarda veya dönüşlerde bile tanınabilmesi anlamına gelmektedir. İlgili araştırma bu tür invariyanları öğrenmek için sinir ağlarında kullanılan yöntemleri ve yaklaşımları tartışmaktadır. Sonrasında ise Hochreiter ve Schmidhuber (1997), uzun vadeli öğrenmeler için LSTM (Long Short-Term Memory) olarak bilinen bir özel YSA mimarisi geliştirmiştir. LSTM, geri yayılım ve hücre yapılarıyla uzun vadeli belleği koruyarak öğrenme yeteneğini artırmaktadır. Kingma ve Ba (2014), YSA'da optimizasyon algoritmalarından biri olan Adam algoritmasını tanıtmıştır. Adam algoritması, gradient tabanlı parametre güncellemesinde etkili bir yöntemdir. Ayrıca araştırma, Adam algoritmasının pratikte iyi çalıştığını ve diğer stokastik optimizasyon yöntemleriyle uyumlu bir şekilde çalışabildiğini göstermiştir. Mnih vd. (2015) yapmış oldukları çalışmalarında derin güçlendirme öğrenmesi yöntemini tanıtmıştır. Bu yöntemde oyunlarda insan seviyesinde kontrol elde etmek

amaçlanmıştır. Ayrıca çalışma ile yüksek boyutlu duyuşal girdiler ve eylemler arasındaki mesafe kapatılarak, çok çeşitli zorlu görevlerde başarılı olmayı öğrenebilen ilk yapay zekâ uygulamasının tamamlanması amaçlanmıştır.

Tüm bu araştırmaların öncülüğünde Chu & Zhang, (2003), ABD nüfus idaresinden alınan 1985-1999 yıllarına ait aylık perakende satış verilerini kullanarak, toplam perakende satış tahmini için doğrusal ve doğrusal olmayan modellerin karşılaştırmalı bir çalışmasını yapmıştır. Araştırma sonuçlarına göre, perakende satış hareketini modellemek için doğrusal olmayan yöntemin tercih edilen yaklaşım olduğu sonucuna varılmıştır. Perakende satış tahmini için genel olarak en iyi modelin, mevsimsellikten arındırılmış zaman serisi verileriyle sinir ağı modellerinin olduğu gözlemlenmiştir.

Karymshakov ve Abdykaparov (2012), İstanbul Menkul Kıymetler Borsası (İMKB) verilerini kullanarak, yapay sinir ağı yöntemi ile menkul kıymetler borsası endeksinin değişim yönü tahminini yapmıştır. Araştırma sonuçlarına göre yapay sinir ağlarının endeks değişimlerinin yüzdesini yüksek düzeyde doğru tahmin ettiği sonucuna ulaşılmıştır. Söz konusu performans özellikle beş günlük periyotta daha yüksek çıkmıştır.

Ataseven, (2013), bir işletmenin geçmiş on bir yıllık satış verilerini kullanarak zaman serisi yöntemlerinden olan Box-Jenkins (ARIMA) ve YSA yöntemleri kullanılarak ilgili modellerin tahmin performansları karşılaştırılmıştır. Araştırma sonuçlarına göre ise YSA modelinin daha başarılı sonuçlar elde ettiği gözlemlenmiştir.

Rodrigues vd., (2014), Portekiz Lizbon'da Şubat 2000 ile Temmuz 2001 arasında hem hafta içi hem de hafta sonu dahil olmak üzere 93 gerçek hanede kaydedilen tüketim kayıtlarının bulunduğu bir veri tabanı kullanılarak yapay sinir ağı yöntemi ile günlük ve saatlik enerji tüketimi ve yük tahmini yapmıştır. Araştırma kapsamında YSA modellerinin ev elektrik enerjisi

tüketimini ve yük profilini tahmin etmek için güvenilir bir model sağladığı sonucuna ulaşılmıştır.

Fashoto vd., (2016), tedarikçileri değerlendirme anketi sonucunda elde edilen veriler ile analitik hiyerarşi süreci (AHP) ve yapay sinir ağı (YSA) kullanılarak üniversitelerin sağlık hizmetlerinde tedarikçilerin değerlendirilmesi ve seçilmesi için bir karar destek modelinin geliştirilmesi çalışması yapmıştır. Çalışma Nijerya'daki Redeemers Üniversitesi'nin sağlık merkezi baz alınarak yapılmıştır. Sonuçlara göre ürün tedarikinin kalitesinin en önemli kriter olduğu, tedarik üzerindeki riskin ise öneminin çok az olduğu belirlenmiştir. Bu sonuçların doğruluğunu geliştirmek için, AHP modeli, modele bir öğrenme bileşeni eklenerek 3 katmanlı bir yapay sinir ağı ile desteklenmiştir. Sonuç olarak kalitenin en önemli kriter olduğu, tek başına AHP için 0,2192'ye karşılık hibrit modelde 0,6845'lik değerle yüksek bir indekse sahip olduğu görülmüştür. Bu, hibrit modelin tek başına AHP'den çok daha iyi olduğu gözlemlenmiştir.

Ghosh vd., (2016), seçilen çalışma alanının konum özelliklerini kullanarak dalga enerjisi üretimi için konumların uygunluğunu doğrudan temsil eden bir indeksi tahmin etmek için YSA tekniklerine kademeli olarak eklenen ÇKKV yöntemlerini kullanılmıştır. Endeks, çeşitli seviyelerde dalga enerjisi potansiyeline sahip iki farklı lokasyona uygulanmıştır. Araştırma sonuçlarına göre rüzgâr hızı ve dalga yüksekliği kriterlerinin en önemli kriter olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Tüzüntürk vd., (2016), bir su şirketinin bir bayisine ait olan Aralık 2010-Şubat 2015 arasındaki verilerini kullanarak, YSA yöntemi ile satış tahminlerini yapmıştır. Araştırma sonuçlarında ise eğitim aşamasından sonra elde edilen tahmin değerlerinin gerçekte olan değerlerin mevsimselliğini yakaladığı, tahmin değerleriyle gerçek değerlerin tutarlı oldukları sonucuna ulaşılmıştır. İlgili ağın genelleme yeteneğinin yüksek olduğuna değinilmiştir. Araştırmanın sonunda ise kayan pencere yöntemi kullanılarak on beş aylık satış tahminleri yapılmıştır.

Voyant vd., (2017), 2008 için Ajaccio'da (Fransa) tahmin edilen ve ölçülen küresel ışınım verilerini kullanarak, güneş radyasyonunun tahmini yapmıştır. Söz konusu araştırmada makine öğrenimi yöntemlerinden YSA ve ARIMA yöntemleri kullanılmıştır. Araştırma sonuçlarına göre, YSA ve ARIMA yöntemlerinin belirli değişkenlik koşullarında tahmin kalitesi açısından eşdeğer olduğu, ancak evrensel doğrusal olmayan yaklaşım olarak YSA'nın esnekliğinin onları klasik ARIMA'ya göre daha fazla tercih edilir kıldığı sonucuna ulaşılmıştır. Genel olarak bu yöntemlerin doğruluğunun, eğitim verilerinin kalitesine bağlı olduğu sonucuna varılmıştır.

Elavarasan vd., (2018), 1995-2000 yılları arasındaki beş yıllık dönem için Hindistan'da bulunan 3 şehir baz alınarak ilgili ilçelerin yağış, minimum sıcaklık, ortalama sıcaklık, maksimum sıcaklık ve bulut örtüsü verileri kullanılmıştır. Bu verileri çeltik mahsulü verimini tahmin etmek için kullanmıştır. Bu araştırmada, literatürde mahsul verimi ile ilişkili mevcut denetimli ve denetimsiz makine öğrenimi modellerinden bazılarını genel bir bakış açısı sunulmuştur. Ayrıca, bu araştırmada, ortalama Karekök Hatası (RMSE), Görelî Ortalama Karekök Hatası (RRMSE), Ortalama Mutlak Hata (MAE) ve Belirleme Katsayısı (R²) gibi çeşitli hata ölçümlerini kullanarak karşılaştırmalar yapılmıştır.

Ulucan ve Kızılrnak, (2018), İstanbul'daki beş yıldızlı bir otelin 2013-2016 yılları arasında satılan oda sayıları verilerini kullanarak ilgili konaklama işletmesine ait talep tahmininde bulunmuştur. Araştırma sonuçlarına göre yapay sinir ağı modeli ile elde edilen sonuçların gerçek değerlere en yakın sonuçları verdiği gözlemlenmiştir. Bununla birlikte 2017-2018 yıllarında satılan oda miktarlarının tahminleri gerçekleştirilmiştir.

Law vd., (2019), derin öğrenme yaklaşımı ile aylık Makao turist tahminlemesi yapılmıştır. Bunun için Makao'nun geçmiş yıllara ait turist sayıları veri olarak kullanılmış ve ampirik sonuçlar, derin öğrenme yaklaşımının, destek vektör regresyonu ve yapay sinir ağı modellerinden önemli ölçüde daha iyi performans verdiğini göstermektedir.

Beyca vd., (2019), Türkiye'nin en büyük doğal gaz dağıtıcısı olan İstanbul Gaz Dağıtım A.Ş.'den (İGDAŞ) 2004-2015 yılları arasında İstanbul için aylık doğalgaz tüketim değerlerini kullanarak, doğal gaz tüketim değerlerini tahmin etmiştir. Doğal gaz tüketimini tahmin etmek için ise makine öğrenimi araçlarını kullanmıştır. Araştırma kapsamında, Türkiye'nin en büyük doğal gaz tüketen mega kenti olan İstanbul ilinde doğal gaz tüketiminin titiz bir şekilde tahmin edilmesi için üç alternatif popüler makine öğrenme aracı kullanılmıştır. Bu araçlar, çoklu doğrusal regresyon (MLR), bir yapay sinir ağı yaklaşımı (YSA) ve destek vektör regresyonunu (SVR) içermektedir. Sonuçlar, SVR'nin YSA tekniğinden çok daha üstün olduğunu, doğal gaz tüketiminin zaman serisi tahmini için daha düşük tahmin hataları açısından daha güvenilir ve doğru sonuçlar verdiğini göstermektedir.

Atay vd., (2019), İstanbul Atatürk Havalimanı'nın TUIK'den elde edilen geçmiş dönem verilerini kullanarak YSA ve Adaptif Nörobülünik Sistemler ile 3. İstanbul Havalimanı talep tahminini ve Türk Hava Yolları iç hat filo optimizasyonunu yapmıştır. Araştırma kapsamında hata ölçüm değeri olarak karekök ortalama hata değeri (RMSE), ve hata kare toplamı (SSE) değerleri karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Araştırma sonuçlarında ise 3. havalimanının sonraki yıllarda yolcu talebini karşılayıp karşılamayacağı ve bu kapsamda sonraki yıllarda gerçekleşebilecek yolcu sayısı gibi bilgiler elde edilmiştir.

Abellana vd., (2020), Ocak 1988'den Aralık 2018'e kadar Filipinler'e gelen turist sayısı verilerini kullanarak, ülkedeki turizm talebinin mevsimsel, doğrusal ve doğrusal olmayan bileşenlerini modellemek için destek vektör makineleri mevsimsel otoregresif entegreli hareketli ortalamalar (SARIMA), Holt-Winter ve entegre SVR-SARIMA modelini kullanmıştır. Bir dizi model arasından en iyi tahmin modelini seçmek için ise çok kriterli karar verme yaklaşımlarının kullanılması önerilmektedir. Tahmin modellerini sıralanması için (PROMETHEE) II yöntemi kullanılmıştır. Uygulanan tahminleme yöntemlerinden en iyilerinin sırayla SVR-SARIMA, SARIMA, SVR ve Holt-Winter olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Naim vd., (2020), Hindistan'daki bir kamu kurumunda faaliyet gösteren şirket tarafından sağlanan doğalgaz tüketimlerini gösteren gerçek zamanlı verileri kullanarak, zaman serileri için çeşitli tahmin tekniklerini sıralamak adına analitik hiyerarşi sürecini (AHP) kullanan bir çerçeve önermiştir. Geliştirilen AHP modeli çerçevesinden elde edilen sıralama, SARIMA'nın mevsimsel verilerinin kısa vadeli tahmini için tüm teknikler arasında en üst sırada yer aldığını göstermektedir.

D'Amico vd., (2020), geçmiş yıllara ait bina termal enerji talebi verilerini kullanarak, ilgili termal enerji talebinin tahminlemesini yapmıştır. Tahmin aşamasında kullanılan yöntemleri ise ÇKKV yöntemlerinden olan COPRAS yöntemiyle değerlendirmiştir. Araştırma sonuçlarında ise geliştirilen COPRAS modeli çerçevesinden elde edilen sıralamanın, YSA'nın mevsimsel verilerinin kısa vadeli tahmin için tüm teknikler arasında en üst sırada yer aldığını göstermiştir.

Kazemzadeh vd., (2020), İran Ulusal Şebekesinin mevcut yıllık pik yükü ve enerji talebi (1991-2016) verilerini kullanarak uzun vadeli elektrik tepe yükü ve enerji talebi tahmini için hibrit veri madenciliği odaklı bir algoritma geliştirmiştir. Araştırma kapsamında ise yıllık en yüksek yük ve enerji talebi verilerinde doğrusal olmayan veri madenciliği tekniğine ve zaman serisine dayalı hibrit uzun vadeli bir tahmin yöntemi önerilmiştir.

Praveen vd., (2020), Hindistan genelinde 1901'den 2015'e kadar olan yağış verilerini kullanarak, yağıştaki uzun vadeli mekânsal-zamansal değişiklikleri analiz etmiş ve yağış değişikliklerinin trendlerini ve tahminini yapmıştır. İlgili analizleri parametrik olmayan ve makine öğrenimi yaklaşımlarını kullanarak yapmıştır. Zaman çerçevesindeki ani değişim noktasını tespit etmek için Pettitt testi kullanılırken, yağış eğilimini analiz etmek için Mann-Kendall (MK) testi ve Sen'in yenilikçi trend analizi yapılmıştır. Yapay Sinir Ağı-Çok Katmanlı Algılayıcı, Hindistan'da gelecek 15 yıllık yağışları tahmin etmek için kullanılmıştır. Birtakım jeo-istatistiksel teknikler kullanılarak tüm ülke için yağış trend modeli haritalandırılmıştır.

Araştırma sonuçları, yıllık ve mevsimlik ölçeklerde önemli derecede olumsuz yağış eğilimi olduğunu göstermiştir.

Kayhan ve Şahin, (2020), kimya sektöründe faaliyette bulunan bir şirketin, Ocak 2011 ile Aralık 2018 yılları arasındaki 96 aylık talep miktarları veri seti olarak kullanılarak sürekli üretim sistemleri adına talep tahmini ve karar destek sistemleri geliştirilmiştir. Araştırma kapsamında zaman serileri analizi, ARIMA ve Holt-Winter yöntemleri kullanılmıştır. Araştırma sonuçlarına göre ARIMA ve Holt-Winter yöntemlerinden elde edilen sonuçların MAPE, MAD ve RMSE değerleri karşılaştırılmıştır. Holt-Winter yönteminden elde edilen hata değerleri oranı daha iyi çıkmıştır. Holt-Winter yöntemi adına en düşük MAPE değerini gerçekleştirecek parametre değerini optimal yapan karar destek sistemi oluşturulmuştur.

Badulescu vd., (2021), üç yıllık Polieliten torba satışlarının tarihsel verilerini kullanarak YSA uygulamaları ile tahminleme neticesinde elde edilen sonuçların ÇKKV yöntemleriyle değerlendirmesini yapmıştır. Araştırma sonuçlarında ise çok sınıflı talep tahmin modelleri değerlendirilmiş ve birbirine bağlı birkaç hata faktörünü aynı anda göz önünde bulundurabilen en iyi model ÇKKV yöntemleriyle seçilmiştir. En iyi tahmin modellerinin sırayla ARİMA, SARİMA ve Holt-Winter olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Arslan ve Ertuğrul (2022) çoklu regresyon yöntemleri, YSA modelleri ve ARIMA yöntemini kullanarak Türkiye elektrik piyasasında fiyat tahmini ve analizi yapmıştır. Araştırma kapsamında Enerji Piyasası İşletmesi verilerinden yararlanılmıştır. Çoklu regresyon yöntemi ve YSA modelleri ile analizler yapılırken piyasa fiyatına doğrudan etki eden faktörler bağımsız değişken olarak ele alınmıştır. ARIMA yönteminde ise verilere ait geçmiş değerler baz alınarak ilgili analizler yapılmıştır. Analizler neticesinde ise en iyi sonuçların YSA modelleri ile elde edildiği sonucuna ulaşılmıştır.

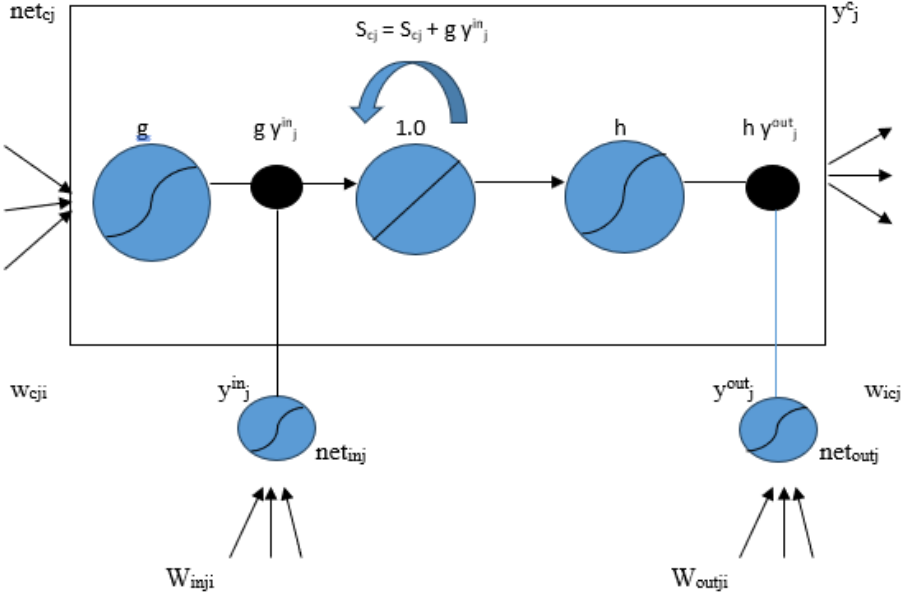
Bu araştırmada ise yapılan literatür araştırması neticesinde makine öğrenmesi algoritmalarından YSA algoritmasına bağlı LSTM (Lond-Short-

Term-Memory) mimarisinin haftalık sıralı verilerde kullanım kolaylığı sağlaması, tahmin aşamalarında iyi sonuçlar vermesi, derin öğrenmeye daha yakın olması ve geniş veri setlerinde daha başarılı olabilen bir algoritma olması nedeniyle kullanılmasına karar verilmiştir.

1.6. Araştırma Kapsamında Kullanılan LSTM Mimarisi

YSA'lar verilerin sınıflandırılması uygulamalarıyla birlikte 1940'lı yıllarda kullanılmaya başlanmıştır. YSA'larda gerçekleşen sürekli gelişim neticesinde bellekte yönlendirilmiş döngüleri bünyesinde barındıran tekrarlayan sinir ağları (RNN) ortaya çıkmıştır. RNN'ler daha iler düzey sinir yapılarında kullanılmakla birlikte, geri bildirim ağları olarak da isimlendirilmektedir. Ayrıca bu ağ yapıları çok güçlü olmakla birlikte çok da karmaşıktır. Bir başka deyişle herhangi bir durumun belirli bir noktaya ulaşma aşamasına gelinceye kadar sürekli olarak değişim gösterdiği dinamik yapıdaki ağ türü olarak tanılanabilmektedir (Patro vd., 2015: 3).

LSTM ise uzun süreli bağımlılıkları öğrenebilen bir çeşit RNN çeşididir. LSTM modeli ilk olarak 1997 yılında Hochreiter ve Schmidhuber isimli bilim adamları tarafından tanıtılmıştır (Hochreiter ve Schmidhuber, 1997: 1735-1780). İlgili model, kısa sürede öğrenilen bilgiyi depolayarak söz konusu bilgiyi uzun sürede öğrenim için kullanmaktadır. Hücreye bir "kapı" getirerek standart tekrarlayan hücrenin hatırlama kapasitesi geliştirilmiştir. Şekil 1.11, tek hücreli bir bellek bloğunu gösteren ilk LSTM mimarisidir. İlgili şekilde hücre durumu "S_t", mevcut duruma ve üç giriş kaynağının durumuna göre güncellenmektedir. "net_t", hücrenin kendisinin girişidir, "net_{in}" ve "net_{out}" ise giriş ve çıkış kapılarının girişleridir (Gers vd., 2003: 117).



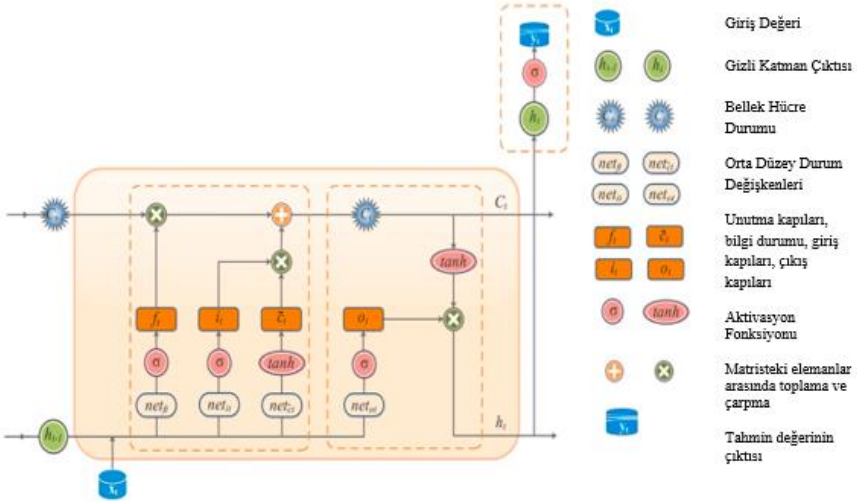
Kaynak: Hochreiter ve Schmidhuber (1997: 1741)

Şekil 1.11. İlk LSTM mimarisi

Daha sonraki yıllarda Gers vd. (2000) orijinal LSTM'yi 2000 yılında hücreye bir unutmaya kapısı getirerek modifiye etmiştir. LSTM modelinin bellek hücresi, unutmaya kapısı, giriş kapısı ve çıkış kapısı dahil olmak üzere üç doğrusal olmayan geçit biriminden oluşmaktadır. Unutmaya kapısı, bilgilerin hücre durumundan atılması gerekip gerekmediğini belirlemek için tasarlanmıştır. Giriş kapısı, yeni bilginin hücre durumuna kaydedilip kaydedilmeyeceğini belirlemek için tasarlanmıştır. Çıkış kapısı, hangi bilgilerin hücre durumundan mevcut gizli katman verilerine dönüştürüleceğini belirlemek için tasarlanmıştır (Wang vd., 2020: 3; Pei vd., 2019: 781). LSTM'de, gizli katmanlarında hafıza blokları olarak isimlendirilen bir takım gizli birimler bulunmaktadır. Söz konusu hafıza blokları geleneksel tekrarlayan sinir ağları içerisinde yer alan gizli katmanlar olarak tanımlanabilmektedir (Gers vd., 2000: 2451). LSTM ağının gizli katmanındaki temel birim, bir veya daha fazla bellek hücresi ve bloktaki tüm hücrelere giriş ve çıkış sağlayan bir çift uyarlanabilir, çoğaltıcı geçit birimlerini içeren bellek

bloğudur. Her bir bellek hücresinin çekirdeğinde, "sabit hata döngüsü" adı verilen, tekrar tekrar kendi kendine bağlanan doğrusal bir birim vardır. Sabit hata bandı, aktivasyon ve hata sinyallerini süresiz olarak yeniden dolaştırarak, uzun süreler için kısa süreli bellek depolaması sağlamaktadır. Ayrıca sabit hata bandı, kaybolan hata problemini çözmektedir. Yani hücreye yeni girdi olmadığında veya hücrede hata sinyalleri olduğunda, sabit hata bandının yerel hata geri akışı sabit kalmaktadır. Sabit hata bandı, sırasıyla giriş ve çıkış kapıları tarafından hem ileri akış aktivasyonundan hem de geri akış hatasından korunmaktadır. Kapılar kapatıldığında (aktivasyonun sıfır civarında olması durumunda), alakasız girdiler ve gürültüler hücreye giremez ve hücre durumu ağın geri kalanını bozamaz. Girdi, unut ve çıktı kapısı sırasıyla hangi bilgilerin bellekte saklanacağını ne kadar süreyle saklanacağını ve ne zaman okunacağını öğrenmek üzere eğitilebilmektedir.

Şekil 1.12'de LSTM ağına ait işlem diyagramları sunulmuştur. Söz konusu işlemler aşağıda verilmiştir (Hochreiter ve Schmidhuber,1997: 1741; Gers vd., 2003: 118; Pei vd. 2019: 781; Wang vd., 2020: 3):



Kaynak: Pei vd. (2019: 782)

Şekil 1.12. LSTM Ağ Yapısının Şematik Diyagramı

Unutma kapısı olan f_t , hücrenin unutma bilgisini kontrol etmektedir. İlgili değer Eşitlik (1.36)'da gösterildiği gibi elde edilmektedir.

$$f_t = \sigma(\text{net}_{f,t}) = \sigma(w_{fh} \cdot h_{t-1} + w_{fx} \cdot x_t + b_f) \quad (1.36)$$

Giriş kapısı, iki bölümden oluşan hücre bilgi kaydını kontrol etmektedir. İlk kısım i_t , Sigmoid (σ)'in aktivasyon fonksiyonunu kullanır, ikinci kısım ise \tilde{c}_t Tanh (\tanh)'in aktivasyon fonksiyonunu kullanmaktadır. İlgili değerler Eşitlik (1.37) ve Eşitlik (1.38)'de gösterildiği gibi elde edilmektedir.

$$i_t = \sigma(\text{net}_{i,t}) = \sigma(w_{ih} \cdot h_{t-1} + w_{ix} \cdot x_t + b_i) \quad (1.37)$$

$$\tilde{c}_t = \tanh(\text{net}_{\tilde{c},t}) = \tanh(w_{\tilde{c}h} \cdot h_{t-1} + w_{\tilde{c}x} \cdot x_t + b_{\tilde{c}}) \quad (1.38)$$

C_t hücre durumu iki kısımdan oluşmaktadır. İlk kısım, önceki hücre hafızasından ne kadar bilgi kaldığını belirlemektedir. İkinci kısım ise, mevcut hücre hafızasında ne kadar bilginin kaydedildiğini belirlemektedir. İlgili değerler ise Eşitlik (1.39)'daki gibi elde edilmektedir.

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{c}_t \quad (1.39)$$

Çıkış kapısı, Eşitlik (1.40) ve Eşitlik (1.41)'de gösterildiği gibi çıkış katmanına gönderilen bilgiyi kontrol etmektedir.

$$o_t = \sigma(\text{net}_{o,t}) = \sigma(w_{oh} \cdot h_{t-1} + w_{ox} \cdot x_t + b_o) \quad (1.40)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (1.41)$$

Çıkış tahmin değeri y_t ise Eşitlik (1.42)'de gösterildiği gibi hesaplanmaktadır:

$$y_t = \sigma(z_t) = \sigma(w_y \cdot h_t + b_y) \quad (1.42)$$

Formül kapsamında değinilen $\text{net}_{f,t}$, $\text{net}_{i,t}$, $\text{net}_{\tilde{c},t}$, $\text{net}_{o,t}$, ve z_t ara değişkenleri ifade etmektedir. Bu değişkenler mevcut durumun göstergesidir.

$[w_{fh}, w_{fx}]$, $[w_{ih}, w_{ix}]$, $[w_{ch}, w_{cx}]$ ve $[w_{oh}, w_{ox}]$ ise üç kapı ve mevcut bilgi durumu için ağırlık matrislerini ifade etmektedir. Bunlardan w_{fh} , w_{ih} , w_{ch} ve w_{oh} gizli katman ağırlık matrisleridir. w_{fx} , w_{ix} , w_{cx} , w_{ox} girdi katmanının ağırlık matrislerini oluşturmaktadır. b_f, b_i, b_c, b_o, b_y vektörleri karşılık gelen sapma vektörleridir. “.” sembolü matrisin çarpımıdır ve “*” sembolü matristeki elemanlar arasındaki çarpımı göstermektedir. $\sigma(x)$ ve $\tanh(x)$, Sigmoid (σ) ve Tanh (\tanh)’in aktivasyon fonksiyonudur. Hesaplanan formül ve türev formülü Eşitlik (1.43)’de sunulmuştur:

$$\begin{cases} \sigma(x) = y = \frac{1}{1+e^{-x}} \\ \sigma'(x) = y(1-y) \end{cases} \begin{cases} \tanh(x) = y = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \\ \tanh'(x) = 1 - y^2 \end{cases} \quad (1.43)$$

LSTM mimarisi daha sonraki yıllarda yapılan bilimsel çalışmalarla birlikte yine geliştirilmiş ve kullanım alanı genişlemiştir. Özellikle Gers vd. (2002) ise LSTM modeline gözetleme deliği bağlantısı eklemiştir. Bu sayede hücrede saklanan verilerin giriş ve unutma kapısına etki etmesi sağlanmış, kapı katmanlarının hücrenin durumunu gözlemleyebilmesine olanak tanınmıştır. İlgili güncellemelerin adımları aşağıdaki eşitliklerde verilmiştir (Yu vd., 2019: 1240).

$$f_t = \sigma(W_{fh} \cdot h_{t-1} + W_{fx} \cdot x_t + P_f \cdot c_{t-1} + b_f) \quad (1.44)$$

$$i_t = \sigma(W_{ih} \cdot h_{t-1} + W_{ix} \cdot x_t + P_i \cdot c_{t-1} + b_i) \quad (1.45)$$

$$\tilde{c}_t = \tanh(W_{ch} \cdot h_{t-1} + W_{cx} \cdot x_t + b_c) \quad (1.46)$$

$$c_t = f_t \cdot c_{t-1} + i_t \cdot \tilde{c}_t \quad (1.47)$$

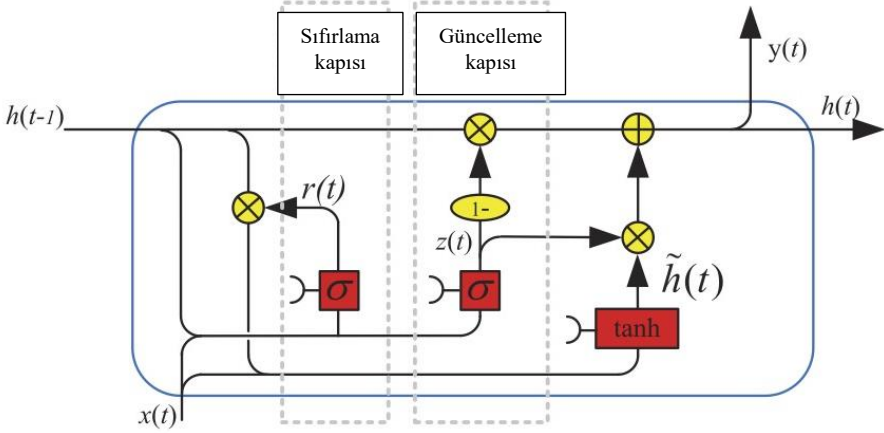
$$o_t = \sigma(W_{oh} \cdot h_{t-1} + W_{ox} \cdot x_t + P_o \cdot c_t + b_o) \quad (1.48)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(c_t) \quad (1.49)$$

Burada P_f, P_i ve P_o sırasıyla unutma kapısı, giriş kapısı ve çıkış kapısı için gözetleme deliği ağırlıklarını simgelemektedir. Gözetleme deliği bağlantıları, LSTM hücresinin mevcut dahili durumlarını incelemesine izin

vermektedir. Bu şekilde gözetleme deliği bağlantısıyla öğrenmeye zorlama olmadan sabit ve hassas zaman algoritmalarını kolaylıkla öğrenebilmektedir (Yu vd., 2019: 1240; Gers ve Schmidhuber, 2001: 1334).

LSTM ile ilgili bir başka güncellemeyi ise Cho vd. (2014) yapmıştır. Bu güncellenen model ise parametre sayısını azaltmak için giriş ve unutmaya kapılarını tek bir yerde yani güncelleme kapısında birleştirmeye yarayan “Gated Recurrent Unit (GRU)” dir. Şekil 1.13’te gösterilen GRU hücrelerinin matematiksel ifadeleri aşağıdaki eşitliklerde verilmiştir:



Kaynak: Yu vd. (2019: 1240)

Şekil 1.13. GRU Mimarisi

$$r_t = \sigma(W_{rh}h_{t-1} + W_{rx}x_t + b_r) \quad (1.50)$$

$$z_t = \sigma(W_{zh}h_{t-1} + W_{zx}x_t + b_z) \quad (1.51)$$

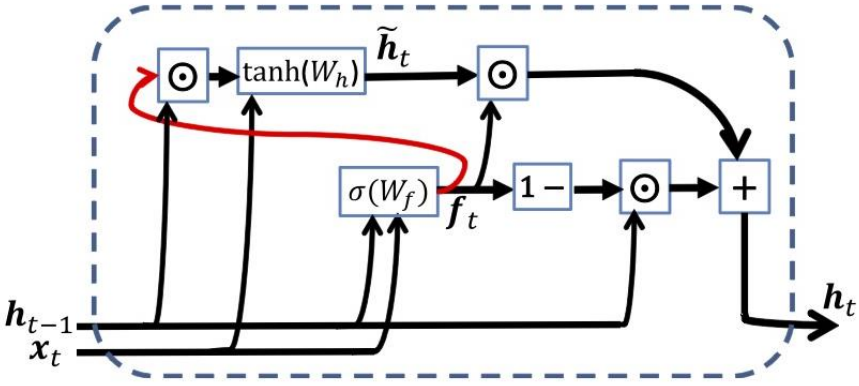
$$\tilde{h}_t = \tanh(W_{\tilde{h}h}(r_t \cdot h_{t-1}) + W_{\tilde{h}x}x_t + b_z) \quad (1.52)$$

$$h_t = (1 - z_t) \cdot h_{t-1} + z_t \cdot \tilde{h}_t \quad (1.53)$$

GRU hücresine ait iki adet kapı bulunmaktadır. Bunlardan biri güncelleme kapısı diğeri ise sıfırlama kapısıdır. Dolayısıyla ilişki

parametrelerini ve geçit sinyallerini kolaylıkla kaydedebilmektedir (Yu vd., 2019: 1241).

LSTM algoritmalarının bir diğer güncellemesi ise Zhou vd., (2016) tarafından yapılmıştır. İlgili güncellemeyle hücre parametrelerinin sayıları azaltılmış ve yalnızca bir adet kapısı olan minimal kapılı birim (MGU) geliştirilmiştir. Şekil 1.14'te söz konusu MGU hücresine ait şema gösterilmiştir. Bu şekil doğrultusunda ilgili mimarinin matematiksel ifadeleri aşağıdaki eşitliklerdeki gibi gerçekleşmektedir:



Kaynak: Zhou vd. (2016: 228)

Şekil 1.14. MGU Mimarisi

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1.54)$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(W_h[f_t, h_{t-1}, x_t] + b_h) \quad (1.55)$$

$$h_t = (1 - f_t) \cdot h_{t-1} + f_t \cdot \tilde{h}_t \quad (1.56)$$

Geçitli bir birime sahip olmak YSA mimarilerinde yüksek performans elde edebilmek açısından oldukça önem arz etmektedir. Buna karşılık basitleştirilmiş bir model, karmaşıklığı azaltabilmektedir. MGU mimarisinde ise bu sadelik görülebilmektedir. Çünkü MGU'da sadece unutmaya kapısı adı verilen bir adet kapı bulunmaktadır. Söz konusu mimari temelde GRU

mimarisine dayanmakla birlikte giriş kapısını direkt olarak unutmaya kapısına bağlayan bir mimariye sahiptir.

• Literatürde Yapılan LSTM Araştırmaları

LSTM derin öğrenmeye daha yakın ve geniş veri setlerinde daha başarılı olabilen bir algoritmadır. Söz konusu özelliği ile literatürde oldukça yaygın olarak kullanılmaktadır. Az da olsa sınırlı veri setleriyle eğitiminin yapılabildiği örnekler literatürde rastlamak mümkündür. Bu başlık altında literatürde yapılmış olan LSTM çalışmalarına yer verilecektir.

Hirano vd. (2018) LSTM yöntemlerinden faydalanarak Bitcoin fiyat tahmininde bulunmuştur. LSTM yöntemlerinden de GRU modelinin kullanıldığı araştırmada 2015-2018 yılları arasında toplamda 822 Bitcoin kapanış fiyatları ve yine aynı yıllara ait döviz kurlarının kapanış değerleri veri seti olarak kullanılmıştır. Araştırma sonucuna göre Bitcoin piyasasının USD/EUR piyasasından daha verimsiz olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Siemi-Namini vd. (2018), çalışmasında LSTM gibi zaman serisi verilerini tahmin etmek için yeni geliştirilen derin öğrenme tabanlı algoritmaların geleneksel algoritmalarından üstün olup olmadığını belirlemek istemiştir. Araştırma kapsamında LSTM gibi derin öğrenme tabanlı algoritmaların, ARIMA modeli gibi geleneksel tabanlı algoritmalarından daha iyi performans gösterdiğini belirtmiştir. LSTM'in elde ettiği hata oranlarındaki ortalama azalmanın, ARIMA'ya kıyasla yüzde 84-87 arasında gerçekleştiğini ve bununla LSTM'nin ARIMA'ya üstünlük sağladığını belirtmiştir. Ayrıca, derin öğrenmede “epoch” olarak bilinen eğitim sürelerinin sayısının, eğitilen tahmin modelinin performansı üzerinde herhangi bir etkisinin olmadığı ve rastgele bir davranış sergilediğini fark etmiştir.

McNally vd. (2018), Bayesian Optimizasyonu ve LSTM ağını kullanarak Bitcoin fiyat tahmini yapmıştır. 2013-2016 yılları arasında günlük Bitcoin fiyatları, twitter ve Googleden alınan trend verileri kullanılmıştır.

Yapılan analizler neticesinde %52 doğruluk oranı LSTM modelinden elde edilmiştir.

Yu vd. (2018), Pekin’de ikinci el konut fiyatları üzerinde bir araştırma yapmıştır. Söz konusu konut fiyatlarını tahmin etmek amacıyla derin öğrenmeye dayalı Evrişimli Sinir Ağları ile LSTM modellerini ve zaman serilerinden ARMA modelini kullanmıştır. Sonrasında ise modellerden elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır. Modeller arasında karşılaştırma yapabilmek için ise regresyon modeli uygulanmış, LSTM modelinin diğer modellerden daha doğru tahminler yapabildiği sonucuna ulaşılmıştır.

Bouktif vd. (2018), elektrik yükü tahmini için LSTM modelini kullanmış ve diğer makine öğrenme modelleriyle karşılaştırmasını yapmıştır. İlgili çalışmada elektrik yüklerinin tahmin edilebilmesi için Fransa’nın elektrik tüketim verileri kullanılmıştır. Yapılan analizler sonucunda ise LSTM tabanlı modelin diğer makine öğrenmesi modellerinden daha anlamlı sonuçlar verdiği saptanmıştır.

Dutta vd. (2019), LSTM, GRU ve ARİMA modellerini kullanarak Bitcoin fiyat tahmininde bulunmuştur. 2010-2019 yılları arasındaki günlük bazlı Bitcoin kapanış fiyatları ve fiyatları etkileyen birtakım faktörler veri seti olarak kullanılmıştır. Araştırma sonuçlarına göre ise LSTM ve GRU modellerinin klasik yöntemlerden olan ARİMA modellerinden daha iyi sonuçlar verdiği sonucuna ulaşılmıştır.

Soy Temur vd. (2019), Türkiye’de konut satışları üzerine bir araştırma yapmış ve konut satışlarının tahmini için geçmiş dönem satış verilerini kullanmıştır. İlgili çalışmada LSTM, ARİMA ve iki modelden elde edilen hibrit bir model kullanılmıştır. Araştırma sonucuna göre ise en iyi tahmin sonucunun hibrit modelden elde edildiği sonucuna ulaşılmıştır.

Ji vd. (2019), LSTM, Derin Sinir Ağları, Derin Artık Ağları ve Konvesyonel Derin Ağları kullanarak Bitcoin fiyat tahmini yapmıştır. 2011-2018 yılları arasında günlük Bitcoin fiyatlarının yanında, Bitcoin blok

zincirinin 29 özelliği gün bazında ölçülerek günlük ortalama değerlere dönüştürülerek araştırmada veri seti olarak kullanılmıştır. Araştırma sonuçlarına göre LSTM tabanlı tahminlerin diğer tahminlere göre biraz daha iyi performans gösterdiği gözlemlenmiştir.

Xiao vd. (2019), Doğu Çin Denizi deniz yüzeyinin sıcaklık derecesini tahmin etmek istemiştir. Bu amaçla 36 yıllık gün bazlı verileri işlemek için LSTM modeli kullanmıştır.

Zoumpakas vd. (2020), LSTM, GRU, sLSTM, BİLSTM ve CNN algoritmaları kullanılarak Ethereum'a ait 2015-2018 yılları arasındaki açıklık, kapanış, en yüksek, en düşük ve ortalama değerleri veri olarak kullanılmış ve belirlenen 6 zaman dilimi için tahminlemeler yapılmıştır. Araştırma sonuçlarına göre en başarılı RMSE, MAE, MAPE ve MSE değerleri LSTM ve GRU modellerinde elde edilmiştir.

Tahmaz vd. (2020), zaman serisi ve makine öğrenmesi algoritmaları kullanarak internet reklamcılığında maliyet tahmininin iyileştirilmesi üzerine bir araştırma yapmıştır. 61 adet uygulamaya ait geçmiş 3,5 yıllık veri, analizler kapsamında kullanılmıştır. Tahmin yapmak için LSTM, SARİMA, MLP ve CNN algoritmaları kullanılmıştır. Yapılan analizler neticesinde LSTM algoritmasının diğer algoritmalara göre daha iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir.

Wen vd. (2020), derin öğrenme modellerinden olan LSTM modelini kullanarak konut talep tahmini yapmıştır. Araştırma kapsamında Austin, Texas, ABD'deki saatlik ölçülen konut yükü verileri kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre tahmin hataları değerlendirilmiştir.

Abbasimehr vd. (2020), araştırmalarında bir mobilya şirketinin talep verilerini kullanarak talep tahmini yapmak için LSTM algoritmasını kullanarak optimize edilmiş bir model geliştirmiştir. Araştırma kapsamında yapay zekâ yöntemleri bazı zaman serisi tahmin teknikleriyle karşılaştırılmıştır.

Ballouch vd. (2021), makine öğrenmesi algoritmaları kullanarak çağrı merkezine gelen çağrılarının tahminini yapmıştır. 15 dakikalık zaman aralıklarında toplanmış olan ve “Comdata in Turkey” üzerinden elde edilen veriler ile çok katmanlı algılayıcı (MLP) ve LSTM algoritmaları çalıştırılmıştır. Elde edilen tahmin sonuçları ortalama mutlak hata (MAE) kullanılarak değerlendirilmiştir. Analizler sonuçlarında ise MLP modelinin ortalama mutlak hata değerinin 1,50-13,58 arasında olduğu, LSTM tabanlı modelin ortalama mutlak hata değerinin ise 19,99-66,74 olarak gerçekleştiği gözlemlenmiştir.

Drewil ve Al-Bahadili (2022), araştırmasında LSTM derin öğrenme ve metasezgisel algoritmaları kullanarak hava kirliliği tahmini yapmıştır. Model, dört tür kirlenici verisi kullanılarak LSTM için en iyi parametreleri ve sonraki gün için kirlilik seviyesini bulmayı hedeflemektedir. Analizler neticesinde optimizasyon algoritmaları ile modifiye edilen modelin, makine öğrenmesi modellerine ve LSTM modellerine göre daha az deneyim ile daha hızlı ve daha doğru sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir.

He vd. (2022), bir E-ticaret şirketinin satış tahmini için parçacık Swam optimizasyonlu LSTM modeli önermiştir. Önerilen yaklaşımda, farklı LSTM katmanlarındaki gizli nöronların sayısı ve eğitim için iterasyon sayısı, Parçacık Swam Optimizasyonu tarafından optimize edilmiştir. Deneylerde, önerilen yaklaşım 9 rakip yaklaşımla karşılaştırılmıştır. Önerilen yaklaşımın etkinliği, bir E-ticaret şirketinden alınan gerçek veri kümeleri üzerinden değerlendirilmiştir. Deneylerde sinir ağı tasarımı, aktivasyon fonksiyonları ve sinir ağının eğitim yöntemi de incelenmiştir. Deney sonuçları, önerilen PSO-LSTM modellerinin tahmin doğruluğunda iyi sonuçlar elde ettiğini göstermiştir.

Liu vd. (2022), cep telefonu kalite özellikleri rolünün çevrimiçi incelemede satış performansı üzerindeki etkisini incelediği araştırmasında cep telefonlarının kalite özellikleri, Kano modeline göre beş kategoride sınıflandırılmıştır. Bu kategorilerin satış performansı üzerindeki etkisi

Genelleştirilmiş Momentler Yöntemi (GMM) modeli kullanılarak gösterilmiştir. Ayrıca araştırmada analizlerin yapılabilmesi için dört cep telefonu markasına ait Amazon web sitesindeki satış verileri ve müşteri inceleme verileri kullanılmıştır. Araştırma kapsamında cep telefonlarının kalite özellikleri çıkarılmış ve her bir kalite incelemesi yapılandırılmış bir vektöre dönüştürülmüştür. LSTM ağırlıkları ise Kano modelinin kategorilerini eşlemek için kullanılmıştır. Araştırma bulguları, ürünlerin kalite özelliklerinin satın alma kararı üzerinde farklı bir etkiye sahip olabileceğini göstermiştir.

Ensafi vd. (2022), yapmış olduğu araştırmada, bir perakende mağazasının satış geçmişini içeren halka açık bir veri setini, mobilya satışlarını tahmin etmek için kullanmıştır. Bu amaçla çeşitli tahmin modelleri uygulanmıştır. İlk olarak, Mevsimsel Otoresif Entegre Hareketli Ortalama (SARIMA) ve Üçlü Üstel Düzeltme gibi bazı klasik zaman serisi tahmin teknikleri kullanılmış, daha sonra Prophet, Long Short-Term Memory (LSTM) ve Convolutional Neural Network (CNN) gibi daha gelişmiş yöntemler uygulanmıştır. Modellerin performansları, farklı doğruluk ölçüm yöntemleri kullanılarak karşılaştırılmıştır. (Örneğin: Ortalama Hatanın Karekökü (RMSE) ve Ortalama Mutlak Yüzde Hatası (MAPE)). Araştırma sonuçlarında ise LSTM yönteminin diğer yöntemlere göre üstünlük gösterdiği gözlemlenmiştir.

Pan vd. (2023), petrol kuyusu üretim tahmini yapabilmek için LSTM modelini kullanmıştır. İlgili araştırmada LSTM modellerinin lineer regresyon, destek vektör makinesi, rastgele orman gibi geleneksel makine öğrenme modellerine göre petrol kuyusu üretim verilerinde gizlenen mekânsal-zamansal özellikleri daha kapsamlı bir şekilde çıkarabildiği gözlemlenmiştir. Petrol kuyusu üretim verilerindeki iç korelasyonun daha kesin bir şekilde çıkarılmasına olanak tanıyan LSTM, petrol kuyusu üretim tahmininin doğruluğunu arttırmaktadır.

2. BÖLÜM

2. ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME

Karar verme, gerçekleştirilmek istenen amacın nihayete erdirilebilmesi adına, mevcut seçeneklerin içerisinde birtakım kriterlerin göz önünde bulundurulması ile en uygun olanının seçilmesi olarak tanımlanabilmektedir.

Karar verme aşamasında plansız, yapılandırılmamış veya yarı yapılandırılmış biçimde verilen kararlar yanlış sonuçların ortaya çıkmasına neden olabilmektedir. Geçmişte gerçekleşen basit ve tek kriterli karar verme problemleri günümüzde daha karmaşık, stokastik ve bilinmeyen çok miktarda değişkeni bünyesinde barındıran karmaşık karar verme problemlerine evrilmiştir (Bhushan ve Rai, 2007: 11).

Karar verme süreci özellikle belirsizliğin yüksek olduğu, bilgilerin tam olmadığı, sözel ve dilsel belirsizlikler içeren durumların sıklıkla kullanıldığı ortamlarda zorlaşmaktadır. Bu gibi durumlarda ise karar verme süreci, bulanık bir ortamda gerçekleşmek durumundadır (Başkaya ve Avcı Öztürk, 2012: 155).

Karar verme aşamalarında stratejilerin, amaç ve hedeflerin bir sistem içerisinde algılanması ve amaçlanan hedeflere ulaşabilmek için izlenmesi gereken birtakım süreçler bulunmaktadır. En optimum sonucun elde edilebilmesi için bazı yaklaşımların benimsenmesi, çeşitli yöntemlerin bilinmesi ve bu yöntemler çerçevesinde analizlerin yapılması gerekmektedir. Karar verme sürecinde, verilecek karara etki edebilecek bütün kriterlerin ve alt kriterlerin önceden belirlenmesi oldukça önem arz etmektedir. Karar verme problemlerinde ilgili sürecin birtakım öğeleri bulunmaktadır. Bu öğeler ise karar verme problemlerinin olmazsa olmazını oluşturmaktadır. İlgili öğeleri şu şekilde sıralamak mümkündür (Özbek, 2019: 15-16):

- Karar verme problemlerinde karar vericilerin olması oldukça önemlidir. Karar vermenin esas amacını oluşturan ilgili seçenekler arasından uygun olanı seçmek karar vericinin görevidir.
- Karar verme problemlerinin ne amaçla yapılıyor olması ve bu amacın önceden belirlenmesi gerekmektedir.
- Karar verme problemlerinden karar vericilerin seçebilecekleri kriterlerin belirlenmesi gerekmektedir. İlgili kriterler karar vericilerin alternatifler arasından en iyiyi seçerken temel aldıkları ana değerleri göstermektedir. Söz konusu kriterler fayda ya da maliyet yönlü olabilmektedir. Bir kriterlin fayda yönlü olması karar vericiye sağladığı faydayı (örneğin: kalite vb gibi), maliyet yönlü olması ise karar vericiye sağladığı maliyet avantajını (örneğin: fiyat vb. gibi) göstermektedir.
- Karar verme problemlerinde ilgili problemin çözümünde kullanılacak yöntemleri ifade eden seçeneklerin olması gerekmektedir. Bu seçenekler problemin çözümünde, alternatiflerin ve kriterlerin belirlenmesinde yol gösterici nitelikte olmaktadır.
- Karar verme problemlerinde seçenek ve alternatif tercihlerini etkileyen karar vericinin kontrolünün dışında gerçekleşen olaylar olmaktadır. Bu olaylar ise karar verme aşamasında sonucu etkileyen önemli faktörlerdir.
- Karar verme problemlerinde kriterlere yönelik ağırlıkların belirlenmesi gerekmektedir.
- Karar verme problemlerinde kriter ve alternatiflerin sayısal ifadelerle gösterimi olarak ifade edilen ölçekler bulunmaktadır. Bu ölçekler ilgili kriter ve alternatiflerin derecelendirilmesini ve sayısal ifadelerle gösteriminin yapılarak analizlere tabi tutulmasına yardımcı olmaktadır.

- Karar verme problemlerinde yapılan analizler neticesinde kriter ve alternatiflerin sıralamalarının yapıldığı mutlak sonuç elde edilmektedir.

Karar verme süreci belirlilik, belirsizlik ve risk ortamlarında gerçekleşmektedir. Bu karar verme süreçlerinin gerçekleşme ortamlarını Öztürk (2016: 18) şu şekilde açıklamıştır:

- Belirlilik ortamında karar verme sürecinde seçenek ve alternatiflerin hangi koşullar altında gerçekleşeceği kesin bir yargıyla bilinmektedir. Karar verme sonucunda beklenen durumun gerçekleşme olasılığı bir olarak kabul edilir. Örnek vermek gerekirse değerlendirilmesi gereken birkaç yatırım seçeneklerinden en fazla geliri sağlayacak olan yatırım seçilecektir. Dolayısıyla burada gelir maksimizasyonu vardır. Bu tür karar verme problemleri deterministik yapıya sahiptir.
- Belirsizlik ortamında karar verme, karar verme sürecinde seçenek ve alternatiflerin hangi koşullar altında gerçekleşeceğinin bilinmediği durumlarda ve gerçekleşecek olan faaliyetin sonucunun bilinmediği ve bu durumun kontrol edilemediği durumlarda gerçekleşmektedir. Belirsizlik altında karar vermede kontrol edilemeyen durumun olasılık dağılımı ile ilgili kesin bir bilgi bulunmamaktadır.
- Risk altında karar vermede ise verilecek bir karar için birtakım koşullar söz konusu olmaktadır. Her bir seçeneğin veya alternatifin söz konusu koşullar altında ulaşacağı sonuçlar belirli bir olasılık doğrultusunda gerçekleşmektedir. Bu karar verme sürecinde seçenek veya alternatiflerin seçimi birtakım olasılıklar doğrultusunda yapılmaktadır. Bu karar verme problemlerine aynı zamanda stokastik karar verme problemleri de denilmektedir.

Karar teorisinde fayda, risk altında, yani birtakım olasılıklar dahilindeki gerçekleşen karar verme için geçerli olan eylem planı sonuçlarının beklenen bir ölçüsüdür. Fayda teorisinin temel varsayımı, karar vericinin her

zaman faydanın beklenen değerinin maksimum olduğu alternatifi seçmesidir. Bu varsayım kabul edilirse fayda teorisi, karar vericinin mevcut alternatifler arasından yapacağı veya yapmayı planladığı seçimi tahmin etmek veya belirlemek için kullanılabilir. Bu amaçla, her alternatifin olası sonuçlarının her birine bir fayda atanmalıdır. Fayda fonksiyonu, bu atamanın yapıldığı kurallardan oluşmaktadır ve bireysel karar vericinin tercihlerine bağlıdır. Fayda teorisinde, karar vericinin tercihlerini yansıtan sonuçlar aşağıda belirtildiği gibi varsayılmaktadır (Zavadskas ve Turskis, 2011: 402):

- Sonuçlara ilişkin elde edilen faydaların sayısal sırası, karar vericinin sonuçlar arasındaki tercih sırasını göstermektedir;
- Alternatiflerin beklenen faydalarının sayısal sırası, karar vericinin bu alternatifler arasındaki tercih sırasını göstermektedir.

Bir karar verme probleminde birden fazla kriter mevcut ise ve bu kriterlerin aynı anda değerlendirilmesi söz konusu ise bu tür karar verme problemleri çok kriterli karar verme (ÇKKV) problemleri olarak adlandırılmaktadır. ÇKKV karar verme aşamasında çok sayıda kriterin olduğu durumlarda ve bu kriterlerin birbiriyle ilişkisinin olmadığı durumlarda kullanılmaktadır. ÇKKV, kişisel karar verme problemlerinden büyük işletmelerin karar alma süreçlerine kadar birçok alanda kullanılabilir (Başkaya ve Avcı Öztürk, 2012: 154-155).

1950'li yıllardan itibaren çok sayıda ÇKKV yöntemi geliştirilmiş olup, bunlar gerekli nitelik ve nicelikteki ilave bilgi sayısı, kullanılan metodoloji, kullanıcı dostu olma, kullanılan hassasiyet araçları ve matematiksel özellikler bakımından birbirlerinden farklılık göstermektedir (Zavadskas ve Turskis, 2011: 402).

ÇKKV, karar verme sürecinde karar vericiye yardımcı olmaktadır. Bu kapsamda genellikle birbiriyle çelişen kriterleri baz alarak birbirinden farklı özellikteki alternatiflerin arasından birinin ya da birkaçının seçilmesine ve bu alternatiflerin sıralamasının yapılmasına olanak tanımaktadır. Bu yöntemde

karar vericiler birbirinden farklı özellikteki alternatifleri çok sayıda kriteri göz önünde bulundurarak değerlendirmekte ve sıralamasını yapmaktadır (Türkmen ve Çağıl, 2012: 63).

Zardari vd. (2015: 8), ÇKKV yöntemlerinde karar verme süreçlerini şu şekilde sıralamıştır:

- Tahminde bulunulacak durumla ilgili problemin tespit edilmesi
- İlgili problem için önemli gelişmelerin belirlenmesi
- Tahminde bulunulacak konuyla ilgili amaç ve hedeflerin belirlenmesi
- Kriter ve alternatiflerin belirlenmesi
- Araştırma kapsamında uygulanacak olan ÇKKV yönteminin belirlenmesi
- İlgili yöntemin uygulama adımlarının başlatılması

Karar verme aşamasında karar vericinin ilk önce problemi ortaya koyması ve problemle ilgili önemli gelişmeleri belirlemesi gerekmektedir. Sonrasında ise konuyla ilgili olarak amaç ve hedeflerin belirlenmesi gerekmektedir. Amaç ve hedeflerin belirlenmesi karar verme sürecinin en önemli aşamasını oluşturmaktadır. Araştırmanın ne için yapılacağı ve araştırma sonucunda ne gibi sonuçların beklendiği önceden belirlenmelidir. Sonrasında belirlenen amaç ve hedefler doğrultusunda seçimi yapılacak olan alternatiflere ait kriterlerin belirlenmesi gerekmektedir. Bu durum hangi alternatifin hangi kriter ve özelliğe göre puanlanacağı noktasında karar vericiye ışık tutmaktadır. Kriter ve alternatiflerin belirlenmesinden sonra ise yapılacak olan ÇKKV yöntemi belirlenmelidir. Yöntemin belirlenmesi araştırmacının başta belirlediği hedefe ulaşması noktasında oldukça önemlidir. Karar verme problemlerinde kullanılacak olan ÇKKV yöntemi, varılmak istenen hedef ve belirlenmiş olan kriter ve alternatifler doğrultusunda belirlenmektedir. Yöntemin belirlenmesi sonrasında ise ilgili

yöntemin uygulama adımlarının sırayla yapılması ve problemin çözümünün yapılıp yorumlanması gerekmektedir.

Kriterlerin ve alternatiflerin kendi aralarında ikili karşılaştırmalarının yapıldığı, bu karşılaştırmaların sayısal olarak ifade edilebilmelerini sağlayan karşılaştırma ve değerlendirmelerin yapılabilmesini sağlayan yapıya karar matrisi adı verilmektedir. Bir karar verme probleminde ilgili matrisin gösterimi Eşitlik (2.1)'de gösterilmiştir (Lai ve Hwang, 1996: 401).

$$D = \begin{matrix} & K_1 & K_2 & \dots & K_n \\ \begin{matrix} A_1 \\ A_2 \\ \vdots \\ A_m \end{matrix} & \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (2.1)$$

Bu matriste $A_1 A_2 \dots A_m$, alternatifleri, $K_1 K_2 \dots K_n$, kriterleri, a_{ij} 'ler ise A_i alternatifinin K_j kriteri göz önünde bulundurularak değerlendirilmesini ifade etmektedir.

2.1. Çok Kriterler Karar Verme Problemlerinin Özellikleri

ÇKKV yöntemlerinin hangi durumlarda uygulanması gerektiğini Pedrycz vd. (2011: 11) ve Ekel vd. (2008: 502), aşağıdaki gibi sıralamıştır:

- Çözüm sonuçları tek bir kriterle tahmin edilemeyen problemler: Bu problemler, ekonomik ve fiziksel endeksleri içeren modellerin analiziyle (alternatifler karşılaştırılabilir bir forma indirgenemediğinde) ve ayrıca maliyet tahmini engellenen endekslerin dikkate alınması ihtiyacıyla ilişkilidir.
- Tek bir kritere (veya birkaç kritere) dayalı olarak çözülebilen problemler: Ancak bilginin belirsizliği özgün çözümler elde edilmesine izin vermiyorsa, niteliksel özellikteki kriterleri de içeren ek kriterlerin uygulanmasıyla bu sorunların çok kriterli karar vermeye indirgenmesi mümkündür (kullanımı ilgili uzmanların bilgi,

deneyim ve sezgilerine dayanmaktadır). Karar vermede belirsizliğin olduğu durumlarda ikna edici bir araç olarak kullanılabilir.

Çok kriterli karar vermenin ana adımları şunlardır (Zavadskas ve Turskis, 2011: 410):

- Bir problemin ana amacını belirlemek;
- Alternatiflerin değerlendirileceği ana hedefler veya kriterler sisteminin oluşturulması;
- Hedeflere ulaşmak için uygulanabilecek uygun alternatiflerin (sonlu sayıda alternatif plan veya seçenek) üretilmesi;
- Her bir kriterin karar verme işlevi veya kriterlerin ağırlıkları üzerindeki etkisinin değerlendirilmesi. Bir karar verici, tercihlerini kriterlerin göreceli önemi açısından ifade etmelidir ve yaklaşımlardan biri de kriter ağırlıklarının getirilmesidir.

Bazı durumlarda birden fazla uzmanın karar sürecine dahil edilmesi söz konusu olabilmektedir. Bu, özellikle kararların grup içinde temsil edilen bireylerin farklı bakış açılarını ve farklı uzmanlık alanlarını gerektirdiği, iş gücünün farklı olduğu ortamlarda geçerli olabilmektedir (Pedrycz vd., 2011: 12). Grup karar verme, birden fazla bireyin geri bildirimine dayanarak bir karar problemi için bir yargıya veya çözüme varma süreci olarak tanımlanabilmektedir. Grup tarafından elde edilen tatminkâr bir çözüm, bireylerden oluşan diğer grup tarafından bir bütün olarak en kabul edilebilir çözüm olarak karşılanmaktadır. Tatmin edici çözümün seçiminin etkisi organizasyonel performansı etkilediğinden, grup karar alma sürecini mümkün olduğunca verimli ve etkili hale getirmek çok önemlidir. Bu nedenle, karar almayı neyin etkili kıldığını belirlemek ve grup genelinde çözüme yönelik genel memnuniyet düzeyini artırmak çok önemlidir (Lu vd., 2007: 39-40).

Grup karar vermenin bireysel karar almaya göre avantajları arasında şunlar sayılabilir (Pedrycz vd., 2011: 11; Tan vd., 1995: 251):

- Grup karar verme, kararı desteklemek için daha fazla entelektüel kaynağın toplanmasına olanak tanımaktadır. Grubun kullanabileceği kaynaklar karar vericilerin bireysel yeterliliklerini, sezgilerini ve bilgilerini içermektedir.
- Birden fazla uzmanın katılımıyla, karara ilişkin çok miktarda bilginin elde edilmesi ve işlenmesi söz konusu olmaktadır. Grup karar verme ile emeğin uzmanlar arasında dağıtılması mümkün hale gelmektedir.
- Karar verme aşamasında grup üyelerinin farklı fikirleri varsa, nihai karar işletmenin ihtiyaçlarını en iyi temsil eden fikirden yana olmaktadır. Ayrıca nihai sonuç grup üyeleri arasında çıkan ortak bir karar olarak algılanmaktadır.

Grup karar verme sürecinin özelliklerini (Lu vd., 2007: 40-41) şu şekilde sıralamıştır:

- Karar verme işlemi bir grup aracılığıyla gerçekleşmektedir.
- Grup kararı, bir problemin çözümüne yönelik fikirlerin üretilmesinden, çözümlerin uygulanmasına kadar olan tüm aktarım sürecini kapsamaktadır.
- Grup üyeleri aynı veya farklı yerlerde bulunabilmektedir.
- Grup üyeleri aynı veya farklı zamanlarda çalışabilmektedir.
- Grup üyeleri aynı veya farklı departman veya kuruluşlarda çalışabilmektedir.
- Grup üyeleri herhangi bir yönetim seviyesinde olabilmektedir.
- Grup karar sürecinde grup üyeleri arasında fikir ayrılıkları yaşanabilmektedir.
- Karar verme görevinin kısa sürede tamamlanması gerekebilmektedir.

- Grup üyeleri karar görevleri için tam bilgiye sahip olmayabilmektedir.
- Verilecek bir karar için gerekli bazı veri ve bilgiler birçok kaynakta bulunabilir ve bu kaynaklar işletme dışında da olabilmektedir.

2.2. Çok Kriterli Karar Verme Yöntemlerinin Sınıflandırılması

ÇKKV yöntemlerinden elde edilen bilginin türü ve kalitesinden ilgili yöntemler ile çözülen problemin türüne kadar pek çok hususla ilişkilendirilebilecek farklı özelliklere sahip çok çeşitli karar verme yöntemleri bulunmaktadır. Bu nedenle, karşılaşılan problemlere uygun yöntemin seçilmesine yardımcı olan ÇKKV metodolojilerinin daha iyi anlaşılması için ÇKKV problemlerinin sınıflandırılması önem arz etmektedir. Çeşitli çalışmalarda problemlerin farklı yönlerini dikkate alan farklı tipolojiler ve alt gruplar tanımlanmaktadır (Taherdoost ve Madanchian, 2023: 80). Bu çalışmalar şu şekildedir:

Turskis (2008: 226), elde edilen bilgi türüne göre ÇKKV yöntemlerinin sınıflandırılmasını şu şekilde yapmıştır;

- Niceliksel (Kantitatif) ölçümlere dayalı yöntemler: Çok özellikli fayda teorisine dayanan yöntemler bu gruba dahil edilebilmektedir. Bu yöntemlere COPRAS, TOPSIS, LINMAP, SAW vb. gibi yöntemler örnek olarak verilebilmektedir.
- Niteliksel (Kalitatif) başlangıç ölçümlerine dayalı yöntemler: Bu yöntemler yaygın olarak bilinen iki yöntem grubunu, yani analitik hiyerarşi yöntemlerini (AHP) ve bulanık küme teorisi yöntemlerini içermektedir.
- Alternatiflerin ikili karşılaştırmasına dayalı karşılaştırmalı tercih yöntemleri: Bu yöntemler ELECTRE, PROMETHEE I ve II ve diğer yöntemlerin modifikasyonlarını içermektedir.
- Niceliksel değişkenlere dönüştürülmeyen niteliksel ölçümlere dayalı yöntemler: Bu yöntemler sözlü karar verme analizi yöntemlerini

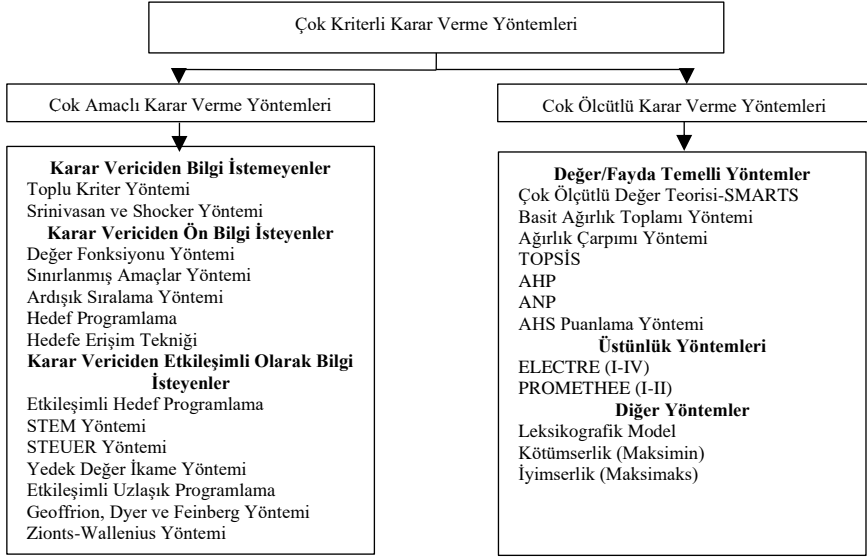
içermekte ve yüksek düzeyde belirsizlik içeren karar ortamları için nitel verileri kullanmaktadır.

Carlsson ve Fullér (1996: 1), birbirinden farklı dört ÇKKV yöntemi ailesinin olduğunu belirtmiştir:

- Sıralamaya dayalı;
- Değer ve fayda teorisine dayalı;
- Çok amaçlı programlamaya dayalı;
- Grup kararı ve müzakere teorisine dayalı yöntemler.

Taherdoost ve Madanchian, (2023: 80-81), ÇKKV yöntemlerini iki genel alt kategoriye ayırmıştır. Bunlar ise çok ölçütlü karar verme (ÇÖKV) ve çok amaçlı karar verme (ÇAKV) yöntemleridir. ÇAKV, sonsuz sayıda alternatife sahip sürekli karar alanlarına odaklanmaktadır. Sürekli karar verme problemleri olarak da bilinir. Bu yöntemlerde uygun bir bölge (alternatiflerin bulunduğu bölge) karar verme probleminin çözümü olarak kabul edilmektedir. Çözüm olarak doğrudan ve spesifik bir alternatif seçiminin yapılmadığı optimizasyon problemleridir. Bu karar verme problemlerinde ilgili kriterler hedefleri yansıtmaktadır. Bununla birlikte nitelikler ise açık değildir. Net bir hedef ve seçenek olmasa da karar vericilerin etkileşimi yüksek düzeydedir. ÇÖKV ise ayrık problemler olarak da bilinir ve sonlu sayılarla karar alternatiflerine sahip problemler üzerinde yoğunlaşmaktadır. Belirli sayıda alternatif arasından çözümü seçen bir değerlendirme problemidir. Bu ÇKKV türlerinde hedefler, nitelikler (kriterler) ve seçenekler açıktır; ancak sınırlamalar belirsizdir ve karar vericiler arasındaki etkileşim düzeyi sınırlıdır. İlgili sınıflandırmayı Ersöz ve Kabak (2010: 100-101) çalışmasında aşağıdaki Şekil 2.1'de gösterildiği gibi yapmıştır.

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**



Kaynak: Ersöz ve Kabak (2010: 100-101)

Şekil 2.1. Çok Kriterli Karar Verme Yöntemlerinin Sınıflandırılması

ÇKKV yöntemleri değer fonksiyonu, referans noktası ve sıralamaya göre de sınıflandırılabilir. Değer fonksiyonuna dayalı teknikler arasında basit ağırlık toplamı yöntemi, ağırlıklı çarpım yöntemi, çok özellikli fayda teorisi (MAUT), analitik hiyerarşi prosesi (AHP) ve ağırlıklandırılmış bütünlük toplam çarpım değerlendirme (WASPAS) yöntemleri yer almaktadır. Bu teknikler, kriterlerle ilişkili ağırlıklandırmayı dikkate alarak karar matrisinin normalleştirilmiş değerlerini bir araya getirmektedir. Referans noktasında dayalı teknikler arasında ise, ideal çözüm için gerekli olan yakınlığın belirlenmesi tekniği (TOPSIS) ve çok kriterli optimizasyon ve uzlaşık çözüm (VIKOR) teknikleri yer almaktadır. Bu durumda alternatifler ve ideal çözümler (referans noktaları) arasındaki mesafeler ölçülmektedir. TOPSIS, Öklid mesafesine dayanırken; VIKOR, Manhattan ve Chebyshev mesafelerini içermektedir. Hem değer fonksiyonu hem de referans noktasına bağlı yöntemlerde bulunmaktadır. Oran analizi ile çok amaçlı optimizasyon (MOORA) tekniği hem referans noktası yaklaşımını hem de değer fonksiyonu yaklaşımını içermektedir. Son olarak, üstünlük sağlama yaklaşımları tercih ilişkilerine dayalı yöntemleri içermektedir. Bu yöntemlere dayalı teknikler

arasında ise alternatifler içerisinde üstünlük ilişkisinin kurulmasına dayanan ELECTRE ve alternatiflerin ikili karşılaştırmalar ile kriterlerin tercih fonksiyonlarına bağlı kalmak koşuluyla değerlendirildiği PROMETHEE yöntemleri yer almaktadır (Chen vd., 2018: 3).

ÇKKV yöntemlerinin birçoğu, kriterler arasındaki ilişkileri dikkate almamaktadır. Dolayısıyla kriterlerin hiyerarşik ve doğrusal bir yapı olduğu varsayılmaktadır. Gerçek dünyada karar problemi kriterleri arasındaki ilişkiler ağ yapısında olabilmekte ve bu durum neticesinde ilgili problem AHP, TOPSIS, VIKOR vb. doğrusal yöntemlerle analiz edilememektedir (Özveri ve Güçlü, 2015: 143).

2.3. ÇKKV Yöntemlerinin Kullanım Alanları

ÇKKV, birden fazla ve birbiriyle çelişen kriterlerin varlığında karar almayı ifade etmektedir. Karar verme problemleri çok sayıda alanda uygulama alanı bulabilmektedir. Bu uygulama alanları ise şu şekilde sıralanmıştır (Zavadskas vd., 2018: 166):

- **Biçimsel Modeller:** Algoritmalar, prosedürler ve seçim paradigmalarını içere modelleri kapsamaktadır.
- **Değerlendirme Teorileri:** Değerler veya tercihler hakkındaki varsayımlar ve değer veya tercihlerin yapılandırılmış temsillerini ifade etmektedir.
- **Değerlendirme Metodolojileri:** ÇKKV durumlarında bireylerin tercihlerinin, faydalarının ve öznel olasılıklarının ortaya çıkarılması, tahmin edilmesi ve ölçeklendirilmesi olarak ifade edilmektedir.

ÇKKV yöntemleriyle ilgili özellikle son on yılda çok sayıda araştırma yapılmıştır. Yapılan araştırmalar neticesinde ise çok sayıda ÇKKV yöntemi ortaya çıkarılmış veya kullanılmıştır. Bu kapsamda ilgili karar verme yöntemlerinin çok sayıda alanda birçok problemin çözümünde kullanıldığı

gözlemlenmiştir. ÇKKV problemlerinin kullanım alanları Tablo 2.1’de verilmiştir.

Tablo 2.1. ÇKKV Yöntemlerinin Kullanım Alanları

| Uygulama Alanları | Literatür Araştırması |
|---------------------------|--|
| Tedarikçi Seçimi | Dağdeviren ve Eraslan (2008); Şenkayas ve Hekimoğlu (2013); Aytaç Adalı ve Tuş Işık (2017); Çakır ve Can (2019); Esmeray ve Özveri (2023); |
| İnsan Kaynakları Yönetimi | Doğan ve Önder (2014); Organ ve Kenger (2018); Şimşek (2022); Yenilmez Alıcı ve Ertuğrul (2023a) |
| Lojistik | Şenkayas vd. (2010); Gök Kısa ve Ayçin (2019); Ulutaş ve Karaköy (2019); Yürüyen vd. (2023); Türkoğlu ve Duran (2023) |
| Eğitim | Organ ve Kaçaroğlu (2020); Yıldırım ve Sakar (2023); Aydoğdu Bağcı ve Türkoğlu (2023) |
| Turizm | Arman ve Organ (2023); Haseki ve Avşar (2023); Noyan (2023) |
| Sağlık | Ağaç ve Baki (2016); Organ ve Tekin (2017); Deringöz vd. (2022) |
| Bankacılık | Organ ve Kenger (2012); Kenger ve Organ (2017); Terzioğlu vd. (2023) |
| Teknoloji | Ömürbek vd. (2015); Gök Kısa ve Perçin (2018); Yenilmez ve Ertuğrul (2022); Yenilmez ve Ertuğrul (2023c) |
| Makine Seçimi | Organ (2013); Gök Kısa ve Perçin (2017); Çakır ve Sezen Akar (2017); Künkçü vd. (2023) |

Bu araştırmada ise kriter ağırlıklarının belirlenmesi ve alternatiflerin sıralanması aşamasında ÇKKV yöntemlerinden LBWA ve CoCoSo yöntemlerinin, literatürde çok yeni bir yöntem olmaları nedeniyle kullanılmasına karar verilmiştir.

2.4. Temel ÇKKV Teknikleri

ÇKKV yöntemleri veri türlerine göre, referans noktası ve sıralamaya göre, değer ve fayda teorilerine göre ve karar verici sayılarına göre sınıflandırılmaktadır. Bu başlık altında yukarıda bahsedilen ÇÖKV yöntemlerinden bazılarına değinilecektir.

2.4.1. Basit Toplamlı Ağırlıklandırma

Basit Toplamlı Ağırlıklandırma (BTA) yöntemi basit ve yaygın olarak kullanılan bir ÇKKV yöntemidir. İlgili yöntem ağırlıklı ortalamaya dayanmaktadır. Her alternatif için bir değerlendirme puanı, o özelliğin alternatifine verilen ölçeklendirilmiş değer, karar verici tarafından

doğrudan atanan göreceli önem ağırlıklarıyla çarpılması ve ardından tüm kriterlerin sonuçlarının toplanmasıyla hesaplanmaktadır (Afshari vd., 2010: 512). Yöntem kapsamında kriter ve alternatifler Eşitlik (2.2) ve Eşitlik (2.3)'de gösterildiği gibi formüle edilmektedir. Söz konusu eşitliklerde m , alternatif sayılarını; n ise kriter sayılarını ifade etmektedir (Özbek, 2019: 29).

$$A = a_1, a_2, a_3, \dots, a_m \quad (2.2)$$

$$K = k_1, k_2, k_3, \dots, k_n \quad (2.3)$$

BTA süreci şu adımlardan oluşmaktadır:

Adım 1: Karar matrisinin oluşturulması gerekmektedir. Karar matrisi Eşitlik (2.4)'de gösterildiği gibi oluşturulmaktadır.

$$x_{ij} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \vdots & \dots & \dots & \dots \\ x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix}; i = 1,2,3, \dots, m; j = 1,2,3, \dots, n \quad (2.4)$$

Burada x_{ij} , j . kriter baz alındığında i . alternatifin değerinin ne olacağını göstermektedir. m , alternatif sayısını gösterirken, n ise kriter sayısını göstermektedir.

Adım 2: Karar matrisinin normalize edilmesi gerekmektedir. Karar matrisi aşağıda verilen Eşitlik (2.5) ve Eşitlik (2.6) vasıtasıyla yapılmaktadır.

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{x_j^{max}}, i = 1, 2, 3, \dots, m; j = 1, 2, 3, \dots, n \quad (2.5)$$

$$r_{ij} = \frac{x_j^{min}}{x_{ij}} \quad (2.6)$$

Adım 3: Alternatiflerin sıralaması yapılmaktadır. Alternatiflerin sıralaması yapılırken Eşitlik (2.7) kullanılarak her bir alternatifin toplam puanı elde edilmektedir. Alternatif puanları büyükten küçüğe doğru

sıralanmaktadır. En büyük puanı alan alternatif en iyi alternatif olarak kabul edilmektedir.

$$V_i = \sum_{j=1}^n w_j r_{ij}, i = 1, 2, 3, \dots, m; j = 1, 2, 3, \dots, n \quad (2.7)$$

2.4.2. Ağırlıklı Çarpım Yöntemi

Bu yöntem, birbirine bağımlı olmayan özellikteki bir dizi nitelik veya kritere yönelik çeşitli alternatifleri değerlendirmektedir. Ağırlıklandırılmış çarpım yöntemi, nitelik derecelendirmesini ilişkilendirmek için çarpma tekniklerini kullanır; burada her bir niteliğin derecelendirmesi, karşılık gelen nitelik ağırlıklarından önce olmalıdır. Söz konusu süreç normalizasyon sürecine benzemektedir (Aminudin vd., 2018: 104). Söz konusu yöntem kapsamında karar seçenekleri ve kriterler Eşitlik (2.8) ve Eşitlik (2.9) vasıtasıyla formüle edilmiştir.

$$A = a_1, a_2, a_3, \dots, a_m \quad (2.8)$$

$$K = k_1, k_2, k_3, \dots, k_n \quad (2.9)$$

Yukarıdaki eşitliklerde m , alternatifleri; n ise kriterleri simgelemektedir. Bu kapsamda söz konusu yöntemin işlem adımları şu şekildedir (Özbek, 2019: 37):

Adım 1: Karar matrisi oluşturulması gerekmektedir. İlgili karar matrisi Eşitlik (2.10)'da gösterildiği gibi oluşturulmaktadır.

$$x_{ij} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \vdots & \dots & \dots & \dots \\ x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix}; i = 1, 2, 3, \dots, m; j = 1, 2, 3, \dots, n \quad (2.10)$$

Burada x_{ij} , j . kriter baz alındığında i . alternatifin değerinin ne olacağını göstermektedir. m , alternatif sayısını gösterirken, n ise kriter sayısını göstermektedir. Üstel özellik kapsamında bir alternatif kesirli değerler içeriyorsa, ilgili karar matrisinin tüm elemanları 10^q ($q \geq 1$) ile

çarpılmaktadır. Bu sayede matris içindeki tüm elemanların 1'den büyük olması sağlanmaktadır.

Adım 2: Seçeneklerin sıralanması gerekmektedir. Söz konusu seçeneklerin sıralaması ise her bir alternatifin skorlarının hesaplanması ile yani Eşitlik (2.11)'de verilen denklem ile yapılmaktadır. Sonrasında ise ilgili skorlar büyükten küçüğe doğru sıralanmaktadır. En büyük değeri alan Alternatif ise en iyi seçenek olarak kabul edilmektedir.

$$V(A_i) = \prod_{j=1}^n x_{ij}^{w_j} \quad (2.11)$$

2.4.3. Analitik Hiyerarşi Süreci

Analitik Hiyerarşi Süreci (AHS), Thomas L. Saaty tarafından, 1980 yılında birtakım karmaşık problemlerinin çözümü için geliştirilmiştir. AHS, ikili karşılaştırmalar yoluyla elde edilen bir ölçüm teorisidir ve öncelik değerlerini türetmek için uzmanların yargılarına dayanmaktadır. İlgili karşılaştırmalar, belirli bir özelliğe göre bir kriterin değerine göre ne kadar üstün olduğunu temsil eden ölçek kullanılarak yapılmaktadır. Araştırma kapsamında ölçülmek istenen yargılar tutarsız sonuçlar verebilmektedir. Bu gibi durumlarda daha iyi tutarlılık elde edebilmek için tutarsızlığın nasıl ölçüleceği ve kararların nasıl iyileştirileceği AHS'nin kapsamı içerisinde girmektedir. İlgili yöntemin işlem adımları şu şekilde sıralanmıştır (Saaty, 2008: 83-85):

- Problemin tanımlanması ve bilgi türünün belirlenmesi
- Karar hiyerarşisinin yapılandırılması gerekmektedir. Söz konusu hiyerarşi en üstte kararın hedefi, ortada kriterler ve en altta alternatifler olacak şekilde yapılandırılmaktadır.
- İkili karşılaştırmalar matrisinin oluşturulması gerekmektedir. İlgili matris üstte bulunan öge ile onun bir altındaki ögenin karşılaştırılması amacıyla kullanılmaktadır.

- Karşılaştırmalar neticesinde elde edilen öncelik değerlerinin kullanılması gerekmektedir. Bu her bir öge için yapılmaktadır. Sonrasında her bir öge için ağırlık değerlerinin toplanması gerekmektedir. Bu sayede her bir öge için öncelik değerleri elde edilmektedir. En alttaki alternatiflerin nihai öncelikleri elde edilene kadar bu işleme devam edilmektedir.

AHS ile bir problemin çözülebilmesi için aşağıda verilen işlem adımlarının gerçekleştirilmesi gerekmektedir (Saaty, 1980: 22; Özbek, 2019: 87; Özbek ve Eren, 2013: 49).

Adım 1: Problemin tanımlanması aşamasıdır. Bu aşamada genel olarak sistemin tanımlanması, iç ve dış kısıtların ve alt sistemlerin tanımlanması söz konusudur. İlgili problemin AHS'ye uygun olup olmadığı bu adımda belirlenmektedir.

Adım 2: Hiyerarşinin oluşturulması aşamasıdır. Bir problemi modellemek için AHS'yi kullanırken, o problemi temsil edecek bir hiyerarşik yapıya ve yapı içindeki ilişkileri kurmak için ikili karşılaştırmalara ihtiyaç vardır (Saaty, 1987: 161). Söz konusu hiyerarşi oluşturulurken en üstte problemin amacına yer verilmektedir. Sonrasında ise problemin amacı doğrultusunda değerlendirilecek kriterler bulunmaktadır. Kriterlerden sonra ise söz konusu kriterler göz önünde bulundurularak tercih edilecek alternatifler yer almaktadır.

Adım 3: İkili karşılaştırma matrislerinin yapıldığı aşamadır. Bu aşamada ikili karşılaştırma matrisleri oluşturulmadan aynı önem derecesi içerisinde olan kriterlerin kendi aralarındaki önem düzeyi ağırlıkları belirlenmektedir. Önem düzeyi ağırlıklarının belirlenmesinde ise yine Saaty'nin geliştirdiği 1-9 arasında puanlar ile değerlendirilen karşılaştırma ölçeği kullanılmaktadır. Saaty (2008: 86) tarafından geliştirilen ilgili ölçek aşağıda Tablo 2.2'de verilmiştir.

Tablo 2.2. İkili Karşılaştırma Ölçeği

| Önem Düzeyi | Tanım | Açıklama |
|-------------|-------------------|--|
| 1 | Eşit öneme sahip | İki seçenek de amaca eşit katkıda bulunmaktadır. |
| 2 | Zayıf veya hafif | |
| 3 | Biraz önemli | Bir kriter değerine kıyasla biraz daha önemlidir. |
| 4 | Orta artı | |
| 5 | Fazla önemli | Bir kriter değerine kıyasla çok daha fazla önemlidir. |
| 6 | Güçlü artı | |
| 7 | Çok fazla önemli | Bir kriter değerine kıyasla kesinlikle çok daha fazla önemlidir. |
| 8 | Çok çok güçlü | |
| 9 | Son derece önemli | Bir kriter değerine kıyasla son derece daha önemlidir. |

İkili karşılaştırmalar matrisi, kriterlerin yukarıda verilen ifadeler kullanılarak birbirleriyle kıyaslanması neticesinde oluşturulmaktadır. Söz konusu matris Eşitlik (2.12) ile gösterilmektedir.

$$A = a_{ij} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ a_{i1} & a_{i2} & \dots & a_{in} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

İlgili matriste köşegen üzerindeki matrisin bileşenleri $i = j$ olduğundan yani kriterler kendisi ile karşılaştırıldığından bu kısımlar 1 olmaktadır. Bu kapsamda ikili karşılaştırmalar matrisinde i kriterinin j kriterine göre ne derece önemli olduğu belirlenmeye çalışılmaktadır.

Adım 4: İkili karşılaştırmalar matrisinin normalize edildiği aşamadır. İkili karşılaştırmalar matrisi oluşturulduktan sonra ilgili değerler Eşitlik (2.13) vasıtasıyla kendi sütun toplamına bölünerek normalize edilmektedir.

$$a'_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sum_{i=1}^n a_{ij}} \quad (2.13)$$

Adım 5: Öncelik vektörlerinin hesaplanması aşamasıdır. Normalizasyon işlemleri tamamlandıktan sonra ilgili matrisin her bir sütununun toplam değeri 1 olmaktadır. Normalize işleminden sonra söz

konusu matrisin, Eşitlik (2.14) kullanılarak her bir satır toplamı, ilgili matrisin boyutuna bölünerek ortalamaları alınmaktadır. Bu değerler kriterlerin önem ağırlıklarını göstermektedir.

$$w_i = \left(\frac{1}{n}\right) \sum_{j=1}^n a'_{ij} \quad i, j = 1, 2, 3, \dots, n \quad (2.14)$$

Adım 6: Tutarlılık oranlarının hesaplandığı aşamadır. İkili karşılaştırma matrisin tutarlılık oranlarının hesaplanabilmesi için tutarlılık indeksi ve rassallık indeksin belirlenmesi gerekmektedir. Tutarlılık indeksi Eşitlik (2.15) vasıtasıyla hesaplanmaktadır.

$$TI = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1} \quad (2.15)$$

Tutarlılık indeksinin hesaplanmasında λ_{max} değerinin hesaplanması gerekmektedir. Bu değer hesaplanırken Eşitlik (2.16)'da gösterildiği gibi ikili karşılaştırmalar matrisi ile öncelik vektörü değerleri çarpılmaktadır.

$$A \times W = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & a_{n3} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

Sonrasında ise ağırlık toplam vektörünün her bir elamanı, öncelik vektörünün aynı indisine tekabül eden değere bölünerek her bir kriter bazında d_i değeri hesaplanmaktadır. Söz konusu değer Eşitlik (2.17)'de verilen formül ile hesaplanmaktadır.

$$d_i = \frac{x_i}{w_i} \quad (2.17)$$

Yukarıda elde edilen d_i değerlerinin ortalamaları Eşitlik (2.18)'de verilen formül ile hesaplanarak λ_{max} değeri elde edilmektedir.

$$\lambda_{max} = \frac{\sum_{i=1}^n d_i}{n} \quad (2.18)$$

Tutarlılık oranının hesaplanmasında gerekli olan bir diğer değer ise rassallık indeksidir. Bu değer belirlenebilmesi için matris boyutunun bilinmesi yeterlidir. Matris boyutuna karşılık gelen değer rassallık değerini göstermektedir. Aşağıdaki Tablo 2.3'te rassallık indeksi değeri verilmiştir.

Tablo 2.3. Rassallık İndeksi Değerleri

| n | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 |
|----|---|---|------|-----|------|------|------|------|------|------|
| RI | 0 | 0 | 0,58 | 0,9 | 1,12 | 1,24 | 1,32 | 1,41 | 1,45 | 1,49 |

Tutarlılık indeksi ve rassallık indeksi belirlendikten sonra ilgili tutarlılık oranı Eşitlik (2.19)'da verilen formül ile hesaplanmaktadır.

$$TO = \frac{TI}{RI} \quad (2.19)$$

Tutarlılık oranının geçerli bir değer olabilmesi için 0,10'dan küçük olması gerekmektedir. Eğer elde edilen değer bu değer üzerindeyse ilgili matrisin tutarsız olduğu söylenebilmektedir. Böyle durumlarda kriterler arasında yapılan karşılaştırmaların tekrardan gözden geçirilmesi gerekmektedir (Saaty, 1980: 21).

Adım 7: Alternatiflerin ikili olarak karşılaştırılmasının yapıldığı aşamadır. Bu aşamada alternatiflerin ikili karşılaştırmalar matrisi oluşturulmaktadır. Sonrasında ise yukarıdaki işlem adımları tekrar edilerek öncelik vektörleri hesaplanmaktadır. Sonrasında ise tutarlılık oranları hesaplanmaktadır.

Adım 8: Alternatiflerin sıralanması aşamasıdır. Alternatiflerin ilgili kriterlere göre elde edilen öncelik değeri ile kriterlerin ağırlıklarının çarpılması gerekmektedir. Bu sayede her bir alternatifin ağırlık değeri bulunmaktadır. Elde edilen ağırlık değerleri ise büyükten küçüğe doğru sıralanarak en uygun alternatifin seçilmesi tamamlanmış olmaktadır.

2.4.4. Analitik Ağ Süreci

Analitik Ağ Süreci (AAS), AHS ile çözümü mümkün olmayan daha karmaşık problemlerin modellenmesinde kullanılmak üzere Thomas L. Saaty tarafından 1996 yılında geliştirilmiş ÇKKV yöntemlerinden biridir.

Bir problemin modellenmesi aşamasında AHS ve AAS yöntemlerini kullanırken söz konusu problemi temsil edecek bir hiyerarşik yapının veya ağ yapısının oluşturulması ve buna bağlı olarak yapı içerisindeki ilişkileri kurmak için de ikili karşılaştırmaların yapılması gerekmektedir (Saaty ve Vargas, 2006: 2). AAS, bir hiyerarşiden ziyade bir ağ tarafından temsil edilmektedir. Çünkü bu gibi problemlerde üst düzey kriterlerin alt düzey kriterlerle etkileşimi söz konusudur. Kriterlerin önemi yalnızca hiyerarşideki gibi alternatiflerin önemini belirlemekle kalmaz, aynı zamanda alternatiflerin önemi de kriterlerin önemini belirlemektedir (Saaty ve Vargas, 2013: 1).

AAS, kriter kümelerinin kendi aralarındaki ve farklı kriter kümelerinin kendi aralarındaki bağımlılıkları ile ilgilenmektedir. Karar sevipleri arasındaki karmaşık ilişkilerle de yakından ilgilenen AAS hem kriterlerin önem derecelerini hem de alternatiflerin önem derecelerini belirleyebilen bir ÇKKV yöntemidir. AAS'de karar ağları kriter kümeleri, elemanlar, etkiler ve bağımlılıklardan oluşmaktadır. Söz konusu her bir kümenin altında en az bir adet eleman olmaktadır. Ağ içerisindeki elemanların her biri alternatif ve kriterleri kapsamaktadır (Ayçin, 2020: 32-33).

AAS, her problemi kriterler, alt kriterler ve alternatifler ağı olarak ele almaktadır. Bir ağdaki tüm öğeler birbirleriyle herhangi bir şekilde iletişim kurabilmektedir. Başka bir deyişle, bir ağda kümeler arasında geri bildirim ve ara bağlantı mümkündür. AAS ile bir problemin çözülebilmesi için aşağıda verilen işlem adımlarının gerçekleştirilmesi gerekmektedir (Özbek, 2019: 123; Ayçin, 2020: 36).

Adım 1: Problem tanımının yapıldığı aşamadır. İlgili problemin AAS ile çözülüp çözülemeyeceğinin belirlendiği aşamadır. Eğer ilgili problem AAS ile çözümlenebiliyorsa, amaç kapsamında kriter, alt kriterlerin ve alternatiflerin belirlenmesi gerekmektedir.

Adım 2: Karar ağının oluşturulduğu aşamadır. İlgili problemin açık bir şekilde ağ gibi mantıksal bir sisteme dönüştürülmesi gerekmektedir. Bu ağ yapısı, beyin fırtınası yoluyla veya Delphi veya nominal grup yöntemi gibi diğer uygun yöntemlerle elde edilebilmektedir. Bu noktada sorun, tüm elemanların birbirleriyle iletişim kurabildiği bir ağ yapısına dönüştürülmektedir (Kheybari vd., 2020: 2).

Adım 3: İkili karşılaştırma matrisinin oluşturulması, formüle edilmesi ve öncelik vektörlerinin belirlenmesi aşamasıdır. AHP'de yapılan ikili karşılaştırmaya benzer şekilde, her kümedeki karar elemanları ikili olarak karşılaştırılmaktadır. İlgili kümeler, hedeflere ulaşmadaki rolleri ve etkilerinin yanı sıra her kümenin kriterleri arasındaki karşılıklı ilişkilerine göre de karşılaştırılmaktadır. Kriter ve alternatiflerin göreceli önemi Saaty'nin geliştirmiş olduğu yukarıda Tablo 2.1'de verilen dokuz puanlık ölçeğe göre ölçülmektedir. Bu adımda, elemanların veya kümelerin göreceli önemini temsil eden öncelik vektörü Eşitlik (2.20) vasıtasıyla hesaplanmaktadır.

$$Aw = \lambda_{max}w \quad (2.20)$$

Bu formülde A , kriterlerin ikili karşılaştırma matrisini, w , özvektörü ve λ_{max} en büyük öz değeri temsil etmektedir.

Adım 4: Küme ağırlıkları matrisinin oluşturulması aşamasıdır. İkili karşılaştırma matrisinin oluşturulması ve öncelik değerlerinin hesaplanmasından sonra kümelerin yani ana faktörlerin de kendi aralarındaki ilişkileri dikkate alınarak yukarıdaki adımların tekrarıyla ikili karşılaştırmalarının yapılması gerekmektedir. Elde edilen bu ağırlıklar ise daha sonra süper matrisin ağırlık değerlerinin bulunmasında kullanılacaktır.

Adım 5: Süpermatrisin oluşturulması aşamasıdır. Süpermatris bir sistemdeki iki küme arasındaki ilişkiyi gösteren bir matristir. AAS yönteminde karar ağını bir araya getiren kümeler ve söz konusu kümeler içerisindeki elemanlar içerisindeki her türlü etkileşim süpermatris ile gösterilmektedir. Bu matriste de ilgili matris oluşturulmadan öncelik vektörlerinin hesaplanması gerekmektedir. Bir küme içerisindeki elemanlardan biri bir diğer kümenin elemanlarını etkilemiyorsa, ağırlıklandırılmamış süpermatrisin yerine sıfır girilerek gösterilmektedir. Ağırlıklandırılmamış süpermatrisin bütün elemanları öncelik vektörlerinden oluşmaktadır. İlgili süpermatrisin her bir elemanı (W_{ij}), Eşitlik (2.21)'deki formatta yapılmaktadır.

$$W_{i,j} = \begin{bmatrix} w_{i_1j_1} & w_{i_1j_2} & \cdots & w_{i_1j_{sj}} \\ w_{i_2j_1} & w_{i_2j_2} & \cdots & w_{i_2j_{sj}} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ w_{i_{sj}j_1} & w_{i_{sj}j_2} & \cdots & w_{i_{sj}j_{sj}} \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

Adım 6: Ağırlıklandırılmış süpermatrisin oluşturulması aşamasıdır. İlgili kümelerin ağırlıklandırılmış matrisi ile süpermatris içerisindeki ilgili kısımların çarpılması ile ağırlıklandırılmış süpermatris elde edilmektedir. Söz konusu değer Eşitlik (2.22)'de verilen formül ile elde edilmektedir.

$$W_{ij} \times q_{ij} \quad i = 1, 2, 3, \dots, N; \quad j = 1, 2, 3, \dots, N \quad (2.22)$$

Ağırlıklandırılmış matris içerisindeki her bir eleman bulunduğu sütunun toplamına bölünerek normleştirilmiş ağırlıklı süpermatris elde edilmektedir.

Adım 7: Limit süpermatrisi ve öncelik değerlerinin belirlenmesi aşamasıdır. Bu değer matris içerisindeki faktörlerin birbirlerini uzun dönemde ne derece etkilediklerini belirlemek amacıyla Eşitlik (2.23)'de gösterildiği gibi elde edilmektedir. Söz konusu değer ağırlıklandırılmış süpermatrisin $2k + 1$ üssü alınarak bulunur. k değeri ise rastgele seçilen büyük bir değeri ifade etmektedir.

$$\lim_{k \rightarrow \infty} W^k \quad (2.23)$$

Ağırlıklandırılmış süpermatrisin sütun değerleri toplamı 1 olduğu için, limit süpermatrisin oluşumunda ağırlıklandırılmış süpermatrisin yüksek bir değerle üssü alınırken tüm satırlar aynı oranda artacak olduğundan aynı değerlere ulaşmaktadır. Bu sayede limit süpermatris elde edilir. Limit süpermatrisin her bir satırındaki değer ilgili alternatif veya kriterin global ağırlığını göstermektedir.

2.4.5. TOPSIS Yöntemi

Hwang ve Yoon (1981) tarafından geliştirilmiş olan bu yöntem Saaty (1980)'nin geliştirmiş olduğu AHS'den sonra en çok kullanılan ve çok sayıda alanda uygulama yapılabilen ÇKKV yöntemlerinden biridir. Bunun nedeni basit ve kullanımının kolay olması, çok sayıda kriter ve alternatiften oluşan problemlere uygulanabilmesi olarak açıklanmaktadır. TOPSIS'in hesaplama adımları, vektör normalizasyonu uygulanarak karar matrisinin normalleştirilmesi, ağırlıklı normalleştirilmiş karar matrisinin hesaplanması, pozitif ideal çözümün (PİÇ) ve negatif ideal çözümün (NİÇ) belirlenmesi, her alternatifin uzaklığının veya mesafesinin hesaplanması, PIS ve NIS'in sıralama endeksini hesaplayarak her alternatifin PIS'e göre göreceli yakınlığının belirlenmesi ve son olarak tercihlerin sıralamasının yapılması olarak özetlenebilmektedir (Çelikkalek ve Tüysüz, 2020: 282). TOPSIS yönteminin işlem adımları aşağıda detaylı olarak verilmiştir (Ertuğrul ve Karakaşoğlu, 2009: 707-708; Çakır ve Sezen Akar, 2017: 209-210):

Adım 1: Karar matrisinin oluşturulması aşamasıdır. n sayıdaki kriter göz önünde bulundurularak k sayıdaki karar verici tarafından ilgili kriterlerin değerlendirilmesi ve her bir karar verici için karar matrisinin elde edilmesi adımdır. Söz konusu karar matrisi Eşitlik (2.24)'de verilen formül vasıtasıyla elde edilmektedir.

$$A_{ij}^k = \begin{bmatrix} a_{11}^k & a_{12}^k & \cdots & a_{1n}^k \\ a_{21}^k & a_{22}^k & \cdots & a_{2n}^k \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ a_{m1}^k & a_{m2}^k & \cdots & a_{mn}^k \end{bmatrix} \quad (2.24)$$

Adım 2: Grup karar matrisinin elde edilmesi aşamasıdır. Grup karar matrisi, k sayıdaki karar vericinin vermiş olduğu cevaplar sonrasında grup değerlerinin hesaplanması sırasında elde edilmektedir. Söz konusu hesaplama işlemi Eşitlik (2.25)'de verilen formül vasıtasıyla yapılmaktadır. Sonrasında ise Eşitlik (2.26)'da verilen grup karar matrisi oluşturulmaktadır.

$$a_{ij} = \left(\prod_{k=1}^k a_{ij}^k \right)^{\frac{1}{k}} \quad (2.25)$$

$$A_{ij} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} \quad (2.26)$$

Adım 3: Elde edilen grup karar matrisinin normalize edilmesi aşamasıdır. Sonrasında ise normalize karar matrisi elde edilmektedir. Söz konusu normalizasyon işlemi Eşitlik (2.27)'de verilen formül vasıtasıyla yapılmaktadır. Elde edilen normalize değerler ile Eşitlik (2.28)'de verilen normalize karar matrisi oluşturulmaktadır.

$$r_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m a_{ij}^2}} \quad (2.27)$$

$$R_{ij} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{m1} & r_{m2} & \cdots & r_{mn} \end{bmatrix} \quad (2.28)$$

Adım 4: Normalize karar matrisinin elde edilmesinden sonra ilgili matrisin ağırlıklandırılmasının yapılması gerekmektedir. Bu aşamada önceden belirlenmiş olan kriter ağırlıkları w_{ij} ile normalize karar matrisinde elde edilen tüm değerlerin teker teker çarpılması sonrasında ağırlıklı normalize karar matrisi elde edilmektedir. Söz konusu değerler Eşitlik

(2.29)'da verilen formül vasıtasıyla elde edilmektedir. Elde edilen değerler ile Eşitlik (2.30)'de verilen ağırlıklı normalize karar matrisi oluşturulmaktadır.

$$v_{ij} = w_{ij} \times r_{ij} \quad (2.29)$$

$$V_{ij} = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \cdots & v_{1n} \\ v_{21} & v_{22} & \cdots & v_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ v_{m1} & v_{m2} & \cdots & v_{mn} \end{bmatrix} \quad (2.30)$$

Adım 5: Pozitif ideal çözüm (PİÇ) kümesinin belirlenmesi aşamasıdır. Bu küme ağırlıklı normalize karar matrisinden yararlanılarak elde edilmektedir. Değerlendirmeye ilişkin kriterler fayda cinsinden ise PİÇ (A^*), ağırlıklı normalize karar matrisinin en yüksek değerlerinden oluşurken; değerlendirmeye ilişkin kriterler maliyet cinsinden ise ağırlıklı normalize karar matrisinin en küçük kriter değerlerinden oluşmaktadır. Söz konusu değerler Eşitlik (2.31)'de verilen formüller vasıtasıyla elde edilmektedir.

$$A^* = \left\{ \left(\max_i v_{ij} \mid j \in J \right), \left(\min_i v_{ij} \mid j \in J \right) \right\} \quad (2.31)$$

$$A^* = \{v_1^*, v_2^*, v_3^* \dots, v_n^*\}$$

Adım 6: Negatif ideal çözüm kümesinin belirlenmesi aşamasıdır. Bu küme de ağırlıklı normalize karar matrisinden yararlanılarak elde edilmektedir. Değerlendirmeye ilişkin kriterler fayda cinsinden ise NİÇ (A^-), ağırlıklı normalize karar matrisinin en düşük değerlerinden oluşurken; değerlendirmeye ilişkin kriterler maliyet cinsinden ise ağırlıklı normalize karar matrisinin en büyük kriter değerlerinden oluşmaktadır. Söz konusu değerler Eşitlik (2.32)'de verilen formüller vasıtasıyla elde edilmektedir.

$$A^- = \left\{ \left(\min_i v_{ij} \mid j \in J \right), \left(\max_i v_{ij} \mid j \in J \right) \right\} \quad (2.32)$$

$$A^- = \{v_1^*, v_2^*, v_3^* \dots, v_n^*\}$$

Adım 7: Alternatiflerin pozitif ideal çözüme olan uzaklığının hesaplanması aşamasıdır. İlgili hesaplamalar ise Eşitlik (2.33)'de verilen formül vasıtasıyla elde edilmektedir.

$$S_i^* = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^*)^2} \quad (2.33)$$

Adım 8: Alternatiflerin negatif ideal çözüme olan uzaklığının hesaplanması aşamasıdır. İlgili hesaplamalar ise Eşitlik (2.34)'de verilen formül vasıtasıyla elde edilmektedir.

$$S_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^-)^2} \quad (2.34)$$

Adım 9: Alternatiflerin ideal çözüme olan göreceli yakınlık değerlerinin hesaplanması aşamasıdır. İlgili hesaplamalar ise Eşitlik (2.35)'de verilen formül vasıtasıyla elde edilmektedir.

$$C_i = \frac{S_i^-}{S_i^- + S_i^*}; 0 \leq C_i \leq 1 \quad (2.35)$$

2.4.6. PROMETHEE

PROMETHEE yöntemi ilk olarak Brans tarafından 1982 yılında geliştirilmiştir. Bu yöntem karar problemindeki alternatifleri birtakım tercih fonksiyonlarına göre değerlendirerek söz konusu alternatifleri ikili olarak karşılaştırmakta ve bu kapsamda kısmi ve tam sıralamalar yapmaktadır (Ayçin, 2022: 219).

PROMETHEE yöntemi PROMETHEE 1 ve PROMETHEE 2 olmak üzere, 2 aşamadan oluşan bir ÇKKV yöntemidir. İlk aşamada, kısmi sıralamalar yapılmakta, ikinci aşamada ise tam sıralama yapılmaktadır. Söz konusu yöntem karar noktalarını bu iki ana aşamada belirlemektedir. Karar noktalarını faktörler bazında ikili kıyaslamalar ile belirleyen bu yöntemi diğer ÇKKV yöntemlerinden ayıran tek özellik, değerlendirme faktörlerinin kendi aralarındaki ilişkilerini gösteren önem ağırlıklarına ve her bir değerlendirme

faktörünün kendi iç ilişkilerine odaklanmasıdır. Söz konusu iç ilişkiler veri kümelerinin dağılımlarıyla ortaya çıkmaktadır. Bu yöntemde 6 farklı küme dağılımı bulunmaktadır. İlgili küme dağılımları ve işlem adımları aşağıda verilmiştir (Şenkayas ve Hekimoğlu, 2013: 5-9; Dağdeviren ve Eraslan, 2008: 70-72):

Adım 1: Veri kümesinin (matrisinin) oluşturulması aşamasıdır. Karar vericiden değerlendirme faktörlerini yani kriterleri ve karar seçeneklerini değerlendirme yapması istenmektedir. Elde edilen veriler neticesinde kriterlerin ağırlıkları belirlenmektedir. Kriter ağırlıklarının elde edilmesiyle elde edilen verilere ait matris, Tablo 2.4'te gösterildiği gibi olmaktadır.

Tablo 2.4. Veri Matrisi

| | | Kriterler | | | | |
|--------------------|----------|-----------|----------|----------|-----|----------|
| | | f_1 | f_2 | f_3 | ... | f_k |
| Karar Seçenekleri | A | f_{1A} | f_{2A} | f_{3A} | ... | f_{kA} |
| | B | f_{1B} | f_{2B} | f_{3B} | ... | f_{kB} |
| | C | f_{1C} | f_{2C} | f_{3C} | ... | f_{kC} |
| | ⋮ | ... | ... | ... | ... | ... |
| Kriter Ağırlıkları | | w_1 | w_2 | w_3 | ... | w_k |

Adım 2: Tercih fonksiyonlarının belirlenmesi aşamasıdır. Belirlenen değerlendirme faktörlerinin yapısı ve kendi aralarındaki ilişkileri göstermek için tercih fonksiyonları belirlenmektedir. Yukarıda da belirtildiği üzere 6 farklı tercih fonksiyonu yani küme dağılımı bulunmaktadır. Söz konusu tercih fonksiyonları Tablo 2.5'te verilmiştir.

Tablo 2.5. Tercih Fonksiyonları

| Tip | Fonksiyon | Parametre |
|-------------------------|---|-----------|
| Birinci Tip (Olağan) | $P(d) = \begin{cases} 0, & d \leq 0 \\ 1, & d > 0 \end{cases}$ | ... |
| İkinci Tip (U Tipi) | $P(d) = \begin{cases} 0, & d \leq q \\ 1, & d > q \end{cases}$ | q |
| Üçüncü Tip (V Tipi) | $P(d) = \begin{cases} 0, & d \leq q \\ \frac{d}{p}, & 0 < d \leq p \\ 1, & d > p \end{cases}$ | p |
| Dördüncü Tip (Kademeli) | $P(d) = \begin{cases} 0, & d \leq q \\ \frac{1}{2}, & q < d \leq p \\ 1, & d > p \end{cases}$ | p, q |
| Beşinci Tip (Doğrusal) | $P(d) = \begin{cases} 0, & d \leq q \\ (d - s)/r, & s \leq d \leq s + r \\ 1, & d \geq s + r \end{cases}$ | s, r |
| Altıncı Tip (Gaussian) | $P(d) = \begin{cases} 0, & d \leq 0 \\ 1 - e^{-x^2/2\sigma^2}, & d \geq 0 \end{cases}$ | σ |

Tablo 2.5'te verilen tercih fonksiyonlarında q , farksızlık değerini; p , kesin tercih eşiğini; s , p ve q arasındaki standart sapmayı ifade etmektedir. q değeri kriterlerin karar noktaları için fark değerlerinin en büyüğünü simgeliyorken, p değeri ise fark değerlerinin en küçüğünü simgelemektedir. d değeri ise kriterlere göre iki karar noktası arasındaki farkı simgelemektedir. Hangi tercih fonksiyonun kullanılacağına karar verirken elde edilen verilerin dağılımına bakılmaktadır.

Eğer karar verici kriterlere göre herhangi bir tercih yapamıyorsa birinci tip (olağan) tercih fonksiyonu; karar verici kriterlere göre kendi belirlemiş olduğu bir değer üzerindeki değerlere sahip alternatiften yana tercihte bulunuyorsa ikinci tip (U Tipi) tercih fonksiyonu; karar verici kriterlere göre tercihini ortalamanın üzerinde değere sahip alternatiflerden yana kullanmak istiyor fakat söz konusu değer altındaki alternatifleri de göz ardı etmek istemiyorsa üçüncü tip (V Tipi) tercih fonksiyonu; karar verici tercihini belirli kriterleri göre kullanırken her hangi bir değer aralığında gerçekleştirmek istiyorsa dördüncü tip (Kademeli) tercih fonksiyonu; karar verici kriterlere göre tercih yaparken tercihini ortalamanın üzerindeki değerlere sahip alternatifler üzerinde gerçekleştirmek istiyorsa beşinci tip (Doğrusal) tercih fonksiyonu; karar verici tercihini belirli kriterlere göre

yaparken, söz konusu kriterlerin ortalamadan sapma değerleri, ilgili tercihte belirleyici oluyorsa ise altıncı tip (Gaussian) tercih fonksiyonu kullanılmaktadır (Şenkayas ve Hekimoğlu, 2013: 8).

Adım 3: Yapılan araştırma doğrultusunda belirlenmiş olan tercih fonksiyonlarına göre her bir kriter için alternatiflerin ikili olarak karşılaştırmaları yapılmaktadır. Burada dikkat edilmesi gereken bir husus ise kriterlerin fayda yönlü mü yoksa maliyet yönlü mü olduğudur. Bu adım ile ortak bir tercih fonksiyonu belirlenmektedir. Ortak tercih fonksiyonu belirlenirken A ve B alternatiflerine göre Eşitlik (2.36)'da verilen formül vasıtasıyla yapılmaktadır.

$$P(A, B) = \begin{cases} 0, f(A) \leq f(B) \\ p[f(A) - f(B)], f(A) > f(B) \end{cases} \quad (2.36)$$

Adım 4: Ortak tercih fonksiyonlarının elde edilmesi sonrasında alternatif karşılaştırmalarının tercih indeksleri belirlenmektedir. Söz konusu tercih indeksi Eşitlik (2.37)'de verilen formül ile hesaplanmaktadır.

$$\pi(A, B) = \sum_{i=1}^k (w_i P_i(A, B)) \quad (2.37)$$

Burada k , kriter sayısını; w_i ise önem derecesini göstermektedir.

Adım 5: Alternatifler için pozitif (ϕ^+) ve negatif (ϕ^-) üstünlük değerleri hesaplanmaktadır. Söz konusu değerler ise Eşitlik (2.38) ve Eşitlik (2.39)'da verilen formüller ile elde edilmektedir.

$$\phi^+ = \frac{1}{n-1} \sum \pi(A, x) \quad (2.38)$$

$$\phi^- = \frac{1}{n-1} \sum \pi(x, A) \quad (2.39)$$

Bu formüllerde x , A alternatifinin dışındaki diğer alternatifleri göstermektedir. A alternatifi diğer $(n - 1)$ kadar alternatif ile karşılaştırılabilmektedir. Pozitif üstünlük akımı, A alternatifinin diğer alternatiflere sağlamış olduğu toplam üstünlük derecesini, negatif üstünlük

akımı ise diğer alternatiflerin A alternatifine sağlamış oldukları toplam üstünlük derecelerini göstermektedir (Apan ve Öztel, 2020: 63).

Adım 6: Kısmi sıralamanın belirlendiği aşamadır. Bu aşamada PROMETHEE 1 kullanılmaktadır. Alternatiflerin pozitif ve negatif üstünlük değerlerinin ikili olarak karşılaştırmaları yapılmaktadır. Bu karşılaştırmalar neticesinde 3 olası durum değerlendirilmektedir. Bu olası durumlar ise bir alternatifin diğer alternatife üstünlüğü, bir alternatifin diğer alternatiften farksız olduğu ve bir alternatifin diğer alternatif ile karşılaştırılmaz olması durumlarıdır. Bir alternatifin diğer alternatife üstünlüğü durumu aşağıda verilen Eşitlik (2.40), Eşitlik (2.41) ve Eşitlik (2.42) ile mümkündür.

$$\phi^+(A) > \phi^+(B) \text{ ve } \phi^-(A) < \phi^-(B) \quad (2.40)$$

$$\phi^+(A) > \phi^+(B) \text{ ve } \phi^-(A) = \phi^-(B) \quad (2.41)$$

$$\phi^+(A) = \phi^+(B) \text{ ve } \phi^-(A) < \phi^-(B) \quad (2.42)$$

Yukarıdaki koşullardan herhangi birinin sağlanması durumunda A alternatifi B alternatifinden üstün olmaktadır. Bir alternatifin diğer alternatiften farksız olduğu durum ise aşağıda verilen Eşitlik (2.43) ile mümkündür.

$$\phi^+(A) = \phi^+(B) \text{ ve } \phi^-(A) = \phi^-(B) \quad (2.43)$$

Yukarıdaki koşulda ise A alternatifi ile B alternatifi birbirinden farksız olmaktadır. Son olarak bir alternatifin diğer alternatif ile karşılaştırılmaz olması durumu ise aşağıda verilen Eşitlik (2.44) ve Eşitlik (2.45) ile mümkündür.

$$\phi^+(A) > \phi^+(B) \text{ ve } \phi^-(A) > \phi^-(B) \quad (2.44)$$

$$\phi^+(A) < \phi^+(B) \text{ ve } \phi^-(A) < \phi^-(B) \quad (2.45)$$

Adım 7: Alternatiflerin tam sıralamalarının PROMETHEE 2 ile yapıldığı aşamadır. Alternatiflerin sıralamalarının yapılabilmesi için Eşitlik (2.46)'da verilen formül kullanılmaktadır. İlgili formül ile alternatiflerin tam öncelik değerleri hesaplanır ve sonrasında alternatifler büyükten küçüğe doğru sıralanır.

$$\phi(A) = \phi^+(A) - \phi^-(A) \quad (2.46)$$

Yukarıdaki formüle göre A ve B iki alternatif için elde edilen tam öncelik değerleri için aşağıda bahsedilen kararlar verilmektedir:

- $\phi(A) > \phi(B)$ ise A alternatifi daha üstündür.
- $\phi(A) = \phi(B)$ ise alternatifler arasında fark yoktur.

2.5. Araştırma Kapsamında Kullanılan ÇKKV Yöntemleri

Araştırma kapsamında kriterlerin değerlendirilmesi ve ağırlıklarının belirlenmesi aşamasında düzey temelli ağırlık değerlendirme (LBWA), alternatiflerin değerlendirilmesinde ise kombine uzlaşma çözümü (CoCoSo) yöntemleri kullanılmıştır. Aşağıda ilgili yöntemlere detaylı olarak değinilmiştir.

2.5.1. Düzey Temelli Ağırlık Değerlendirmesi (LBWA)

LBWA metodu, Žižović ve Pamučar (2019) tarafından ortaya çıkarılmıştır. Metodun ilk amacı, az sayıda kriter karşılaştırması yapmaktır. Bu doğrultuda sadece $n - 1$ karşılaştırma gerektiren kriterlerin ağırlıklarını belirlemek için yeni bir model sunmaktadır. Ayrıca değerlendirme kriterlerinin sayısına bakılmaksızın karmaşık ÇKKV modellerinin çözümü için pratik bir model sunmaktadır. LBWA modelinin önemli özelliklerinden biri de modelin karmaşıklığına bakılmaksızın basit bir algoritmayla kurulmasıdır. İlgili yöntem rasyonel yargıya katkı sağlayan kriterlerin ağırlık katsayılarının değerlerinin hesaplanmasına olanak sağlayacak bir model tanımlamaktadır. Yöntem ile karar vericilere kolaylıkla açıklanabilen ve dolayısıyla pratik

problemlerin çözümünde kolaylıkla uygulanabilecek bir model geliştirilmiştir. Yönteme ait adımlar aşağıda sıralanmıştır (Žižović ve Pamučar, 2019: 128):

Adım 1: $S = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ kriterler kümesi içerisinde en önemli kriterin belirlenmesi

Karar vericinin yukarıdaki kriter kümesi içerisinde en önemli kriteri belirlemesi gerekmektedir.

Adım 2: Kriterlerin önem düzeylerine göre gruplandırılması

Karar vericinin kriterlere ait alt kümeleri belirleyebilmesi için şu adımları gerçekleştirmesi gerekmektedir:

Seviye S_1 = En önemli kriter, S_1 seviyesinde olan kriterlerle eşit önem düzeyine veya iki kat [tam iki katı hariç] daha fazla öneme sahiptir.

Seviye S_2 = En önemli kriter, S_2 düzeyinde olan kriterlerden en az iki kat, en fazla üç kat [tam üç katı hariç] daha fazla öneme sahiptir.

Seviye S_3 = En önemli kriter, S_3 seviyesinde olan kriterlerden en az üç kat, en fazla dört kat [tam dört katı hariç] daha fazla öneme sahiptir.

⋮

Seviye S_k = En önemli kriter, S_k seviyesinde olan kriterlerden en az k kat [k dahil], en fazla $(k + 1)$ kat [tam olarak $(k + 1)$ katı hariç] daha fazla öneme sahiptir.

Yukarıda sunulan kuralları uygulayarak karar verici, gözlemlenen kriterlerin sınıflandırılmasını oluşturur, yani kriterleri önem seviyelerine göre gruplandırmaktadır.

Kriterlerin önem düzeyleri $S(C_j)$ olarak gösterilmekteyse, $J \in \{1, 2, 3, \dots, n\}$ ve $S = S_1 \cup S_2 \cup S_3 \cup \dots \cup S_k$ olarak yazılır. Burada her seviye için $i \in \{1, 2, 3, \dots\}$,

$$S_i = \{C_{i_1}, C_{i_2}, C_{i_3}, \dots, C_{i_s}\} = \{C_j \in S : i \leq s(C_j) < i + 1\} \quad (2.47)$$

şeklinde geçerlidir.

Adım 3: Kriterlerin kapsamında oluşturulan alt kümeler içerisinde, kriterlerin önemlerine göre karşılaştırılması gerçekleştirilmektedir. Bu doğrultuda $S_i = \{C_{i_1}, C_{i_2}, C_{i_3}, \dots, C_{i_s}\}$ alt kümesindeki her bir $C_{i_p} \in S_i$ kriterine $I_{i_p} \in \{0, 1, 2, \dots, r\}$ olacak şekilde tam sayı atamasının yapılması gerekmektedir. Dolayısıyla en önemli olan kriter “0”, önem düzeyi en yüksek olan ikinci kriter ise “1” atanmaktadır. Bu sayede en önemli olan kriter C_j kriterine $I_1 = 0$ atanmaktadır. Eğer C_{i_p}, C_{i_q} ’dan daha önemliyse o zaman $I_p < I_q$; C_{i_p}, C_{i_q} birbirine eşitse o zaman $I_p = I_q$ olmaktadır. Yani önem düzeyi en az olan kriter en yüksek I değerini alması gerekmektedir. Kriterlerin karşılaştırılması için ölçekteki maksimum değer aşağıdaki Eşitlik (2.48)’deki ifade kullanılarak tanımlanmaktadır.

$$r = \max\{|S_1|, |S_2|, |S_3|, \dots, |S_k|\} \quad (2.48)$$

Adım 4: Kriterlerin (r) karşılaştırılması için ölçüğün tanımlanan maksimum değeri Eşitlik (2.48) temel alınarak $r_0 \in N$ (N gerçek sayılar kümesini ifade etmektedir), gereksinimi karşılaması gereken esneklik katsayısı atanmaktadır. Burada $r_0 > r, r = \max\{|S_1|, |S_2|, |S_3|, \dots, |S_k|\}$. Yani $r_0 > r$ olacak şekilde esneklik katsayısı belirlenmelidir.

Adım 5: Kriterlerin etki fonksiyonunun hesaplanması. Etki fonksiyonu $f: S \rightarrow R$ aşağıdaki Eşitlik (2.49)’da gösterildiği şekilde tanımlanmaktadır. Her kriter için $C_{i_p} \in S_i$ olacak şekilde kriterin etki fonksiyonu tanımlanabilmektedir.

$$f(C_{i_p}) = \frac{r_o}{i.r_o + I_{i_p}} \quad (2.49)$$

Burada i , kriterin sınıflandırıldığı seviyeyi yani alt küme sayısını, r_o esneklik katsayısını, $I_{i_p} \in \{0,1,2,3, \dots, r\}$ ise gözlenen seviye içerisinde C_{i_p} kriterine atanan tam sayı değerini göstermektedir.

Adım 6: Kriterlerin ağırlık katsayılarının optimum değerlerinin hesaplanması. Eşitlik (2.50) uygulanarak en önemli kriterin ağırlık katsayısı hesaplanmaktadır:

$$w_i = \frac{1}{f(C_1) + f(C_2) + f(C_3) + \dots + f(C_n)} \quad (2.50)$$

Diğer kriterlerin ağırlık katsayıları ise Eşitlik (2.51) vasıtasıyla hesaplanmaktadır:

$$w_j = f(C_j) \cdot w_i \quad (2.51)$$

Bu formülde $j = 2,3,4, \dots, n$, ve n , toplam kriter sayısını göstermektedir.

• Literatürde yapılan LBWA araştırmaları

LBWA modeli, kriterler arasındaki ilişkilerin tanımlanması ve rasyonel kararların verilebilmesini sağlayan, farklı alanlardan uzmanların katılımına olanak tanıyabilen bir modeldir. Söz konusu yöntem uzmanlaşmış karar destek sistemlerinde pratik olarak kullanılabilen uyumsuzlukların çözümünde alternatif olarak uygulanabilmektedir (Žižović ve Pamučar, 2019: 126). Yeni bir yöntem olmasına rağmen LBWA yöntemi literatürde oldukça yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu başlık altında literatürde LBWA yöntemiyle ilgili yapılmış olan araştırmalara değinilecektir.

Božanić vd. (2020a), kullanıcıların minimum gereksinimlerini karşılamak adına gerekli olan silahların yapı elemanlarını tanımlamak için bir model geliştirmiştir. Silahların farklı yapı elemanları ve bunların belirli

kullanım durumlarının karmaşık olması çok kriterli karar verme yöntemlerini kullanmaya yönlendirmiştir. Bu doğrultuda araştırmada hibrit LBWA ve IR-MAIRCA modeli kullanılmıştır. Bu model ile mevcut silahların özelliklerinin analizi yapılmış ve buna dayanarak mevcut silahların değiştirilmesi ve yeni silahların üretilmesi için yapı elemanları tanımlanmıştır.

Božanić vd. (2020b), bireylere ve ordu birimlerine sahada düzenli yaşam ve operasyon koşulları sağlama rolüne sahip bir kamp alanı yerinin seçiminde karar vermeyi desteklemek için kullanılan hibrit bir LBWA ve Z-MAIRCA modelini sunmuştur. Araştırma kapsamında kamp alanı seçiminde etkili olan kriterler tanımlanmış ve LBWA yöntemiyle kriter ağırlıkları belirlenmiştir. Sonrasında ise Z-MAIRCA yöntemiyle alternatifler seçilmiştir.

Pamučar vd. (2020), İstanbul'un yeni inşa edilen İstanbul Havalimanı için en iyi ulaşım alternatifinin seçilmesi adına bir model geliştirilmiştir. Araştırma kapsamında yeraltı metrosu, hızlı otobüs ulaşımı, hafif raylı ulaşım ve özel otobüs hizmetleri alternatifler arasında verilmiştir. Alternatiflerin değerlendirilmesinde gerekli olan kriterlerin önem ağırlıkları LBWA yöntemiyle değerlendirilmiştir. Sonrasında ise en uygun alternatifi seçmek için LBWA-WASPAS-H modeline dayalı hibrit bulanık çok kriterli karar verme yöntemi kullanılmıştır. Araştırma sonuçlarında ise yer altı metrosunun en uygun ulaşım aracı olduğu sonucuna varılmıştır.

Torkayesh vd., (2021a), Ekonomik İş birliği ve Kalkınma Örgütü'nün (OECD) veri setine dayalı olarak Doğu Avrupa'daki yedi ülke için gerçek zamanlı bir vaka çalışması ele alınmıştır. Bu kapsamda sağlık göstergelerinin ağırlıklarını belirlemek için en iyi-en kötü yöntemini (BWM) ve seviyeye dayalı ağırlık değerlendirmesini (LBWA) kullanan yeni bir hibrit ağırlık belirleme modeli uygulamıştır. Ardından önceden belirlenmiş gösterge ağırlıklarına göre çeşitli ülkelerin sağlık hizmetleri performanslarını değerlendirmek için birleşik uzlaşma çözümü (CoCoSo) yöntemini uygulamıştır. Araştırma sonuçlarına göre Litvanya ve Slovakya'nın Polonya ve

Estonya gibi ülkelerle karşılaştırıldığında sağlık sistemlerinin daha iyi olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Jokic vd. (2021), Sırp Ordusu'nun havan birliklerinin atış pozisyonları yerlerinin seçiminde LBWA yöntemi ve bulanık MABAC yöntemine dayanan hibrit bir model kullanmıştır. Uzmanlar bir anket kullanarak atış pozisyonunu seçme kriterlerini belirlemiştir. LBWA yöntemi, kriterlerin ağırlıklandırma katsayılarını belirlemek için kullanılırken, bulanık MABAC yöntemi, altı spesifik alternatif arasından seçim yaparak ateşleme pozisyonunun en uygun konumunu belirlemek için kullanılmıştır.

Pamučar vd. (2021a), COVID-19 bağlamında sosyal girişimcilik veya sosyal girişimcilerle ilgili gerçek hayattaki kritik zorlayıcı faktörleri belirlemek için picture bulanık LBWA modelini uygulamıştır. COVID-19 sonrasında sosyal girişimcilerin kritik zorlayıcı faktörlerinin belirlenmesi amacıyla ilgili kriterler belirlenmiştir. Bu kapsamda literatür taraması yaparak bir grup sosyal girişimcinin fikrini de alarak ilgili kriterler değerlendirilmiştir. Araştırma sonucunda ise tekrar kapanma riskinin olması, hastalığa karşı dayanıklılık gösterme, fon kullanılabilirliği ve destekleyici iş ekosistemleri yaratma becerisinin sosyal girişimcilerin yeni normalde karşılaştığı en büyük zorluklar olduğu gözlemlenmiştir.

Pamučar ve Görçün (2022), Bulanık LBWA ve bulanık CoCoSo'B tekniklerinden oluşan bulanık entegre bir ÇKKV modeli kullanarak en uygun konteyner limanının seçilmesini sağlamıştır. Avrupa konteyner limanlarını değerlendirmek için uygulanan modelin tutarlılığı ve istikrarı kapsamlı bir duyarlılık analizi ile onaylanmıştır. Elde edilen sonuçlar değerlendirildiğinde en etkili kriter olarak “Liman Maliyetleri” belirlenirken, en iyi alternatif olarak “Anvers Limanı”, en kötü alternatif olarak “Barselona Limanı” belirlenmiştir.

Biswas vd. (2022), altı KOBİ biriminin yalınlıklarını incelemek için LBWA ve MULTIMOOSRAL gibi yeni geliştirilen iki algoritmayı küresel bulanık sayılarla birleştirerek yeni hibrit bir model önermiştir. Uzman

görüşlerinden yararlanarak KOBİ'lerin yalınlığını karşılaştırmak için liderlik, tedarikçi odaklılık, müşteri odaklılık, süreç yönetimi, atık, kültür, insan kaynakları, teknoloji kullanımı, iletişim ve farkındalık gibi kriterler belirlenmiştir. KOBİ'lerde yalınlığa ulaşmak için kararlı liderliğe, israfın azaltılmasına ve müşteri değerine uzmanlar tarafından daha fazla ağırlık verildiği gözlemlenmiştir.

Çakır ve Akel (2022), tema parkı memnuniyetini etkileyen temel kriterlerin belirlenmesine adına LBWA modelini kullanmıştır. Memnuniyet kriterleri literatürden ve yazarların çeşitli katkılarından yararlanılarak belirlenmiştir. İlgili tema parkına katılan ziyaretçilere memnuniyet kriterlerinin önem düzeyleri sorularak kriterler değerlendirilmiştir. Elde edilen veriler LBWA modeli kullanılarak analiz edilmiştir. Araştırma sonuçlarında ise müşteri memnuniyetini etkileyen kriterler belirlenmiştir. Araştırma kapsamında uzun vadeli başarı ve rekabet avantajı elde etmek için müşteri memnuniyeti kriterlerine odaklanmanın gerekliliği vurgulanmıştır.

Korucuk vd. (2023), Türkiye'de Doğu Karadeniz Bölgesi'nde yer alan Giresun, Ordu, Gümüşhane, Artvin, Rize ve Trabzon'da uluslararası düzeyde kurumsal kimlik ve lojistik faaliyet gösteren firmalarda yeşil ulaşım göstergelerinin belirlenmesi amacıyla yeni picture bulanık seviye tabanlı ağırlık değerlendirmesi (PF-LBWA) ve picture bulanık kombine uzlaşma çözümü (PF-CoCoSo) yöntemlerini geliştirilmiştir. Elde edilen bulgulara göre, kurumsal kimliğe sahip lojistik şirketlerinde ve dünya çapında taşımacılık faaliyetlerinde bulunan temel yeşil ulaşım göstergesi olarak “ekonomik göstergeler” olarak belirlenmiştir. Ayrıca kurumsal kimlik sahibi ve dünya çapında taşımacılık faaliyetleri yürüten lojistik firmalarında “karma erişim modeli stratejisi” en uygun akıllı ağ stratejisi olarak belirlenmiştir.

Yaran Ögel vd. (2023), farklı bozulabilir hızlı tüketim malları ile ilgili perakende gıda israfının kendine özgü nedenlerini ve etkenlerini araştırmıştır. Araştırmada, mağazalarındaki israfın önlenmesinden sorumlu perakendecilere sağlam ve etkili bir karar verme aracı sağlamak için bulanık

seviyeye dayalı ağırlık değerlendirme (F-LBWA) yöntemi kullanılmıştır. Araştırma sonuçlarında meyve ve sebzeler, süt ürünleri, taze et, balık ve deniz ürünleri ile unlu mamullerde israfın en önemli nedeninin uygunsuz satın alma/teslimat olduğu, dondurulmuş gıda israfının ise en kritik nedeninin uygunsuz depolama olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Božanić vd. (2023), petrol sızıntısı riskleriyle başa çıkmak için en iyi acil durum stratejisini seçmek amacıyla LBWA ve Z MABAC yöntemlerini kullanan yeni bir, çok kriterli model önermiştir. Araştırmanın ilk adımında, kriter ağırlık katsayılarını hesaplamak için LBWA yöntemi kullanılmıştır. İkinci adımda ise petrol sızıntısı riskleriyle başa çıkmak için en iyi acil durum stratejisini seçmek amacıyla Z-sayılarıyla değiştirilmiş MABAC yöntemi kullanılmıştır. Araştırma sonuçlarında petrol sızıntısının türü ve hacminin uygun stratejiyi seçmek için en önemli kriter olduğu ve örnek olayda petrol sızıntısını yönetmek için en iyi stratejinin drenajın tıkanması olduğu sonucuna varılmıştır.

2.5.2. Kombine Uzlaşma Çözümü (CoCoSo)

CoCoSo metodu Yazdani vd. (2019a) tarafından geliştirilmiş bir ÇKKV modelidir. Bu metot, üstel ağırlıklı çarpım yöntemi ve entegre basit toplamsal ağırlıklılandırma modeline dayanmaktadır. Bir CoCoSo karar problemini çözmek için alternatifler ve ilgili kriterler belirlendikten sonra aşağıdaki adımların gerçekleştirilmesi gerekmektedir (Yazdani, 2019a: 2507):

Adım 1: ilk önce karar verme matrisi Eşitlik (2.52)'de gösterildiği gibi belirlenmektedir.

$$x_{ij} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \vdots & \dots & \dots & \dots \\ x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix}; i = 1,2,3, \dots, m; j = 1,2,3, \dots, n. \quad (2.52)$$

Adım 2: Kriter değerlerinin normalizasyon işlemlerinin yapılması gerekmektedir. Kriter değeri fayda yönlü ise Eşitlik (2.53)'te gösterilen

denklemler, kriter değeri maliyet yönlü ise Eşitlik (2.54)'te gösterilen denklemler kullanılmaktadır.

$$r_{ij} = \frac{x_{ij} - \min_i x_{ij}}{\max_i x_{ij} - \min_i x_{ij}} \quad (2.53)$$

$$r_{ij} = \frac{\max_i x_{ij} - x_{ij}}{\max_i x_{ij} - \min_i x_{ij}} \quad (2.54)$$

Adım 3: Her bir alternatif için sırayla S_i ve P_i değerlerinin hesaplanması gerekmektedir. S_i değeri toplam ağırlıklı karşılaştırılabilirlik dizilerini ifade etmektedir ve Eşitlik (2.55)'te gösterilen denklemler vasıtasıyla hesaplanmaktadır. P_i değeri ise toplam güç ağırlıklı karşılaştırılabilirlik dizilerini ifade etmektedir ve Eşitlik (2.56)'da gösterilen denklemler vasıtasıyla hesaplanmaktadır.

$$S_i = \sum_{j=1}^n (r_{ij} w_j) \quad (2.55)$$

$$P_i = \sum_{j=1}^n (r_{ij})^{w_j} \quad (2.56)$$

Adım 4: Alternatiflerin değerlendirme stratejileri yani göreceli ağırlıkları hesaplanmaktadır. Bu kapsamda alternatiflerin göreceli ağırlıklarını oluşturabilmek için üç adet değerlendirme puanı stratejisi uygulanmaktadır. Bu stratejiler Eşitlik (2.57), Eşitlik (2.58) ve Eşitlik (2.59)'da verilmiştir.

$$k_{ia} = \frac{P_i + S_i}{\sum_{i=1}^m (P_i + S_i)} \quad (2.57)$$

$$k_{ib} = \frac{S_i}{\min_i S_i} + \frac{P_i}{\min_i P_i} \quad (2.58)$$

$$k_{ic} = \frac{\lambda(S_i) + (1-\lambda)(P_i)}{[\lambda \max_i S_i + (1-\lambda) \max_i P_i]}; \quad 0 \leq \lambda \leq 1 \quad (2.59)$$

Eşitlik (2.57), ağırlıklı toplam yöntemi ve ağırlıklı çarpım yöntemi puanlarının toplamlarının aritmetik ortalamasını ifade etmektedir. Eşitlik (2.58), en iyiye kıyasla ağırlıklı toplam yöntemi ve ağırlıklı çarpım yönteminin

göreceli puanlarının toplamını ifade etmektedir. Eşitlik (2.59) ise ağırlıklı toplam yöntemi ve ağırlıklı çarpım yöntemi model puanlarının dengeli skor değerlerini ifade etmektedir. Eşitlik (2.59)'da verilen formülde λ (genellikle $\lambda=0,5$ olur) karar vericiler tarafından seçilmektedir.

Adım 5: Alternatiflerin nihai sıralamalarının belirlenmesi aşamasıdır. Önceki adımda elde edilen değerler baz alınarak alternatiflerin her biri için göreceli önem değerleri belirlenir. Bu değerler ise Eşitlik (2.60)'ta verilen formül aracılığıyla belirlenmektedir.

$$k_i = (k_{ia}k_{ib}k_{ic})^{\frac{1}{3}} + \frac{1}{3}(k_{ia} + k_{ib} + k_{ic}) \quad (2.60)$$

• Literatürde yapılan CoCoSo araştırmaları

CoCoSo yöntemi çok sayıda alternatifi değerlendirebilen ve ilgili alternatifleri sıralayabilen ve sonrasında alternatifler arasından seçim yapabilen karar verme tekniklerinden birisidir. Yeni bir yöntem olmasına rağmen CoCoSo yöntemi literatürde oldukça yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu başlık altında literatürde CoCoSo yöntemiyle ilgili yapılmış olan araştırmalara değinilecektir.

Yazdani vd. (2019b), Madrid'deki bir inşaat şirketinde tedarikçilerin performansını ölçmek için, kısaca CoCoSo-G olarak adlandırılan, gri sayılarla birleştirilmiş uzlaşma çözüm yönteminin genişletilmiş bir versiyonunu kullanmıştır. Karar verme sürecini başlatmak için, gri aralık değerlerini kullanarak tedarikçilerin niteliksel değerlendirme yapılmıştır. Tedarikçi kriterlerinin önem derecelerinin elde edilebilmesi için DEMATEL (Karar Verme Deneme ve Değerlendirme Laboratuvarı) ve BWM (en iyi en kötü yöntem) olmak üzere iki ağırlıklandırma yöntemi kullanılmıştır. DEMATEL yöntemi en iyi ve en kötü kriterleri belirlemek için, BWM ise kriterleri doğrusal programlama formülasyonuna göre sıralamak için kullanılmıştır. CoCoSo-G yöntemi her tedarikçinin puanını hesaplamak için ve onları sıralamak için kullanılmıştır.

Ulutaş vd. (2020), Türkiye'deki Sivas ili için lojistik merkezi seçimi yapmıştır. Lojistik merkez seçimi firmaların operasyonel verimliliğinin artırılmasında ve maliyetlerinin azaltılmasında etkin bir role sahiptir. Bu kapsamda ilgili çalışmada bulanık SWARA ve CoCoSo yönteminden oluşan hibrit bir yöntem kullanılmıştır. Bu çalışmada CoCoSo yönteminin sonuçları ile diğer MCDM yöntemlerinin (COPRAS, VIKOR, ARAS, MOORA ve MABAC) sonuçları karşılaştırılarak CoCoSo tarafından elde edilen sonuçların doğruluğu test edilmiştir.

Torkayesh vd. (2021b), devletler arası ekonomik kuruluşlardan biri olan G7 de yer alan yedi gelişmiş ülkedeki sosyal sürdürülebilirlik performansı değerlendirmiştir. Ülkelerin performansının değerlendirilmesi, Ekonomik İşbirliği ve Kalkınma Örgütü'nün (OECD) veri setindeki gerçek verilere dayanılarak yapılmıştır. Ülkelerin değerlendirilmesi, CRITIC ve Entropy yöntemlerine ve CoCoSo yöntemine dayanan yeni ve entegre, veriye dayalı bir ağırlıklandırma sistemi aracılığıyla yapılmıştır. Entegre veri odaklı ağırlıklandırma sistemi kullanılarak göstergelerin ağırlığı, CRITIC ve Entropy'den elde edilen ağırlıkları birleştirmek için kullanılmıştır. Daha sonra ülkeler CoCoSo yöntemi kullanılarak karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiş ve sıralanmıştır. Önerilen modelin sonuçlarına göre Fransa, sosyal sürdürülebilirlik göstergeleri açısından en iyi performansı göstermiştir.

Khan ve Haleem (2021), mevcut doğrusal bir modeli döngüsel ekonomi modeline dönüştürmek adına döngüsel ekonomi uygulamalarını araştırmayı amaçlamıştır. Bu amaca ulaşmak için literatür taraması yapılmış ve uzmanların katkılarıyla on beş döngüsel ekonomi uygulaması belirlenmiştir. Bu döngüsel ekonomi uygulamaları CoCoSo kullanılarak değerlendirilmiş ve döngüsel ekonomi uygulamaları önem derecelerine göre önceliklendirilmiştir. Araştırma sonuçlarında ise en önemli döngüsel uygulamaların 'tüketici farkındalığı', 'mevzuat ve politikalar', 'döngüsel kültürü geliştirme', 'tedarik zinciri ortakları arasında farkındalık' ve 'döngüsellğe yönelik ürünler tasarlama' olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Cui vd. (2021), imalat sektöründe döngüsel ekonomide Nesnelerin İnterneti'nin benimsenmesinin önündeki önemli engelleri belirlemeye çalışmıştır. Bu amaçla döngüsel ekonomide Nesnelerin İnterneti benimseme engellerinin değerlendirilmesine yönelik bir çerçeve oluşturmak amacıyla bir anket çalışması yapılmıştır. Bu kapsamda Pisagor Bulanık Kümeleri'ne dayalı, SWARA ve CoCoSo yöntemlerini entegre eden yeni bir yöntem geliştirmiştir. İlgili yöntemde, nesnelerin internetinin önündeki engellerin önem derecesi veya ağırlık derecelerinin tahmin edilmesi için SWARA modeli kullanılmış, imalat sektöründeki çeşitli kuruluşların belirlenen engeller altında sıralanması için ise CoCoSo yöntemi uygulanmıştır.

Deveci vd. (2021), dinamik hız limitleri, şerit kontrol sistemleri, değişken trafik işaretleri, rampa ölçümü, trafik yönlendirme ve otonom araçların diğer trafik yönetim sistemlerine entegre edilmesi olmak üzere altı farklı gerçek zamanlı trafik yönetim yönteminin avantajlarını ekonomik, kamusal ve politik, çevre ve trafik güvenliği olmak üzere dört ana kriter altında ve on üç alt kriter ile bulanık çok kriterli karar verme yöntemini kullanarak ele almıştır. Bu amaçla logaritmik yöntem ve Heronian fonksiyonu da dahil edilerek hibrit bir CoCoSo metodolojisi önerilmiştir.

Pamucar vd. (2021b), sürdürülebilir olan ve Birleşmiş Milletler üyesi ülkeler tarafından benimsenen 17. Sürdürülebilir Kalkınma Hedefleri için kullanılacak döngüsel ekonomi kavramlarını keşfetmek amacıyla ilgili araştırmayı yapmıştır. Araştırma tamamen kentsel hareketliliğe odaklanmıştır. Karar sürecinin mevcut doğal kaynaklar, finansal ve beşeri sermaye gibi belirli kısıtlamalara tabi olduğu bir büyük şehirde planlamacılar için olası CE kavramlarının önceliklendirilmesi incelenmektedir. Bu kapsamda öncelikle kriterlerin ağırlıklarının belirlenmesi için DIBR yöntemi (Sıralanmış kriterler arasındaki ilişkilerin tanımlanması) kullanılmıştır. Sonrasında ise kentsel hareketlilik için döngüsel ekonomi konseptlerinin önceliklendirilmesi amacıyla bulanık Dombi tabanlı Kombine Uzlaşma Çözümü (D'CoCoSo) önerilmiştir.

Choudhary ve Mishra (2022), Endüstri 4.0'ın uygulanmasını kolaylaştıran kritik başarı sağlayıcılarını belirlemeyi ve bunları analiz etmeyi amaçlamıştır. Bu kapsamda bulanık AHP ve CoCoSo yöntemine dayanan hibrit bir yöntem kullanılmıştır. Bulanık AHP yöntemi, endüstri 4.0 uygulamasının istenilen sonuçlarının yani kritik başarı sağlayıcılarının önceliklendirilmesinde temel olarak kullanılan ağırlıklarını hesaplamak için kullanılmıştır. Tanımlanan kritik başarı faktörlerinin etkinleştiricilerini sıralamak için ise CoCoSo yöntemi kullanılmıştır.

Kumar vd. (2022), yedi değerlendirme kriterini (yük, kütle, hız, tekrarlanabilirlik, erişim, maliyet ve güç tüketimi) baz alarak bir otomobil endüstrisi için en uygun sprej boyama robotunu belirlemek amacıyla adım adım ağırlık değerlendirme oranı analizi (SWARA) ve CoCoSo yöntemlerinin entegre uygulamasını kullanmıştır. SWARA yöntemi, belirli bir tercih sırasına göre maliyeti en önemli kriter olarak belirlerken, Fanuc P-350iA/45, CoCoSo yöntemiyle en iyi sprej boyama robotu olarak seçilmiştir.

Chen vd. (2022), mesleki tehlikelerin risk değerlendirmesi ve önceliklendirilmesi için Fermatean bulanık dilsel kümeler ve CoCoSo yaklaşımını kullanan yeni bir hibrit model önermiştir. Dilsel kümeler, uzmanlardan elde edilen karmaşık ve belirsiz risk değerlendirme kriterlerini sıralamak için kullanılmıştır. Belirlenen mesleki tehlikelerin risk önceliğini belirlemek için CoCoSo yaklaşımından yararlanılmıştır.

Narang vd. (2022), geliştirilmiş genelleştirilmiş ağırlıklı balıkçıl ortalama ve iyileştirilmiş genelleştirilmiş geometrik ağırlıklı balıkçıl ortalama operatörleri hisse senedi seçim problemleriyle başa çıkabilmek için yeni bir karar verme modeli sunmak üzere CoCoSo yöntemiyle birleştirilmiştir. Sonrasında belirlenen karar kriterlerinin göreceli optimal ağırlıklarını hesaplamak için Temel kriter yöntemi kullanılmıştır. Söz konusu modelin etkinliğinin belirlenebilmesi için ulusal menkul kıymetler borsası kapsamındaki portföy için hisse senedi seçimine ilişkin bir vaka çalışması

yapılmıştır. Sonuçların önceki çalışmalarla karşılaştırılmasıyla önerilen modelin etkinliği ortaya koyulmuştur.

Yenilmezel ve Ertuğrul (2022), bir mermer fabrikası için kesintisiz güç kaynağı seçiminde IDOCRIW, MORCOS, CoCoSo ve Bordo sayım yöntemini kullanmıştır. Araştırma kapsamında kriter önceliklerinin belirlenmesinde IDOCRIW yöntemi kullanılmış, ilgili alternatiflerin sıralamasında ise MORCOS ve CoCoSo yöntemleri kullanılmıştır. Son olarak ise nihai karar, Bordo sayım yöntemi ile verilmiştir.

Yenilmezel Alıcı ve Ertuğrul (2023b), bilişim sektöründe faaliyet gösteren sekiz şirketin finansal performanslarını değerlendirdikleri araştırmalarında, ilgili şirketlerin finansal performansları noktasında sekiz kriter belirlemiş, bu kriterleri CILOS yöntemiyle ağırlıklandırmıştır. Sonrasında CoCoSo yöntemiyle en uygun alternatif seçilmiştir.

3. BÖLÜM

3. UYGULAMA

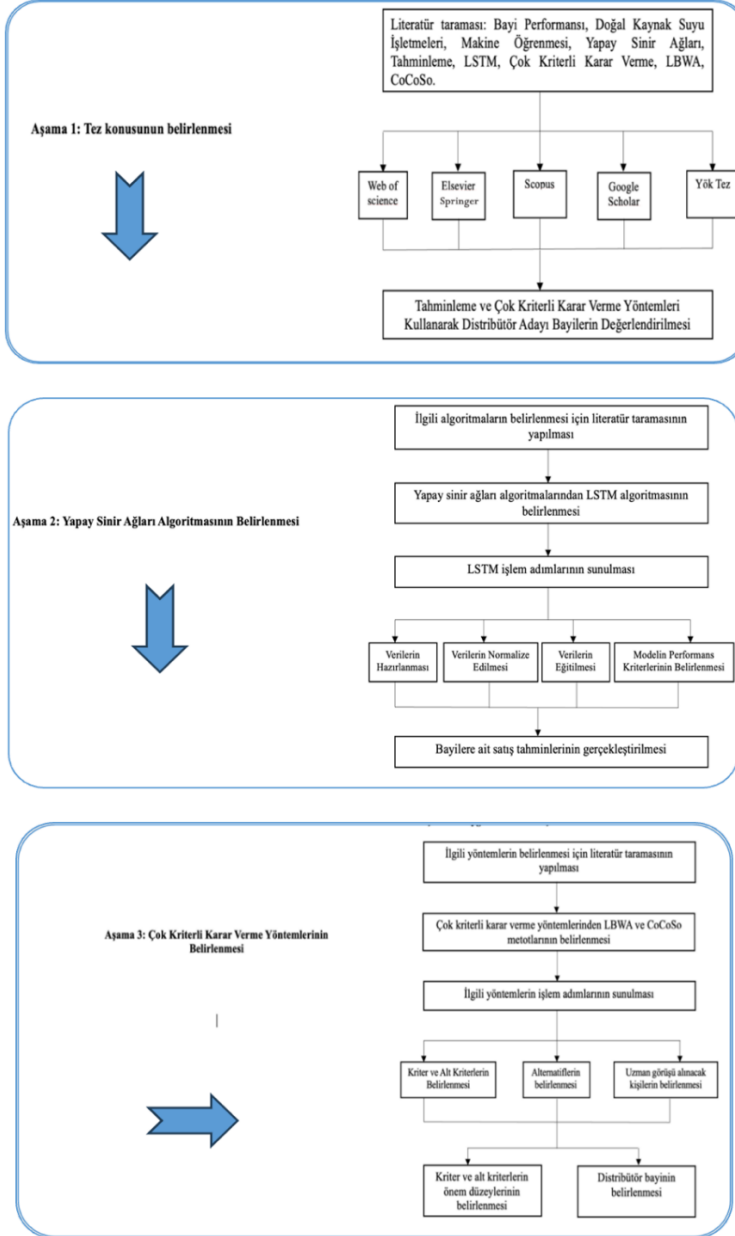
Araştırmanın bu bölümünde araştırmanın amacı, araştırmanın modeli, araştırmanın yapılacak olduğu işletmenin profili, araştırmada kullanılacak olan yöntemler, araştırmanın ilk aşaması ve ikinci aşaması için yapılan hazırlıklar ve araştırma kapsamında yapılan analizlere yer verilmiştir.

3.1. Araştırmanın Amacı

Bu araştırma kapsamında ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren bir işletmenin bayilerinden birine distribütörlük verilmiştir. İlgili bayilerden birine distribütörlük verilmesi, işletmenin hali hazırdaki ürününün daha iyi pazarlanması, depolanması ve sevkiyatlarının yapılması açısından oldukça önem arz etmektedir. Söz konusu bu araştırma iki aşamadan oluşmuştur. Birinci aşamada distribütör adayı bayilerin geçmiş 5 yıllık haftalık bazlı satış verileri, ilgili yıllara ait haftalık ortalama dolar kurları ve yine ilgili yıllara ait haftalık hava sıcaklık ortalamaları kullanılarak makine öğrenmesi tekniklerinden yapay sinir ağının (YSA), uzun kısa dönemli bellek (Long Short-Term Memory-LSTM) mimarisine çalıştırılması sağlanmış ve kısa süreli bayii satış tutarları tahmin edilmiştir. Elde edilen sonuçlar neticesinde en uygun distribütör adayı bayiler sıralanmıştır. Araştırmanın ikinci aşamasında ise söz konusu bayilerin satış verilerinin yanında; yapılmış olan literatür taramasıyla ve işletmede çalışan üretim ve operasyon müdürleriyle belirlenmiş sektörel olarak gerekli olan kriterlerin önem sıralamaları ÇKKV tekniklerinden olan LBWA (Level Based Weight Assessment) metodu kullanılarak yapılmış sonrasında ise söz konusu kriterler baz alınarak yine ÇKKV yöntemlerinden olan CoCoSo (Combined Compromise Solution) metodu kullanılarak en uygun bayilerin sıralaması yapılmıştır. Çalışmanın sonucunda sıralama neticesinde en uygun bayi distribütör bayi olarak

TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA

seçilmiştir. Araştırma kapsamında oluşturulan iş akış şeması aşağıda Şekil 3.1'de verilmiştir.



Şekil 3.1. Araştırmanın İş Akış Şeması

3.2. İşletmenin Profili

Ambalajlı su sektörü, Türkiye ölçeğinde söz konusu pazarın çok büyük bir kısmını kapsamaktadır. Özellikle doğal su kaynaklarının giderek tükendiği günümüzde ambalajlı su tüketiminin sürekli artacağı ön görülmektedir. Bu nedenle söz konusu sektör sürekli olarak büyümekte ve ilgili sektörün yatırımcı sayısı gün geçtikçe artmaktadır. Diğer taraftan ekonomilerin hızla gelişmesi ve toplumun her kesiminin temel bir gereksinimi haline gelen sağlıklı yaşama arzusu gıda ürünlerinin belirli standartlar çerçevesinde üretilmesini gündeme getirmiş, sağlıklı ve güven duyulan ambalajlı sulara olan talebin artmasına neden olmuştur.

Ambalajlı su sektöründe ulaşım giderleri ve zamanları, servis kalitesi ve fiyatlar üzerinde oldukça büyük etkiye sahip olsa da etkin bir dağıtım ağının olmasıyla hem servis kalitesinin artması hem de fiyatların düşmesi neticesinde işletmenin rekabet gücünün artması beklenmektedir. Bu bağlamda etkili bir dağıtım ağının gerçekleşmesi hem maliyet olarak hem de tüketici isteklerine anında cevap verebilme açısından oldukça önem arz etmektedir. Dolayısıyla ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren işletmelerin distribütör adayı olan bayilerini özenle belirlemesi gerekmektedir. Bir bayinin tüketicilere ne şekilde servis götürdüğü, ana depo ve fabrikadan damacaneleri ve ambalajlamada kullanabileceği diğer ürünleri nasıl temin ettiği, tüketicilere ne şekilde promosyonlar sağlayabileceği, satış miktarları, dönemsel faktörler, kullanılabilir depo alanı, mevcut çalışan işçi sayısı ve halihazırda bulunan araç sayısı gibi konuları söz konusu bayinin verimliliği açısından oldukça önem arz etmektedir.

Ambalajlı su sektöründe distribütör adayı bayilerin belirlenmesi yukarıda belirtilen nedenler açısından oldukça önem arz etmektedir. Bu doğrultuda, çalışmanın ana konusunu Antalya ilinde faaliyet gösteren, ambalajlı su sektöründe Akdeniz bölgesinin en önemli işletmelerinden biri olan doğal kaynak suyu işletmesinin distribütör adayı bayilerinin belirlenmesi oluşturmaktadır. Söz konusu işletmenin Akdeniz bölgesinin tamamında, Ege

ve İç Anadolu bölgelerinin belli başlı illerinde bayileri bulunmaktadır. 2003 yılında pet ve damacana üretimi ile ambalajlı su sektörüne giren işletme her geçen gün dağıtım ağını ve ürün kapasitesini genişletmekte ve sektörün köklü firmaları arasında yerini almaktadır. Tarımsal arazi ve yerleşim yerinden uzakta mineral yapısı hiçbir değişikliğe uğramadan kaynağından çıktığı şekilde ileri teknolojiler kullanılarak el değmeden yüksek hijyen standartlarına uygun şekilde üretim yapan işletme, sadece Türkiye'nin değil Avrupa'nın sayılı üretim tesisleri arasında yerini almıştır. Özellikle Uluslararası Lezzet ve Kalite Enstitüsü tarafından 2013-2017 yılları arasında üst üste "Superior Taste Award" ödülüne layık görülen işletme Türkiye'nin en çok ödüle layık görülen su firmasıdır. Söz konusu işletme en yüksek teknoloji ile ultra hijyenik olarak üretilen ürünlerini daha çok tüketiciyle buluşturmayı, sağlıklı ve dengeli bir hayat standardını yakalama noktasında mineralli su tüketiminin faydalarını tüketicilere anlatmayı ve bu konuda tüketiciler nezdinde bir farkındalık oluşturmayı amaçlamaktadır.

İşletmenin yurtiçinde genel olarak Akdeniz, Ege ve İç Anadolu Bölgelerinin belirli illerinde bayileri bulunmaktadır. Söz konusu bayilerinin bulunduğu iller ise sırayla Antalya, Mersin, Muğla, Manisa, Aydın, Uşak, Afyonkarahisar, Denizli, Isparta, Burdur ve Konya'dır. Bununla birlikte işletmenin ürettiği ürünler yurt dışında, 5 kıta ve 20'den fazla ülkede, vücudun ihtiyaç duyduğu bütün mineralleri kendi bünyesinde barındırması, pH seviyesinin yüksek olması, sodyum diyetine en uygun sulardan olması (Na:1mg/L) nedeniyle satışa sunulmakta ve başarısını uluslararası manada devam ettirmektedir. 2012 yılında cam şişe pazarında üretime başlayan işletme 2015 yılında Türkiye'nin ilk çocuk ambalajı ile üretime başlamış ve su içme eylemini çocuklar için daha eğlenceli hale getirme noktasında farkındalık oluşturmuştur.

3.3. Araştırmanın Yöntemi

Araştırmanın ilk aşamasında makine öğrenmesi tekniklerinden olan yapay sinir ağının (YSA), uzun kısa dönemli bellek (Long Short-Term Memory - LSTM) mimarisıyla çalıştırılması sağlanacaktır. Söz konusu mimarinin çalıştırılabilmesi için işletmeye ait distribütör adayı bayilerin geçmiş 5 yıllık haftalık bazlı satış verileri, ilgili yıllara ait haftalık ortalama dolar kurları ve yine ilgili yıllara ait haftalık hava sıcaklık ortalamaları kullanılacaktır.

Araştırmanın ikinci aşamasında ise söz konusu bayilerin satış verilerinin yanında işletmede çalışan üretim ve operasyon müdürlerinin belirleyeceği ve sektörel olarak gerekli olan kriterlerin önem sıralamaları ÇKKV tekniklerinden LBWA (Level Based Weight Assessment) metodu kullanılarak yapılacak sonrasında ise söz konusu kriterler baz alınarak yine ÇKKV yöntemlerinden olan CoCoSo (Combined Compromise Solution) metodu kullanılarak en uygun bayilerin sıralaması yapılacaktır.

3.4. Araştırmanın İlk Aşaması için Yapılan Hazırlıklar

Araştırma kapsamında modelin oluşturulması ve verilerin analizlerinin yapılması aşamasına geçmeden önce kullanılacak olan verilerin analize uygun hale getirilip, normalizasyon işleminin yapılması gerekmektedir.

3.4.1. Kullanılacak Olan Verilerin Hazırlanması

Araştırma kapsamında değerlendirilecek olan işletmenin Türkiye ölçeğinde 11 ilde çeşitli sayılarda bayileri bulunmaktadır. Söz konusu bayiler Tablo 3.1’de sıralanmıştır.

Tablo 3.1. İşletmenin Bayilerinin Bulunduğu İller ve Bayi Sayıları

| Şehir | Bayi Sayısı |
|-------------|-------------|
| Antalya (C) | 142 |
| Mersin (F) | 1 |
| Muğla (B) | 4 |
| Manisa (I) | 4 |
| Denizli (G) | 2 |
| Aydın (H) | 2 |
| Afyon (K) | 1 |
| Isparta (J) | 1 |
| Uşak (D) | 1 |
| Burdur (E) | 3 |
| Konya (A) | 3 |

İlgili bayilerin bulunduğu şehirler ve şehirlerde bulunan bayi sayıları dikkate alındığında işletmenin Antalya’da 142, Mersin’de 1, Muğla’da 4, Manisa’da 4, Denizli’de 2, Aydın’da 2, Afyon’da 1, Isparta’da 1, Uşak’ta 1, Burdur’da 3 ve Konya’da 3 olmak üzere toplamda 164 bayisi bulunmaktadır.

Araştırma kapsamında her ilden satış verileri en yüksek olan 1 bayi seçilmiş ve toplamda 11 ilde bulunan bayiler araştırma dahiline alınmıştır. İşletmenin 11 bayisine ait 2018 (1) – 2022 (52) yılları arasında haftalık satış verileri ilgili işletmeden temin edilmiştir. Söz konusu bayilere ait bayi bazlı toplamda 260 haftalık veri seti bağımlı değişken olarak kullanılmıştır. Bununla birlikte işletmede çalışan üretim ve operasyon müdürlerinden alınan uzman görüşleriyle bağımsız değişken olarak ilgili yılların haftalık sıcaklık ortalamaları ve haftalık dolar kuru ortalamaları belirlenmiştir. Araştırma kapsamında kullanılan veriler ve elde edildikleri veri tabanları ve yerler Tablo 3.2’de verilmiştir.

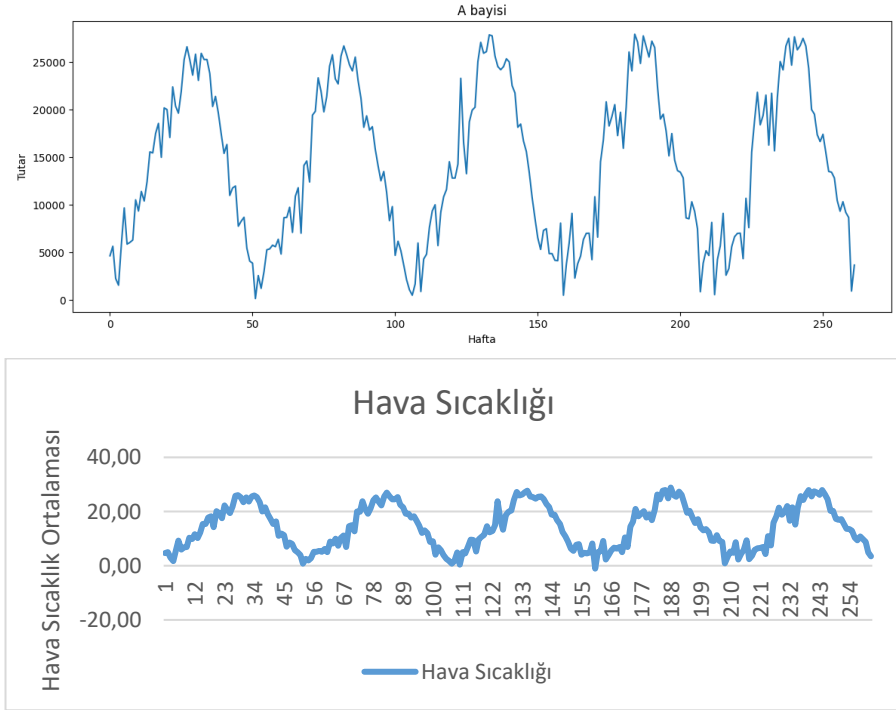
Tablo 3.2. Araştırma Kapsamında Kullanılan Veriler

| Değişkenler | Veri Tabanı |
|---|---|
| Dolar Kurları | https://tr.investing.com/currencies/usd-try-historical-data |
| Hava Sıcaklık Ortalamaları | https://mevbis.mgm.gov.tr/mevbis/ui/index.html#/Workspace |
| İşletmenin 11 bayisine ait haftalık satış tutarları | İşletmenin kendisinden elde edilen veriler |

Araştırma kapsamında değerlendirilecek olan bayilere ait haftalık bazlı satış tutarları ve haftalık bazlı bayilerin bulunduğu illere ait hava sıcaklık ortalamalarının grafikleri aşağıda sırayla verilmiştir. Dolar kuru haftalık ortalamaları ise her bayi için ortak olduğu için bayi verilerinin sonunda belirtilmiştir.

• A Bayisi

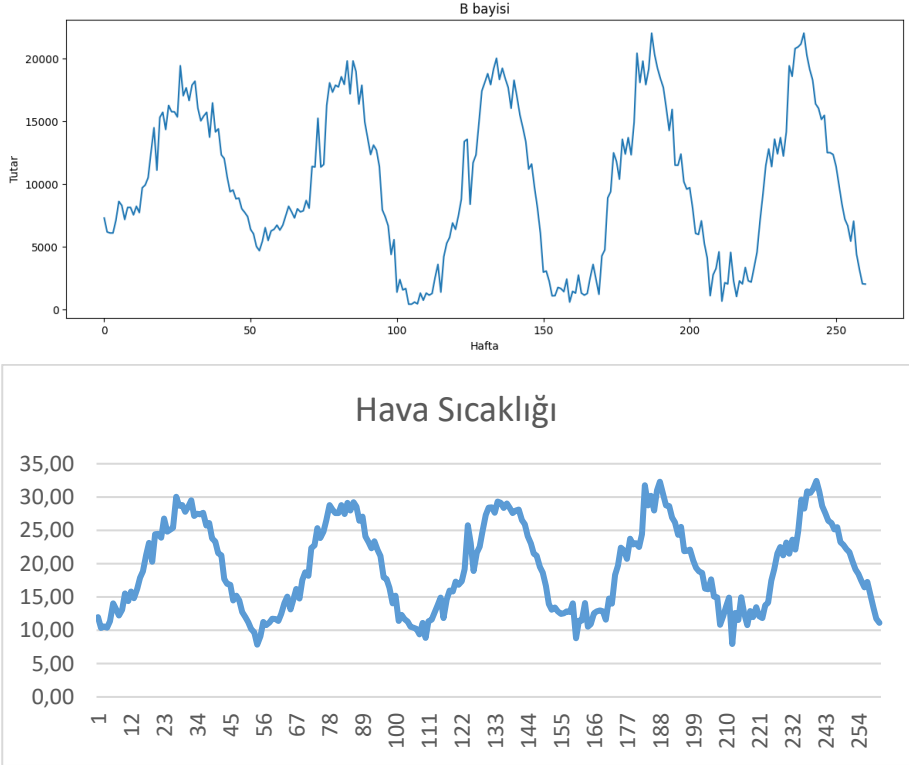
Ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren ilgili işletmenin Konya'da bulunan ve il içerisindeki satış tutarları en yüksek olan bayisine ait 2018 (1) – 2022 (52) yılları arasındaki satış verileri ve ilgili bayinin bulunduğu bölgenin ortalama hava sıcaklık grafikleri aşağıda Şekil 3.2'de verilmiştir.



Şekil 3.2. 2018 (1) – 2022 (52) Yılları Arası A Bayisi Satış Tutarları ve Haftalık Sıcaklık Ortalamaları

• B Bayisi

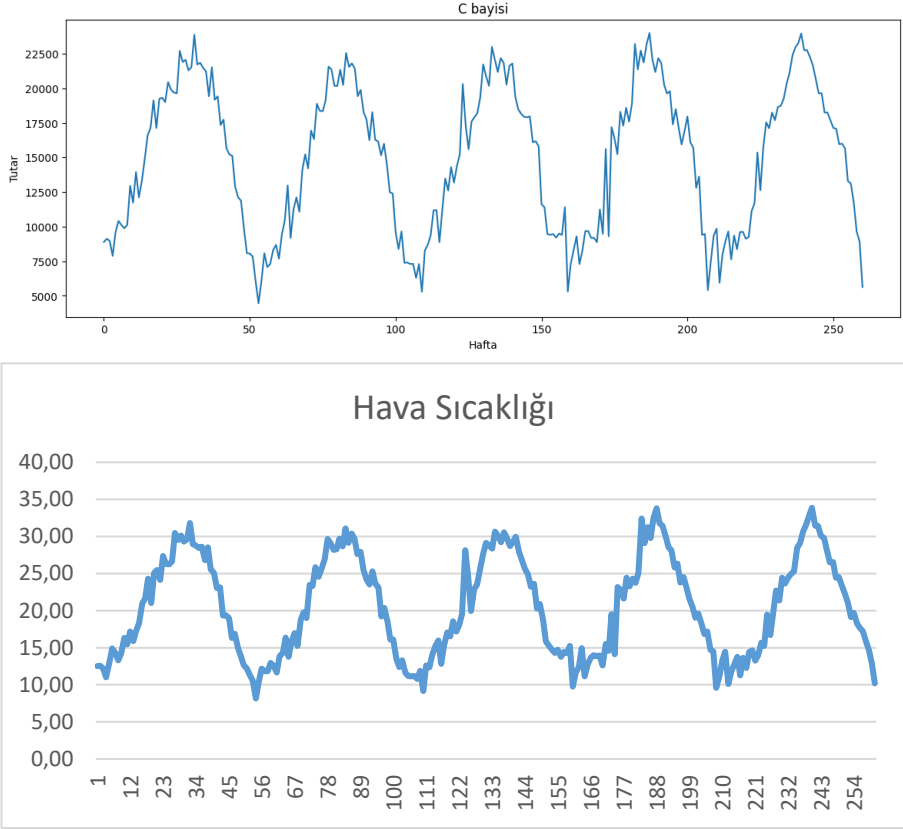
Ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren ilgili işletmenin Muğla'da bulunan ve il içerisindeki satış tutarları en yüksek olan bayisine ait 2018 (1) – 2022 (52) yılları arasındaki satış verileri ve ilgili bayinin bulunduğu bölgenin ortalama hava sıcaklık grafikleri aşağıda Şekil 3.3'te verilmiştir.



Şekil 3.3. 2018 (1) – 2022 (52) Yılları Arası B Bayisi Satış Tutarları ve Haftalık Sıcaklık Ortalamaları

• C Bayisi

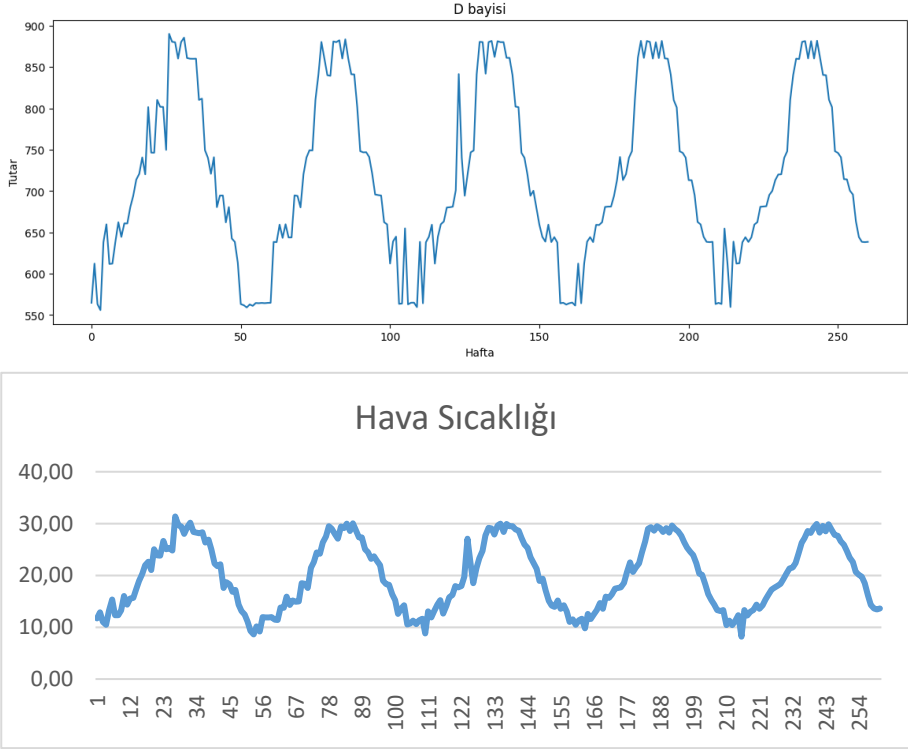
İlgili işletmenin Antalya’da bulunan ve il içerisindeki satış tutarları en yüksek olan bayisine ait 2018 (1) – 2022 (52) yılları arasındaki satış verileri ve ilgili bayinin bulunduğu bölgenin ortalama hava sıcaklık grafikleri aşağıda Şekil 3.4’te verilmiştir.



Şekil 3.4. 2018 (1) – 2022 (52) Yılları Arası C Bayisi Satış Tutarları ve Haftalık Sıcaklık Ortalamaları

• D Bayisi

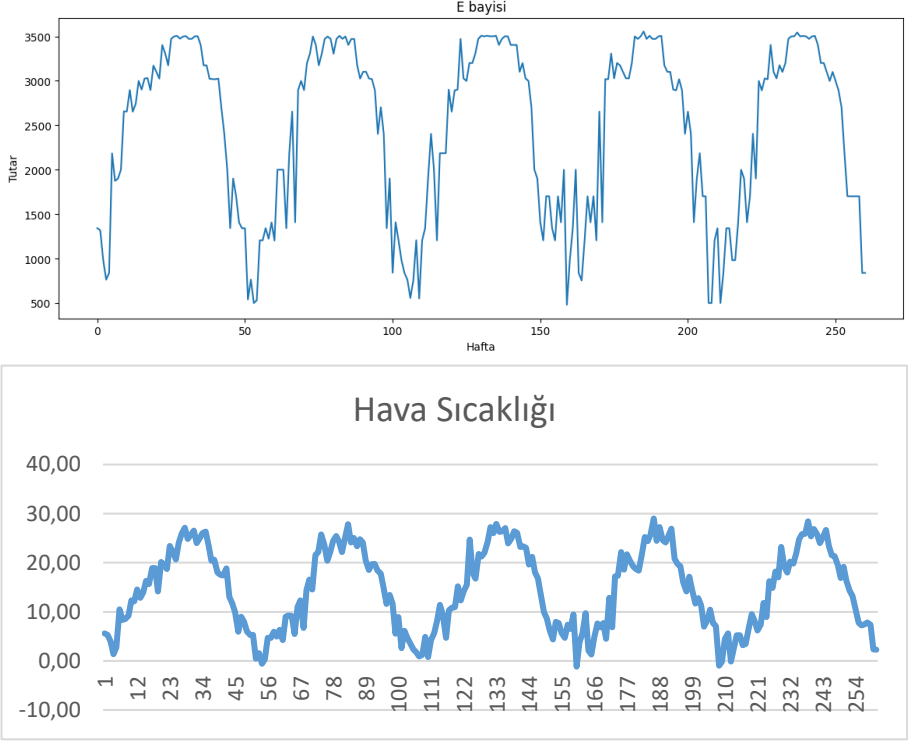
İlgili işletmenin Uşak'ta bulunan ve il içerisindeki satış tutarları en yüksek olan bayisine ait 2018 (1) – 2022 (52) yılları arasındaki satış verileri ve ilgili bayinin bulunduğu bölgenin ortalama hava sıcaklık grafikleri aşağıda Şekil 3.5'te verilmiştir.



Şekil 3.5. 2018 (1) – 2022 (52) Yılları Arası D Bayisi Satış Tutarları ve Haftalık Sıcaklık Ortalamaları

• E Bayisi

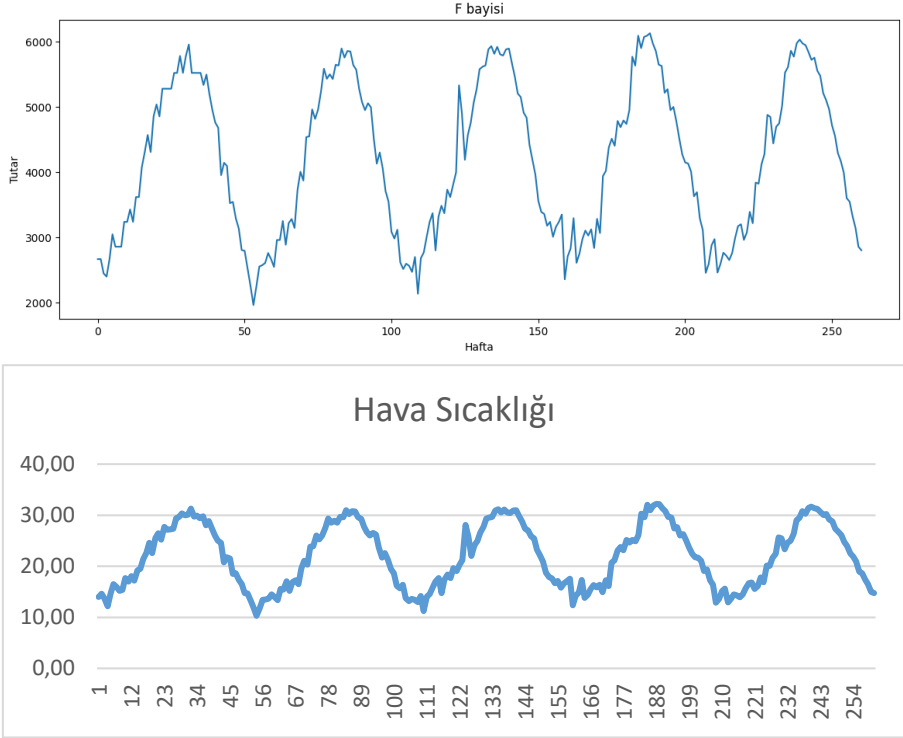
İlgili işletmenin Afyon'da bulunan ve il içerisindeki satış tutarları en yüksek olan bayisine ait 2018 (1) – 2022 (52) yılları arasındaki satış verileri ve ilgili bayinin bulunduğu bölgenin ortalama hava sıcaklık grafikleri aşağıda Şekil 3.6'da verilmiştir.



Şekil 3.6. 2018 (1) – 2022 (52) Yılları Arası E Bayisi Satış Tutarları ve Haftalık Sıcaklık Ortalamaları

• F Bayisi

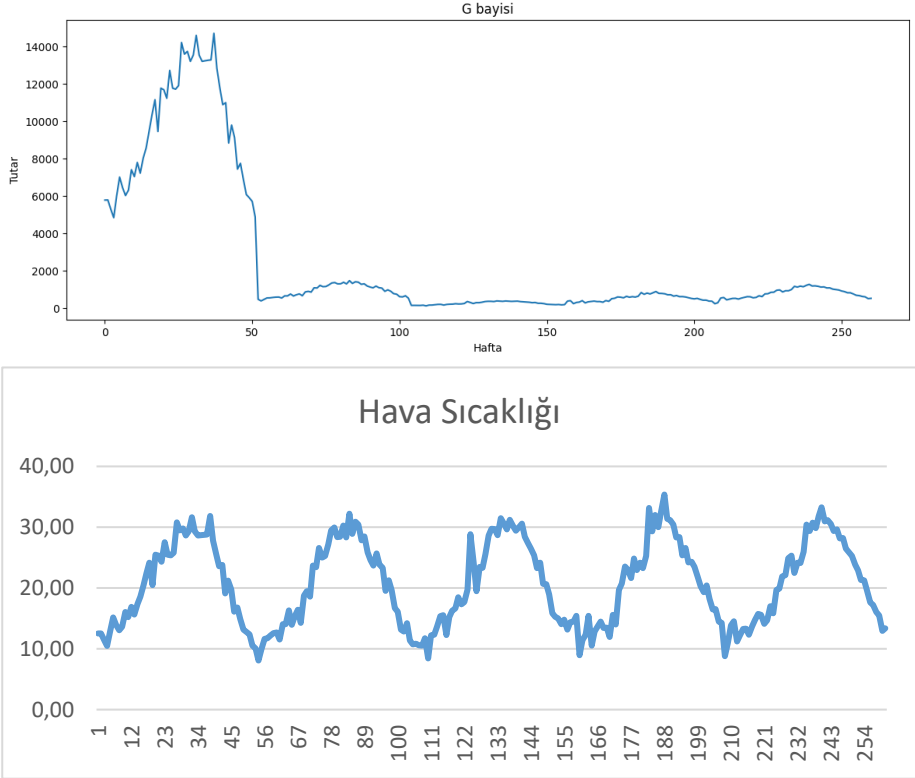
İlgili işletmenin Mersin’de bulunan ve il içerisindeki satış tutarları en yüksek olan bayisine ait 2018 (1) – 2022 (52) yılları arasındaki satış verileri ve ilgili bayinin bulunduğu bölgenin ortalama hava sıcaklık grafikleri aşağıda Şekil 3.7’de verilmiştir.



Şekil 3.7. 2018 (1) – 2022 (52) Yılları Arası F Bayisi Satış Tutarları ve Haftalık Sıcaklık Ortalamaları

• G Bayisi

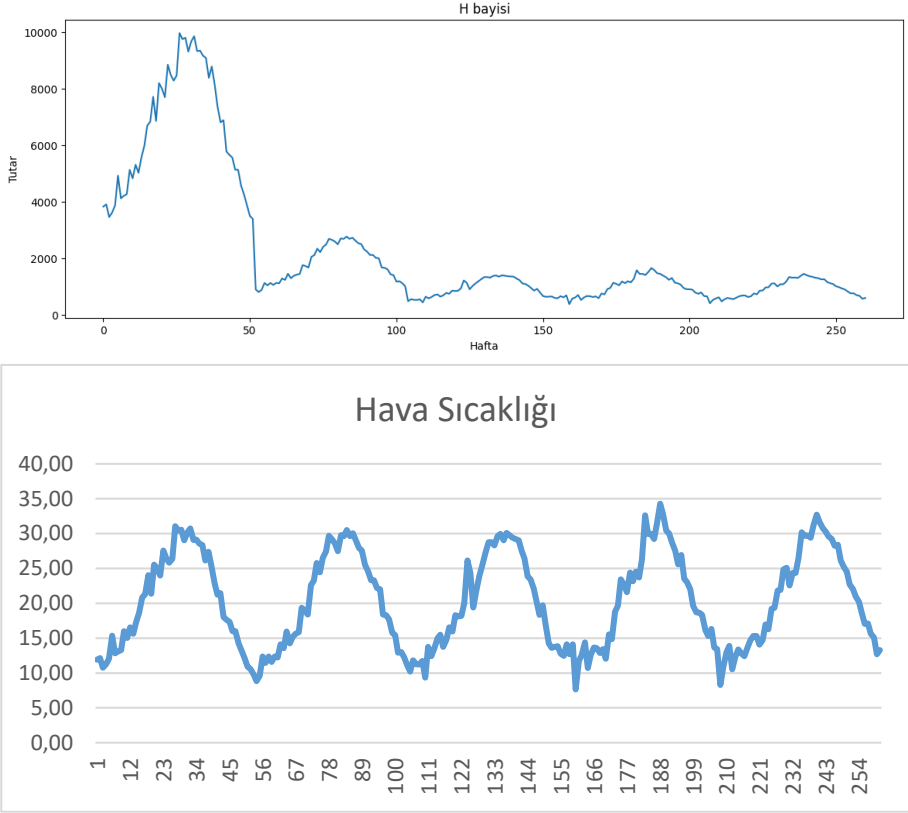
İlgili işletmenin Denizli’de bulunan ve il içerisindeki satış tutarları en yüksek olan bayisine ait 2018 (1) – 2022 (52) yılları arasındaki satış verileri ve ilgili bayinin bulunduğu bölgenin ortalama hava sıcaklık grafikleri aşağıda Şekil 3.8’de verilmiştir.



Şekil 3.8. 2018 (1) – 2022 (52) Yılları Arası G Bayisi Satış Tutarları ve Haftalık Sıcaklık Ortalamaları

• H Bayisi

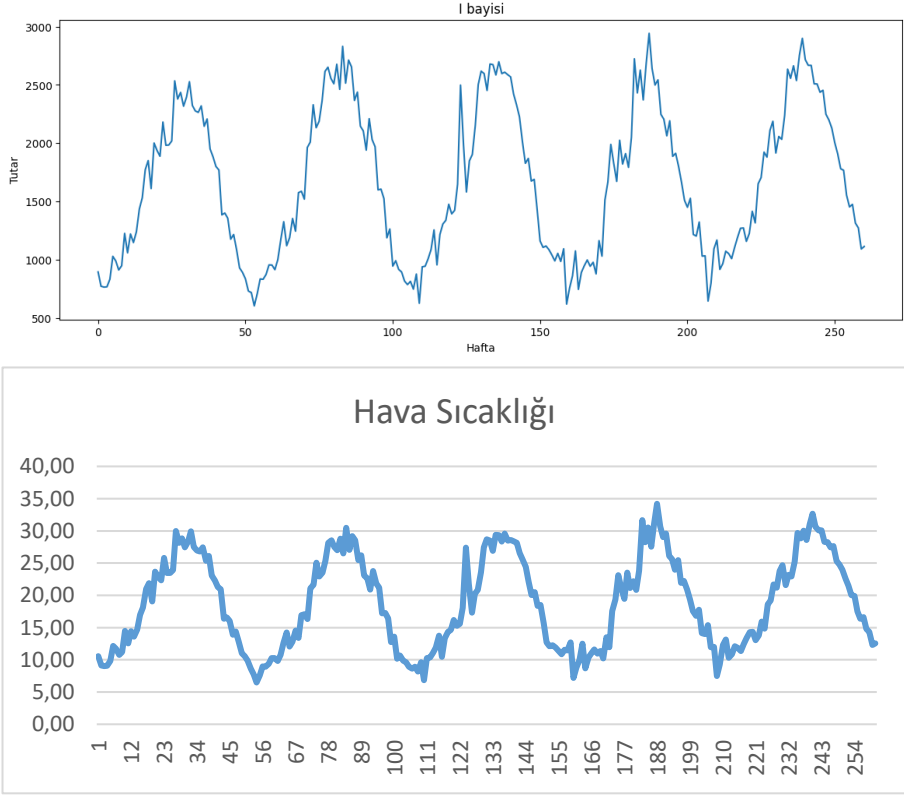
İlgili işletmenin Aydın'da bulunan ve il içerisindeki satış tutarları en yüksek olan bayisine ait 2018 (1) – 2022 (52) yılları arasındaki satış verileri ve ilgili bayinin bulunduğu bölgenin ortalama hava sıcaklık grafikleri aşağıda Şekil 3.9'da verilmiştir.



Şekil 3.9. 2018 (1) – 2022 (52) Yılları Arası H Bayisi Satış Tutarları ve Haftalık Sıcaklık Ortalamaları

• I Bayisi

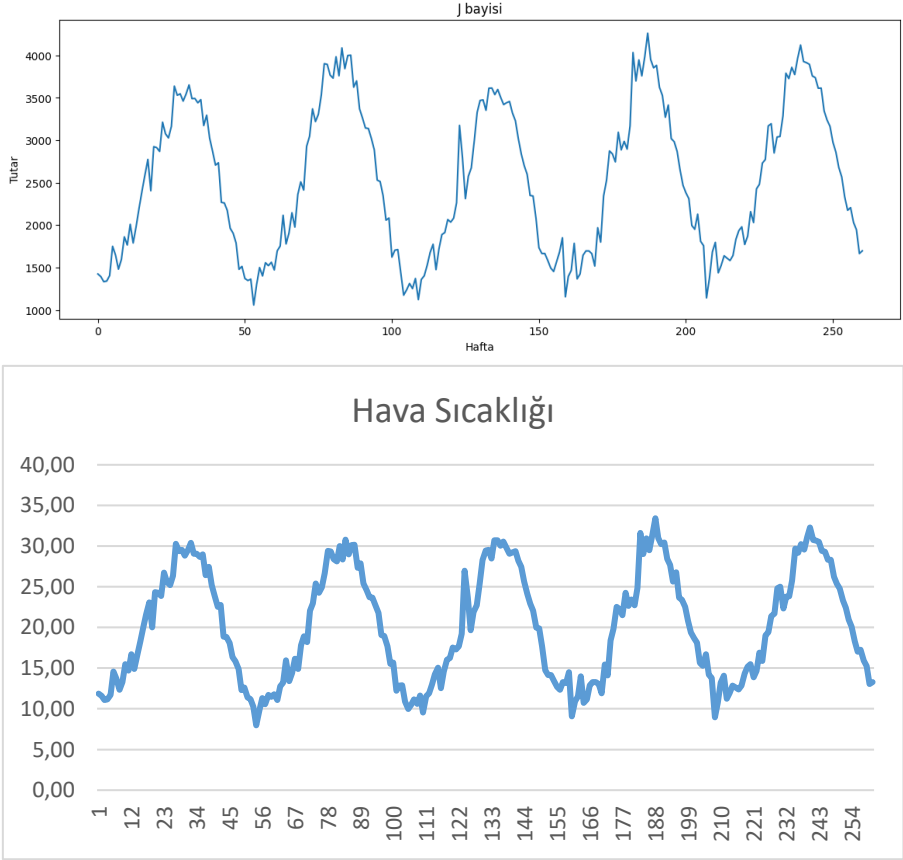
İlgili işletmenin Burdur'da bulunan ve il içerisindeki satış tutarları en yüksek olan bayisine ait 2018 (1) – 2022 (52) yılları arasındaki satış verileri ve ilgili bayinin bulunduğu bölgenin ortalama hava sıcaklık grafikleri aşağıda Şekil 3.10'da verilmiştir.



Şekil 3.10. 2018 (1) – 2022 (52) Yılları Arası I Bayisi Satış Tutarları ve Haftalık Sıcaklık Ortalamaları

• J Bayisi

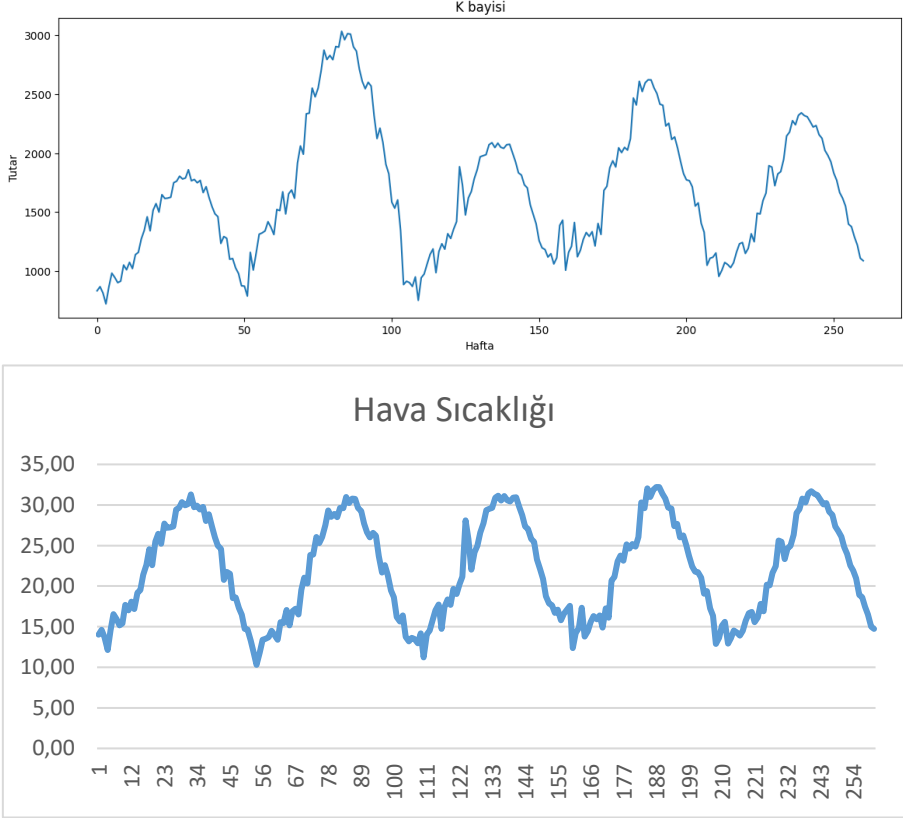
İlgili işletmenin Isparta’da bulunan ve il içerisindeki satış tutarları en yüksek olan bayisine ait 2018 (1) – 2022 (52) yılları arasındaki satış verileri ve ilgili bayinin bulunduğu bölgenin ortalama hava sıcaklık grafikleri aşağıda Şekil 3.11’de verilmiştir.



Şekil 3.11. 2018 (1) – 2022 (52) Yılları Arası J Bayisi Satış Tutarları ve Haftalık Sıcaklık Ortalamaları

• K Bayisi

İlgili işletmenin Manisa’da bulunan ve il içerisindeki satış tutarları en yüksek olan bayisine ait 2018 (1) – 2022 (52) yılları arasındaki satış verileri ve ilgili bayinin bulunduğu bölgenin ortalama hava sıcaklık grafikleri aşağıda Şekil 3.12’de verilmiştir.

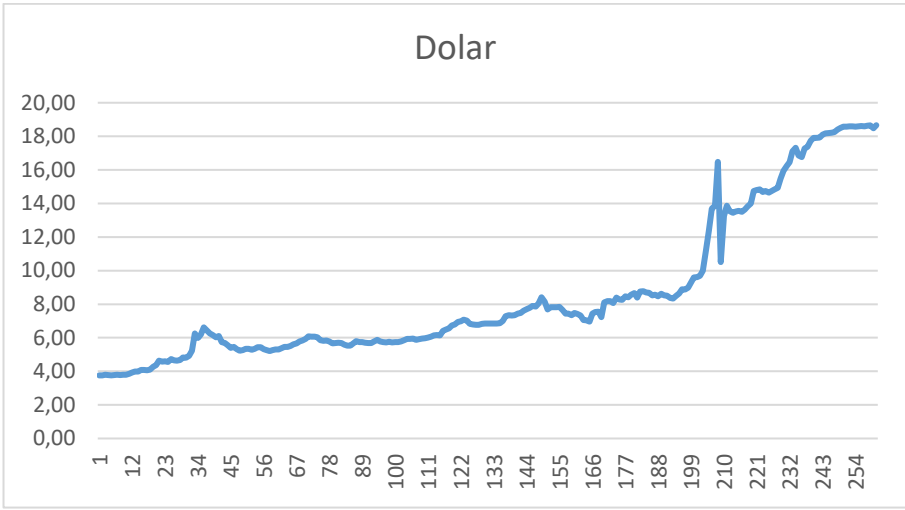


Şekil 3.12. 2018 (1) – 2022 (52) Yılları Arası K Bayisi Satış Tutarları ve Haftalık Sıcaklık Ortalamaları

Söz konusu şekillerde bazı bayilere ait satış tutarlarının, bayinin bulunduğu illere ait hava sıcaklık ortalamalarıyla doğrusal bir ilişki içerisinde hareket ettiği gözlemlenmiştir. Hava sıcaklık ortalamalarının düştüğü dönemlerde satış tutarları azalış gösterirken, hava sıcaklarının arttığı yaz

aylarında satış tutarlarının yükseldiği gözlenmiştir. Sadece “G” ve “H” bayilerinin satış tutarları ile bayilerin bulunduğu illere ait hava sıcaklık ortalamaları arasında doğrusal bir ilişki gözlemlenmemiştir.

Araştırma kapsamında kullanılacak olan 2018 (1) – 2022 (52) yılları arası haftalık dolar kuru ortalamaları ise Şekil 3.13’te verilmiştir. İlgili verilere göre dolar kurunun sürekli olarak artış gösterdiği satış tutarlarının dolar kuru ile direkt olarak doğrusal bir ilişki içerisinde olmadığı gözlemlenmiştir.



Şekil 3.13. 2018 (1) – 2022 (52) Yılları Arası Haftalık Dolar Kuru Ortalamaları

3.4.2. Kullanılacak Olan Verilerin Normalize Edilmesi

YSA’da girdi ve çıktıların ölçeklendirilmesi işlemine normalizasyon denmektedir. Normalizasyon işlemleri ilgili ağın performansını oldukça etkilemektedir. Bu işlem ile verilerin dağılımının düzenli hale gelmesi sağlanmaktadır. Problem içerisindeki verilerin arasında aşırı büyük ya da aşırı küçük değerler olabilmektedir. Bu veriler yanlışlık neticesinde veri seti içerisine girmiş olabilirler. NET girdilerin hesaplaması yapılırken bu değerler, çok büyük ya da çok küçük değerlerin ortaya çıkmasına neden olabilmektedir. Bu da ağın yanlış yönlenebilmesine neden olur. Bu yüzden bütün girdi verilerinin belirli aralıklarda olması gerekmektedir. Bu genelde 0 ile 1 arasındadır.

Verilerin bu şekilde ölçeklendirilmesiyle farklı ortamlardan gelen verilerin aynı ölçekte birleştirilmesi sağlanmaktadır. Bununla birlikte yanlışlıkla girilen büyük ya da küçük değerlerin ağı yanlış yönlendirme etkisi ortadan kaldırılmaktadır (Öztemel, 2012: 101).

Chen vd. (2015) yapmış oldukları çalışmalarında normalleşmenin tahmin sürecinde etkili bir yöntem olduğunu ortaya koymuşlardır. Verilere uygulanacak olan normalleştirme işlemleri, uygulama aşamasında kullanılacak olan verilerin eğitim için hazır edilmesine yardımcı olmaktadır. Uygulama aşamasında verilerde yapılmış olan normalleşme işlemi eğitim aşamasının daha hızlı tamamlanmasına neden olabilmektedir (Jayalakshmi ve Santhakumaran, 2011: 89).

Normalizasyon ile ilgili çok sayıda yöntem kullanılabilir. MinMaxScaler, Z-skor, MaxAbsScaler, Normalizer, StandartScaler, RobustScaler, Medyan ve Mutlak Medyan Sapma Yöntemleri, QuantileTransformer, PowerTransformer vb. gibi yöntemler bu yöntemlerden bazılarıdır. Bu araştırmada ise ilgili veri seti SciKit-Learn kütüphanesinin Preprocessing modülünden yararlanılarak MinMaxScaler yöntemi, normalleştirme aşamasında kullanılmıştır. MinMaxScaler normalizasyonu yüksek boyutlu verilerde oldukça avantaj sağlamaktadır (Shaheen, 2020: 711). MinMaxScaler aşağıdaki Eşitlik (3.1) ile ifade edilebilmektedir.

$$X_{scaled} = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (3.1)$$

İlgili eşitlikte X_i , veri seti içerisindeki her bir veriyi, X_{min} , veri seti içerisindeki en küçük veriyi ve X_{max} ise veri seti içerisindeki en büyük veriyi ifade etmektedir.

3.4.3. Verilerin Eğitimi ve Kullanılan Araçlar

Tahmin modellerinde kullanılan bir veri seti eğitim (train), doğrulama (validation) ve test olmak üzere üç bölüme ayrılmaktadır. Bu araştırmada kullanılacak olan verilere yönelik analizlerin yapılabilmesi için Google Colabatory kullanılmıştır. Google Colabatory, Google tarafından bulut bir yapıda hizmete sunulmuştur. Verilerin eğitimi aşamasına geçmeden, araştırma kapsamında kullanılacak olan verilerin işlenmesi ve görselleştirmelerin yapılması gerekmektedir. Bu aşamada ise Matplotlib, Pandas, Numpy ve Seaborn kütüphaneleri kullanılmıştır. Verilerin eğitimi aşamasında ise Keras, TensorFlow kullanılmıştır.

3.4.3.1. TensorFlow

TensorFlow, sayısal işlemleri ifade etmek için veri akış grafiklerini kullanan açık kaynaklı bir kod kütüphanesidir. TensorFlow, kullanıcıların makine öğrenmesi ve derin öğrenme modellerini kolayca oluşturmasına yardımcı olarak kullanıcıların öğrenme eşiğini azaltabilmektedir. Birden fazla programlama dilini destekleyebilen TensorFlow programlarını yazmak için hem Python hem de C++ kullanılabilir (Yang vd., 2020: 9309).

Başlangıçta Google araştırmacıları tarafından oluşturulan TensorFlow, çok sayıda derin öğrenme kütüphanesi arasında en popüler olanıdır. TensorFlow, sinir ağı modellerinin araştırılmasını ve uygulanmasını büyük ölçüde kolaylaştırmakta ve hızlandırmaktadır. Grafik oluşturma fonksiyonları, grafik yürütme araçları ve TensorFlow'un görselleştirme aracı olan TensorBoard ve olasılık kütüphanesi gibi TensorFlow'un çeşitli temel araçları oldukça kullanışlıdır (Pang vd., 2019: 1).

3.4.3.2. Keras

Keras, tamamen Python'da yazılmış ve TensorFlow ile tamamen uyumlu bir sinir ağı kütüphanesidir. TensorFlow programlarını yazmak için Keras'ı kullanmak ve bir sinir ağı mimarisi oluşturmak oldukça basit ve hızlı

olmaktadır. Böylece kullanıcıların karmaşık işlemleri hızlı bir şekilde atlamasına olanak tanınmaktadır. Keras, model çözümlerinin çoğunu desteklemektedir. Keras'ın geniş yelpazedeki uyumluluğu Windows, Linux ve MacOS gibi farklı işletim sistemlerinde sorunsuz bir şekilde çalışmasına olanak tanımakta ve normal şekilde kullanılabilir (Yang vd., 2020: 9309).

Keras, TensorFlow üzerinde çalışabilen, derin öğrenmeye yönelik kompakt ve öğrenmesi kolay, üst düzey bir Python kütüphanesidir. Geliştiricilerin, sinir ağları için katmanlar oluşturmak gibi derin öğrenmenin ana kavramlarına odaklanmasına olanak tanımaktadır. Bununla birlikte katmanların kolayca eklenerek her katmanda evrişim, maksimum havuzlama, aktivasyon, bırakma ve toplu normalizasyon işlemlerinin yapılabileceği sıralı bir model oluşturulabilmektedir (Manaswi, 2018: 31).

3.4.4. Modele Ait Performans Kriterleri

LSTM'de yapılan tahminlerin doğruluğunun değerlendirilmesinde bir takım performans kriterleri kullanılmaktadır. Literatürde kullanılan çok sayıda performans ölçüsü bulunmaktadır. Bu performans ölçülerinden bazıları ve hangi araştırmalarda kullanıldığı Tablo 3.3'te verilmiştir.

Tablo 3.3. Model Performans Ölçüleri

| Model Performans Ölçüsü | Literatürde Kullanıldığı Yerler |
|-------------------------------------|--|
| MAPE (Ortalama Mutlak Yüzde Hatası) | Oh vd. (2002); Wang vd. (2015); Vivas vd. (2020); Chicco vd. (2021); Aydın vd. (2016); Wang vd. (2019); Alfred ve Obit (2021); Soliman vd. (2019); Jia vd. (2019); Yang vd. (2020) |
| MAE (Ortalama Mutlak Hata) | Chicco vd. (2021); Aydın vd. (2016); Wang vd. (2019); Alfred ve Obit (2021); Soliman vd. (2019); Jia vd. (2019); Yang vd. (2020) |
| RMSE (Kök Ortalama Kare Hatası) | Chicco vd. (2021); Aydın vd. (2016); Wang vd. (2019); Alfred ve Obit (2021); Soliman vd. (2019); Jia vd. (2019); Wang vd. (2019); Yang vd. (2020) |

Yukarıdaki literatür araştırmaları neticesinde kullanılan performans kriterleri göz önünde bulundurularak ilgili modelin tahmin performansını değerlendirmek için söz konusu üç performans ölçüsü dikkate alınmıştır.

• **MAPE (Ortalama Mutlak Yüzde Hatası)**

Modele ait verilerin eğitiminin tamamlanmasının ardından, deneye temel oluşturan ve aynı zamanda model performansı için önemli bir değerlendirme kriteri olan öğrenmenin etkililiğinin anlaşılabilmesi için modelin değerlendirilmesi gerekmektedir. MAPE, belirli bir tahmin modelindeki, herhangi bir süreç için üretilen hata yüzdesi olarak tanımlanabilmektedir. Lewis (1983: 40), işletmeler ve endüstriler üzerinde yapılabilecek tahmin uygulama modellerinde MAPE değerleri ve bu değerlerin yorumlama kriterlerini içeren bir sınıflandırma yapmıştır. Söz konusu sınıflandırmalar Tablo 3.4'te verilmiştir.

Tablo 3.4. MAPE Değerlendirme Kriterleri

| MAPE (%) | Değerlendirme Kriterleri |
|----------|--------------------------|
| <10 | Doğruluğu Yüksek |
| 10-20 | Doğruluğu İyi |
| 20-50 | Doğruluğu Makul |
| 50> | Doğruluğu Kötü |

MAPE, mutlak yüzdelik hataların ortalamasını göstermektedir. MAPE değeri ne kadar düşük olursa doğruluk o kadar yüksek olmaktadır (Vivas vd., 2020; 4). Söz konusu değer aşağıdaki Eşitlik (3.2) vasıtasıyla hesaplanmaktadır.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \tilde{y}_i}{y_i} \right| * 100 \quad (3.2)$$

Burada “n” gözlem sayısını, “ y_i ” gerçekleşen değeri ve “ \tilde{y}_i ” ise tahmin modeli tarafından sağlanan tahmin edilen değeri ifade etmektedir.

- **MAE (Ortalama Mutlak Hata)**

İlgili model için genel ve sınırlı bir performans ölçümü sağlayan MAE, elde edilen aykırı değerlerin verinin bozuk kısımlarını temsil etmesi durumunda kullanılmaktadır (Chicco vd., 2021: 5-6). Tahmin ile gerçek gözlem arasındaki mutlak farkın ortalaması olan ve ölçüğe bağlı olan MAE, mutlak hatalara veya karesel hatalara dayanmaktadır. Tek bir serinin doğruluğunu değerlendirmek için kullanılan ve anlaşılması ve hesaplanması en kolay yöntem olan MAE, ölçüğe bağlı olduğundan seriler arasında karşılaştırma yapamamaktadır (Hyndman, 2006: 44-45). MAE'nin hesaplanabilmesi için aynı seri üzerinde birden fazla tahmine ihtiyaç duyulmaktadır. Söz konusu hesaplama işlemi aşağıdaki Eşitlik (3.3) yardımıyla yapılmaktadır.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t| \quad (3.3)$$

- **RMSE (Kök Ortalama Kare Hatası)**

Tahmin değerleri ile gerçekleşen değer arasındaki hata oranını belirlemeye yarayan bir diğer hata ölçütü ise RMSE'dir. Bu hata ölçütüne göre söz konusu değeri en düşük olan tahmin değeri en iyi model olarak kabul edilmektedir. Bu yöntemde tahmin içerisindeki hataların varyans toplamalarının ayrıştırılabilmesi mümkündür (Wang vd., 2015: 21; Chicco vd., 2021: 5).

RMSE dönüş hattındaki veri noktalarının sapması olarak adlandırılan, tahmine dayalı hataların sapmasının bir birleşimidir (Patel vd., 2021: 1480). İlgili hata değerinin hesaplanması için aşağıdaki Eşitlik (3.4) kullanılmaktadır.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2} \quad (3.4)$$

3.5. Araştırmanın İlk Aşamasına Yönelik Yapılan Analiz ve Elde Edilen Bulgular

Tahmin araştırmalarında kullanılacak olan veriler eğitim (train), doğrulama (validation) ve test verisi olmak üzere üç kısma ayrılmaktadır. Söz konusu verilerin ne kadarının eğitim için ne kadarının doğrulama için ve ne kadarının test için kullanılacağına yönelik literatürde kesin bir bilgi bulunmamaktadır. Ancak hali hazırdaki verilerin en büyük kısmının eğitim için kullanılması gerekmektedir. Doğrulama ve test için ise eğitim aşamasında kullanılmayan diğer veriler kullanılmalıdır. Burada, test verilerinin analiz aşamasına dahil edilmesi sonrasında elde edilen sonuçların temsil gücünü nispetinde ne kadar güçlü olduğunu test etmek amacıyla, gerçekleşen değerlerle karşılaştırılması söz konusudur.

Araştırma kapsamında işletmenin bayilerinin satış tutarları, işletmenin bulunduğu ilin haftalık sıcaklık ortalamaları ve haftalık dolar kuru ortalamalarını içeren 260 haftalık veri bulunmaktadır. Söz konusu verilerden 172 haftalık kısmı eğitim, 44 haftalık kısmı doğrulama ve 44 haftalık kısmı ise test için ayrılmıştır. Ayrılan eğitim, doğrulama ve test veri setlerine “epoch” sayıları değiştirilerek sürekli olarak denemler yapılmıştır. Bu denemler hata oranı en düşük olana kadar devam etmiştir. En düşük hata oranı elde edildiğinde ise söz konusu “epoch” değeri sabitlenmiştir. İşletmenin bayilerine ait verilere yönelik analizlere başlamadan önce söz konusu veriler MinMaxScaler aracılığı ile normalize edilmiştir. Sonrasında ise normalize edilmiş olan veriler doğrusal olmayan makine öğrenmesi metotlarından olan ve genel olarak derin öğrenme algoritmaları ile kullanılan LSTM modeliyle eğitilmiştir. Sonrasında ise doğrulama için ayrılan veriler yine LSTM modeli ile doğrulanmış, en sonunda ise ilgili model aracılığıyla 2022 yılının son 44 haftasına ait bayilerin satış tutarları tahmin edilmiştir. En sonunda ise gerçekleşen ile tahmin edilen değerler arasındaki hata oranları belirlenmiştir. Bir sonraki aşamada ise bayilerin satış tahminlerine yönelik hata oranları belirlendikten sonra ilgili bayilerin 2023 yılı satış tutarları tahmin edilmiştir.

LSTM modeliyle yapılan tahminler neticesinde ilgili işletmenin bayilerinin tahmin performans ölçütleri ve epoch değerleri Tablo 3.5'te verilmiştir.

Tablo 3.5. LSTM Modelinde İşletmenin Bayilerinin Performans Ölçüt Değerleri

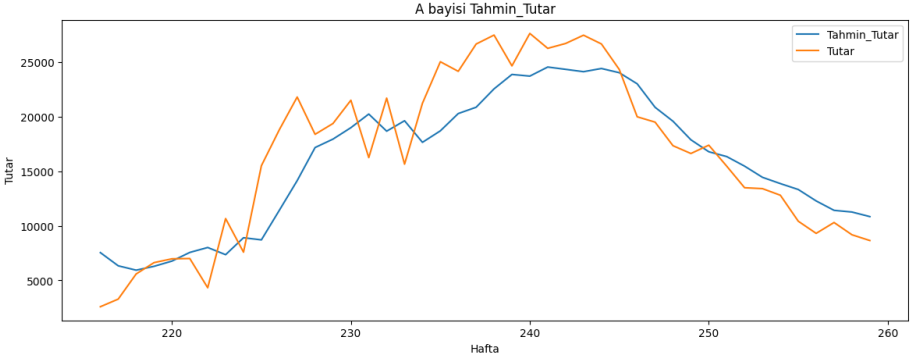
| Bayiler | Epoch | MAE | RMSE | MAPE |
|----------|-------|--------|----------|-------|
| A Bayisi | 35 | 58,241 | 4254,163 | 0,634 |
| B Bayisi | 35 | 68,760 | 5129,812 | 0,874 |
| C Bayisi | 40 | 57,450 | 4624,875 | 0,562 |
| D Bayisi | 38 | 12,926 | 331,845 | 0,518 |
| E Bayisi | 40 | 23,774 | 748,603 | 0,597 |
| F Bayisi | 38 | 28,972 | 1403,737 | 0,520 |
| G Bayisi | 42 | 59,679 | 4014,441 | 2,127 |
| H Bayisi | 50 | 44,993 | 2216,256 | 1,500 |
| I Bayisi | 37 | 21,550 | 593,447 | 0,593 |
| J Bayisi | 46 | 27,887 | 965,325 | 0,599 |
| K Bayisi | 33 | 21,210 | 630,418 | 0,575 |

İlgili tablo incelendiğinde işletmenin 11 bayisine ait tahmin performans ölçülerinin (MAPE) oldukça iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Sadece “G Bayisi” ve “H Bayisi” MAPE değerleri yüksek çıkmıştır. İşletmenin 11 bayisine ait elde edilen test verilerinin gerçekleşen ve tahmin edilen olarak karşılaştırmaları aşağıda sırasıyla verilmiştir.

3.5.1. A Bayisine İlişkin Elde Edilen Bulgular

İşletmenin A Bayisinin 2022 yılı son 44 haftasına ait olan test verileriyle, ilgili yılın son 44 haftalık satış değerleri tahmin edilmiştir. Sonrasında ise gerçekleşen ve tahmin edilen değerler karşılaştırılmıştır. A bayisinin test verileri başarı kriteri değerlendirmesi olan MAPE değeri, 44 haftalık test verisi ve 35 epoch sayısı ile 0,634 çıkmıştır. Şekil 3.14'te görüldüğü üzere 2022 yılı son 44 haftası tahmin edilmiş ve gerçekleşen değerler ile karşılaştırmalı olarak verilmiştir. Söz konusu şekle göre A bayisinin satış tahmin tutarının, gerçekleşen değerlere oldukça yakın seyrettiği gözlemlenmiştir.

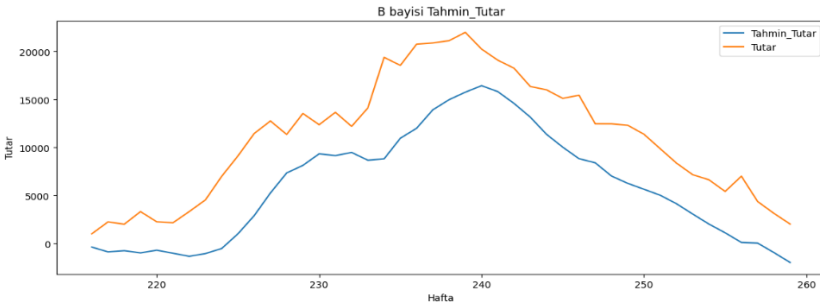
TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA



Şekil 3.14. A Bayisi Test Verilerinin Gerçek ve Tahmin Değerlerinin Karşılaştırılması

3.5.2. B Bayisine İlişkin Elde Edilen Bulgular

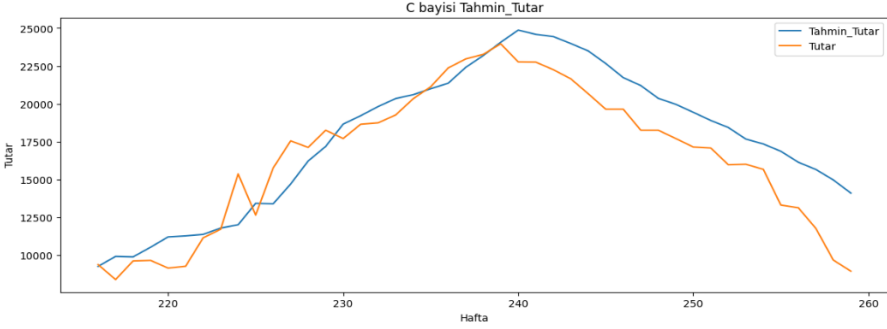
İşletmenin B Bayisinin 2022 yılı son 44 haftasına ait olan test verileriyle, ilgili yılın son 44 haftalık satış değerleri tahmin edilmiştir. Sonrasında ise gerçekleşen ve tahmin edilen değerler karşılaştırılmıştır. B bayisinin test verileri başarı kriteri değerlendirmesi olan MAPE değeri, 44 haftalık test verisi ve 35 epoch sayısı ile 0,874 çıkmıştır. Şekil 3.15'te görüldüğü üzere 2022 yılı son 44 haftası tahmin edilmiş ve gerçekleşen değerler ile karşılaştırmalı olarak verilmiştir. İlgili şekle göre B bayisinin satış tahmin tutarının, gerçekleşen değerlere yakın seyrettiği, aynı aylarda artıp aynı aylarda azaldığı gözlemlenmiştir.



Şekil 3.15. B Bayisi Test Verilerinin Gerçek ve Tahmin Değerlerinin Karşılaştırılması

3.5.3. C Bayisine İlişkin Elde Edilen Bulgular

İşletmenin C Bayisinin 2022 yılı son 44 haftasına ait olan test verileriyle, ilgili yılın son 44 haftalık satış değerleri tahmin edilmiştir. Sonrasında ise gerçekleşen ve tahmin edilen değerler karşılaştırılmıştır. C bayisinin test verileri başarı kriteri değerlendirmesi olan MAPE değeri, 44 haftalık test verisi ve 40 epoch sayısı ile 0,562 çıkmıştır. Şekil 3.16'da görüldüğü üzere 2022 yılı son 44 haftası tahmin edilmiş ve gerçekleşen değerler ile karşılaştırmalı olarak verilmiştir. İlgili şekle göre C bayisinin satış tahmin tutarının, gerçekleşen değerlere yakın seyrettiği, aynı aylarda artıp aynı aylarda azaldığı gözlemlenmiştir.

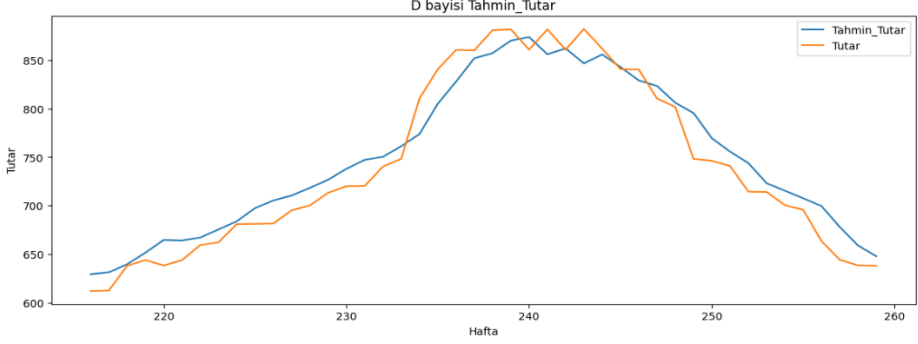


Şekil 3.16. C Bayisi Test Verilerinin Gerçek ve Tahmin Değerlerinin Karşılaştırılması

3.5.4. D Bayisine İlişkin Elde Edilen Bulgular

İşletmenin D Bayisinin 2022 yılı son 44 haftasına ait olan test verileriyle, ilgili yılın son 44 haftalık satış değerleri tahmin edilmiştir. Sonrasında ise gerçekleşen ve tahmin edilen değerler karşılaştırılmıştır. D bayisinin test verileri başarı kriteri değerlendirmesi olan MAPE değeri, 44 haftalık test verisi ve 38 epoch sayısı ile 0,518 çıkmıştır. Şekil 3.17'de görüldüğü üzere 2022 yılı son 44 haftası tahmin edilmiş ve gerçekleşen değerler ile karşılaştırmalı olarak verilmiştir. Söz konusu şekle göre D

bayisinin satış tahmin tutarının, gerçekleşen değerlere yakın seyrettiği, aynı aylarda artıp aynı aylarda azaldığı gözlemlenmiştir.

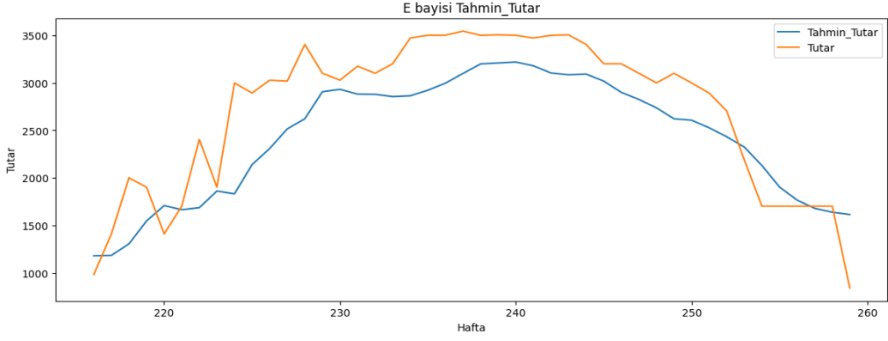


Şekil 3.17. D Bayisi Test Verilerinin Gerçek ve Tahmin Değerlerinin Karşılaştırılması

3.5.5. E Bayisine İlişkin Elde Edilen Bulgular

İşletmenin E Bayisinin 2022 yılı son 44 haftasına ait olan test verileriyle, ilgili yılın son 44 haftalık satış değerleri tahmin edilmiştir. Sonrasında ise gerçekleşen ve tahmin edilen değerler karşılaştırılmıştır. E bayisinin test verileri başarı kriteri değerlendirmesi olan MAPE değeri, 44 haftalık test verisi ve 40 epoch sayısı ile 0,597 çıkmıştır. Şekil 3.18'de görüldüğü üzere 2022 yılı son 44 haftası tahmin edilmiş ve gerçekleşen değerler ile karşılaştırmalı olarak verilmiştir. İlgili şekle göre E bayisinin satış tahmin tutarının, gerçekleşen değerlere yakın seyrettiği, aynı aylarda artıp aynı aylarda azaldığı gözlemlenmiştir.

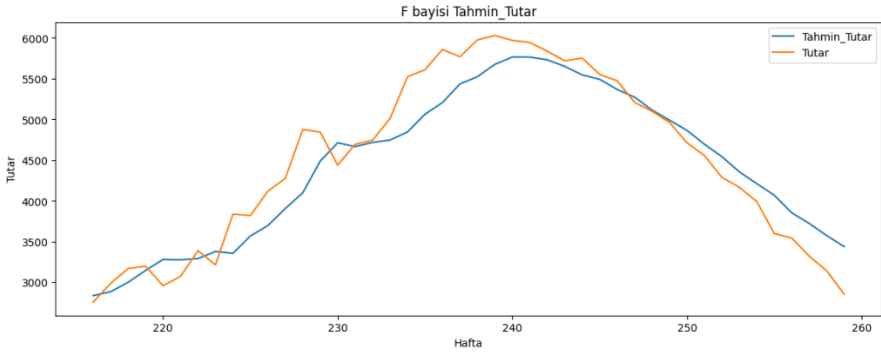
TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA



Şekil 3.18. E Bayisi Test Verilerinin Gerçek ve Tahmin Değerlerinin Karşılaştırılması

3.5.6. F Bayisine İlişkin Elde Edilen Bulgular

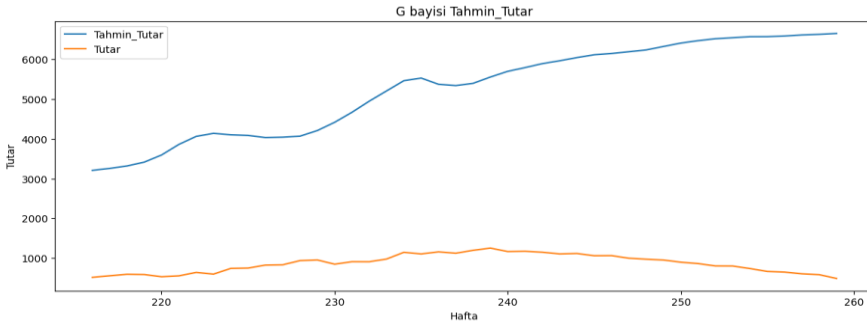
İşletmenin F Bayisinin 2022 yılı son 44 haftasına ait olan test verileriyle, ilgili yılın son 44 haftalık satış değerleri tahmin edilmiştir. Sonrasında ise gerçekleşen ve tahmin edilen değerler karşılaştırılmıştır. F bayisinin test verileri başarı kriteri değerlendirmesi olan MAPE değeri, 44 haftalık test verisi ve 38 epoch sayısı ile 0,520 çıkmıştır. Şekil 3.19'da görüldüğü üzere 2022 yılı son 44 haftası tahmin edilmiş ve gerçekleşen değerler ile karşılaştırmalı olarak verilmiştir. Söz konusu şekle göre F bayisinin satış tahmin tutarının, gerçekleşen değerlere yakın seyrettiği, aynı aylarda artıp aynı aylarda azaldığı gözlemlenmiştir.



Şekil 3.19. F Bayisi Test Verilerinin Gerçek ve Tahmin Değerlerinin Karşılaştırılması

3.5.7. G Bayisine İlişkin Elde Edilen Bulgular

İşletmenin G Bayisinin 2022 yılı son 44 haftasına ait olan test verileriyle ilgili yılın son 44 haftalık satış değerleri tahmin edilmiştir. Sonrasında ise gerçekleşen ve tahmin edilen değerler karşılaştırılmıştır. G bayisinin test verileri başarı kriteri değerlendirmesi olan MAPE değeri, 44 haftalık test verisi ve 42 epoch sayısı ile 2,127 çıkmıştır. Şekil 3.20'de görüldüğü üzere 2022 yılı son 44 haftası tahmin edilmiş ve gerçekleşen değerler ile karşılaştırmalı olarak verilmiştir. İlgili şekle göre G bayisinin satış tahmin tutarının, gerçekleşen değerlere yakın seyretmediği gözlemlenmiştir. Bunun nedeni ise ilgili bayinin satış değerlerinin her geçen sene düşüş eğiliminde olmasıdır.

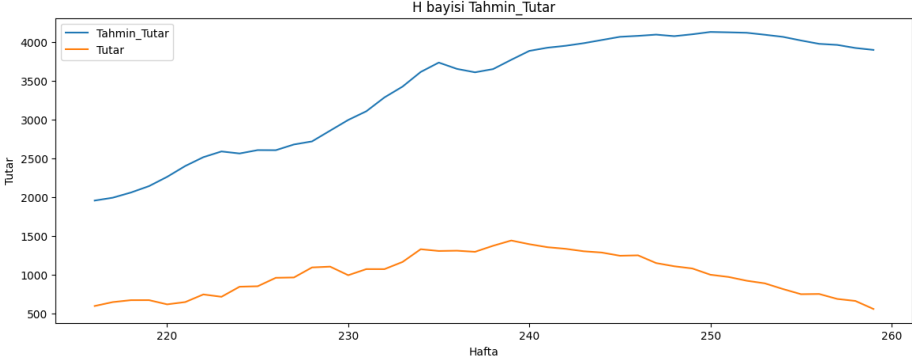


Şekil 3.20. G Bayisi Test Verilerinin Gerçek ve Tahmin Değerlerinin Karşılaştırılması

3.5.8. H Bayisine İlişkin Elde Edilen Bulgular

İşletmenin H Bayisinin 2022 yılı son 44 haftasına ait olan test verileriyle ilgili yılın son 44 haftalık satış değerleri tahmin edilmiştir. Sonrasında ise gerçekleşen ve tahmin edilen değerler karşılaştırılmıştır. H bayisinin test verileri başarı kriteri değerlendirmesi olan MAPE değeri, 44 haftalık test verisi ve 50 epoch sayısı ile 1,500 çıkmıştır. Şekil 3.21'de görüldüğü üzere 2022 yılı son 44 haftası tahmin edilmiş ve gerçekleşen değerler ile karşılaştırmalı olarak verilmiştir. İlgili şekle göre H bayisinin satış

tahmin tutarının, gerçekleşen değerlere yakın seyretmediği gözlemlenmiştir. Bunun nedeni ise ilgili bayinin satış değerlerinin her geçen sene düşüş eğiliminde olmasıdır.

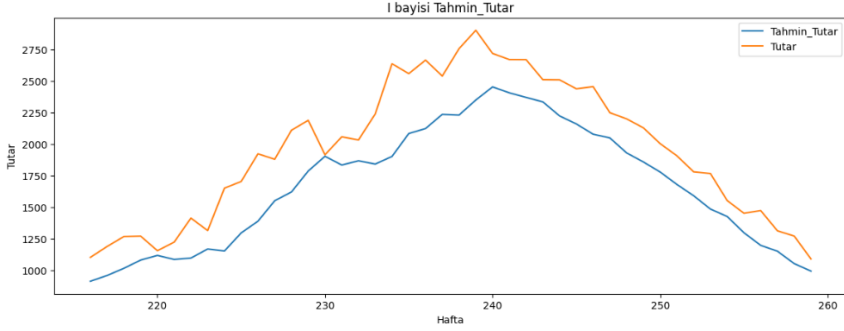


Şekil 3.21. H Bayisi Test Verilerinin Gerçek ve Tahmin Değerlerinin Karşılaştırılması

3.5.9. I Bayisine İlişkin Elde Edilen Bulgular

İşletmenin I Bayisinin 2022 yılı son 44 haftasına ait olan test verileriyle, ilgili yılın son 44 haftalık satış değerleri tahmin edilmiştir. Sonrasında ise gerçekleşen ve tahmin edilen değerler karşılaştırılmıştır. I bayisinin test verileri başarı kriteri değerlendirmesi olan MAPE değeri, 44 haftalık test verisi ve 37 epoch sayısı ile 0,593 çıkmıştır. Şekil 3.22'de görüldüğü üzere 2022 yılı son 44 haftası tahmin edilmiş ve gerçekleşen değerler ile karşılaştırmalı olarak verilmiştir. Söz konusu şekle göre I bayisinin satış tahmin tutarının, gerçekleşen değerlere yakın seyrettiği, aynı aylarda artıp aynı aylarda azaldığı gözlemlenmiştir.

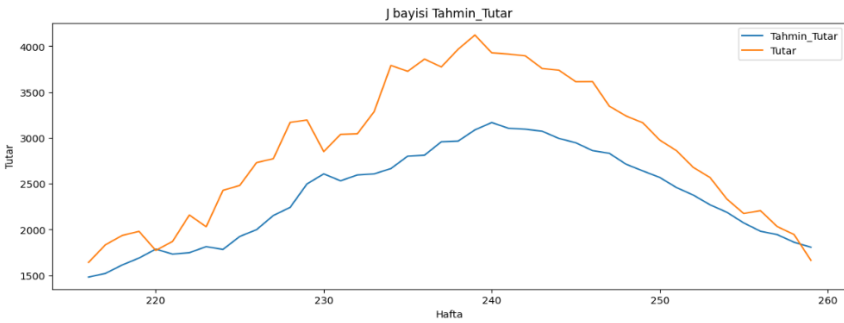
TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA



Şekil 3.22. I Bayisi Test Verilerinin Gerçek ve Tahmin Değerlerinin Karşılaştırılması

3.5.10. J Bayisine İlişkin Elde Edilen Bulgular

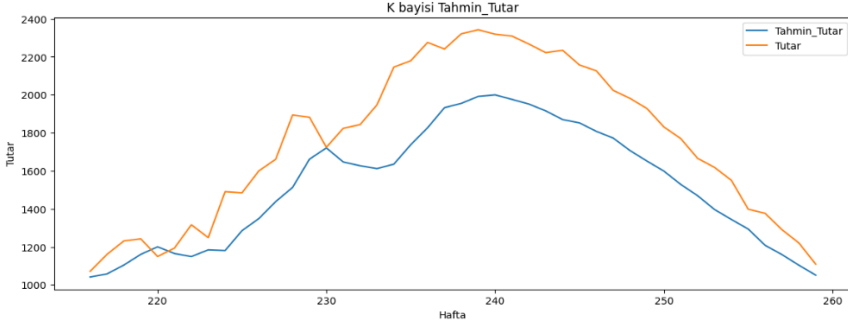
İşletmenin J Bayisinin 2022 yılı son 44 haftasına ait olan test verileriyle, ilgili yılın son 44 haftalık satış değerleri tahmin edilmiştir. Sonrasında ise gerçekleşen ve tahmin edilen değerler karşılaştırılmıştır. J bayisinin test verileri başarı kriteri değerlendirmesi olan MAPE değeri, 44 haftalık test verisi ve 46 epoch sayısı ile 0,599 çıkmıştır. Şekil 3.23'te görüldüğü üzere 2022 yılı son 44 haftası tahmin edilmiş ve gerçekleşen değerler ile karşılaştırmalı olarak verilmiştir. Söz konusu şekle göre J bayisinin satış tahmin tutarının, gerçekleşen değerlere yakın seyrettiği, aynı aylarda artıp aynı aylarda azaldığı gözlemlenmiştir.



Şekil 3.23. J Bayisi Test Verilerinin Gerçek ve Tahmin Değerlerinin Karşılaştırılması

3.5.11. K Bayisine İlişkin Elde Edilen Bulgular

İşletmenin K Bayisinin 2022 yılı son 44 haftasına ait olan test verileriyle, ilgili yılın son 44 haftalık satış değerleri tahmin edilmiştir. Sonrasında ise gerçekleşen ve tahmin edilen değerler karşılaştırılmıştır. K bayisinin test verileri başarı kriteri değerlendirmesi olan MAPE değeri, 44 haftalık test verisi ve 33 epoch sayısı ile 0,575 çıkmıştır. Şekil 3.24'te görüldüğü üzere 2022 yılı son 44 haftası tahmin edilmiş ve gerçekleşen değerler ile karşılaştırmalı olarak verilmiştir. Söz konusu şekle göre K bayisinin satış tahmin tutarının, gerçekleşen değerlere yakın seyrettiği, aynı aylarda artıp aynı aylarda azaldığı gözlemlenmiştir.



Şekil 3.24. K Bayisi Test Verilerinin Gerçek ve Tahmin Değerlerinin Karşılaştırılması

3.5.12. Bayilerin 2023 Yılı Satış Tahminleri

Ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren işletmenin bayilerinin bulunduğu her ilden satış verileri en yüksek olan 1 bayi seçilmiş ve toplamda 11 ilde bulunan bayilerin 2018 (1) – 2022 (52) yılları arasındaki satış tutarları, ilgili yıllara ait haftalık ortalama dolar kurları ve söz konusu bayilerin bulunduğu ilin haftalık ortalama hava sıcaklıkları kullanılarak 2023 yılı satış rakamları tahmin edilmiştir. Aşağıdaki Tablo 3.6'da ilgili bayilerin 2018 – 2022 yılları arasındaki satış tutarları ve 2023 yılı tahmini satış tutarları verilmiştir. Tahmin tutarları analizler sonucunda haftalık bazlı elde edilmiştir.

*TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA*

Fakat ilgili tabloda yıl bazında toplam olarak verilmiştir. Haftalık verileri araştırmanın sonunda Ek-1 de sunulmuştur.

Tablo 3.6. 2018-2022 Arası Bayilerin Satış Tutarları ve 2023 Yılı Satış Tahminleri

| Bayiler | 2018 | 2019 | 2020 | 2021 | 2022 | 2023 | Sıralama |
|---------|---------|---------|---------|---------|---------|----------------|----------|
| A | 757.438 | 740.708 | 746.220 | 749.720 | 762.116 | 593.866 | 2 |
| B | 607.001 | 541.253 | 473.187 | 495.541 | 505.950 | 436.866 | 3 |
| C | 822.135 | 751.739 | 783.903 | 775.425 | 790.192 | 664.802 | 1 |
| D | 37.538 | 37.002 | 38.112 | 37.259 | 37.404 | 43.084 | 11 |
| E | 134.284 | 126.258 | 129.647 | 125.622 | 127.202 | 103.471 | 6 |
| F | 218.286 | 213.632 | 220.101 | 219.531 | 219.729 | 182.536 | 4 |
| G | 505.272 | 47.593 | 12.528 | 26.299 | 41.916 | 46.175 | 10 |
| H | 342.761 | 93.875 | 48.760 | 50.384 | 48.563 | 50.415 | 9 |
| I | 82.510 | 87.765 | 88.811 | 83.381 | 94.233 | 81.192 | 7 |
| J | 127.488 | 135.948 | 124.635 | 132.536 | 140.082 | 115.883 | 5 |
| K | 68.666 | 109.914 | 78.537 | 93.939 | 85.329 | 75.210 | 8 |

İlgili tabloya göre 2023 yılında en çok satış yapması ön görülen Bayi Antalya’da bulunan C Bayisidir. Antalya’da bulunan C Bayisini ise, Konya’da bulunan A Bayisi, Muğla’da bulunan B Bayisi, Mersin’de bulunan F Bayisi, Isparta’da bulunan J Bayisi, Afyon’da bulunan E Bayisi, Burdur’da bulunan I Bayisi, Manisa’da bulunan K Bayisi, Aydın’da bulunan H Bayisi, Denizli’de bulunan G Bayisi ve Uşak’ta bulunan D Bayisi izlemiştir.

Araştırma kapsamında ilgili bayilerin birine distribütörlük verilmesi planlanmaktadır. Distribütörlük verilebilmesi için sadece satış tutarlarının yüksek olması yetmemektedir. Satış tutarlarının yanında literatür taraması ve işletmede çalışan üretim ve operasyon müdürleriyle belirlenen diğer finansal kriterleri, müşteri ilişkileri ve insan kaynakları ile ilgili kriterleri, lokasyon ve teknik alt yapı kriterlerini sağlaması gerekmektedir. Bu kapsamda yukarıda yapılan bayilerin satış tutarlarının tahmini neticesinde, satış tutarları en yüksek olan ilk beş bayi araştırma dahiline alınarak, satış tutarları en yüksek olan bayilerin ilk beş tanesinden birine distribütörlüğün verilecek olduğu araştırmanın ikinci aşamasına geçilecektir.

3.6. Araştırmanın İkinci Aşaması İçin Yapılan Hazırlıklar

Araştırmanın ikinci aşamasında ise tahminleme sonrasında satış tutarları en yüksek olan ilk beş bayiden birine distribütörlük verilecektir. Bu kapsamda ilgili bayilerin sadece satış tutarlarını yüksek olması yeterli olmamakta, satış tutarlarının yanında; yapılan literatür taramasıyla ve işletmede çalışan üretim ve operasyon müdürleriyle sektörel olarak gerekli olan kriterler belirlenmiştir. Sonrasında ise belirlenen kriterler baz alınarak anket formu oluşturulmuş, işletmede çalışan üretim ve operasyon müdürlerine ilgili kriterleri değerlendirmeleri istenmiştir.

3.6.1. Bayilere Distribütörlük Verilebilmesi İçin Gerekli Olan Kriter ve Alt Kriterlerin Belirlenmesi

Bayilerin tam rekabet ortamlarındaki başarısı, geleneksel finansal performans ölçümlerinin ötesine geçmektedir. Üreticinin, çalışanların, tesislerin ve iş sürekliliğini vurgulayan finansal varlıkların verimli kaynak yönetimi gibi bayi performans kıyaslamalarına olan tipik ilgisinin yanı sıra, karmaşık pazarlama sürecindeki verimlilik, son zamanlarda başka bir kıyaslama yöntemi olarak popülerlik kazanmıştır. Bir bayinin başarısı aynı zamanda potansiyel müşteri yaratabilecek ve dolayısıyla müşterileri o bayiden ürün satın almaya ikna edebilecek beceri ve yetenekleri nasıl edindiğine de bağlı olmaktadır (Akdeniz vd., 2010: 152).

İşletmeler kar elde edebilmek ve devamlılıklarını sürdürebilmek adına işletme içi ve dışı finansal ve finansal olmayan çok sayıda faktörü dikkate almak zorundadır. İşletmelerde sadece finansal faktörlerin başarı unsuru olarak kabul edilmesi birtakım sorunların çözümüne yeterince katkı sağlamamaktadır. Bu kapsamda işletmelerin başarı faktörlerinin belirlenebilmesi adına yeni yöntemlerin arayışı içerisinde gidilmiştir. Dengeli başarı göstergesi terimi ise tam da bu noktada ortaya çıkmıştır. Dengeli başarı göstergesi işletmenin geçmiş dönem verilerine dayanarak elde edilen finansal değerlerin yanında geleceğe yönelik müşteri memnuniyeti, müşteri odaklılık,

müşteri ve hissedarların beklentileri doğrultusunda işletme faaliyetlerinin geliştirilmesi ve işletme içi yöntemler doğrultusunda öğrenme ve gelişme gibi fiziksel olmayan değerleri kapsayan, birtakım göstergeler ile bu fiziksel olmayan değerleri ölçebilen ve bu doğrultuda geri bildirimde bulunabilen, eldeki verileri kullanarak strateji üretebilen ve üretilen stratejileri uygulanır kılabilen performans ölçüm sistemidir (Uygur, 2009: 149). Dengeli başarı göstergesinde stratejik kararlar finansal boyutlar, müşteri boyutu, iç süreçleri kapsayan boyutlar ve öğrenme ve gelişme boyutları vasıtasıyla değerlendirilmektedir (Bekmezci, 2010: 208).

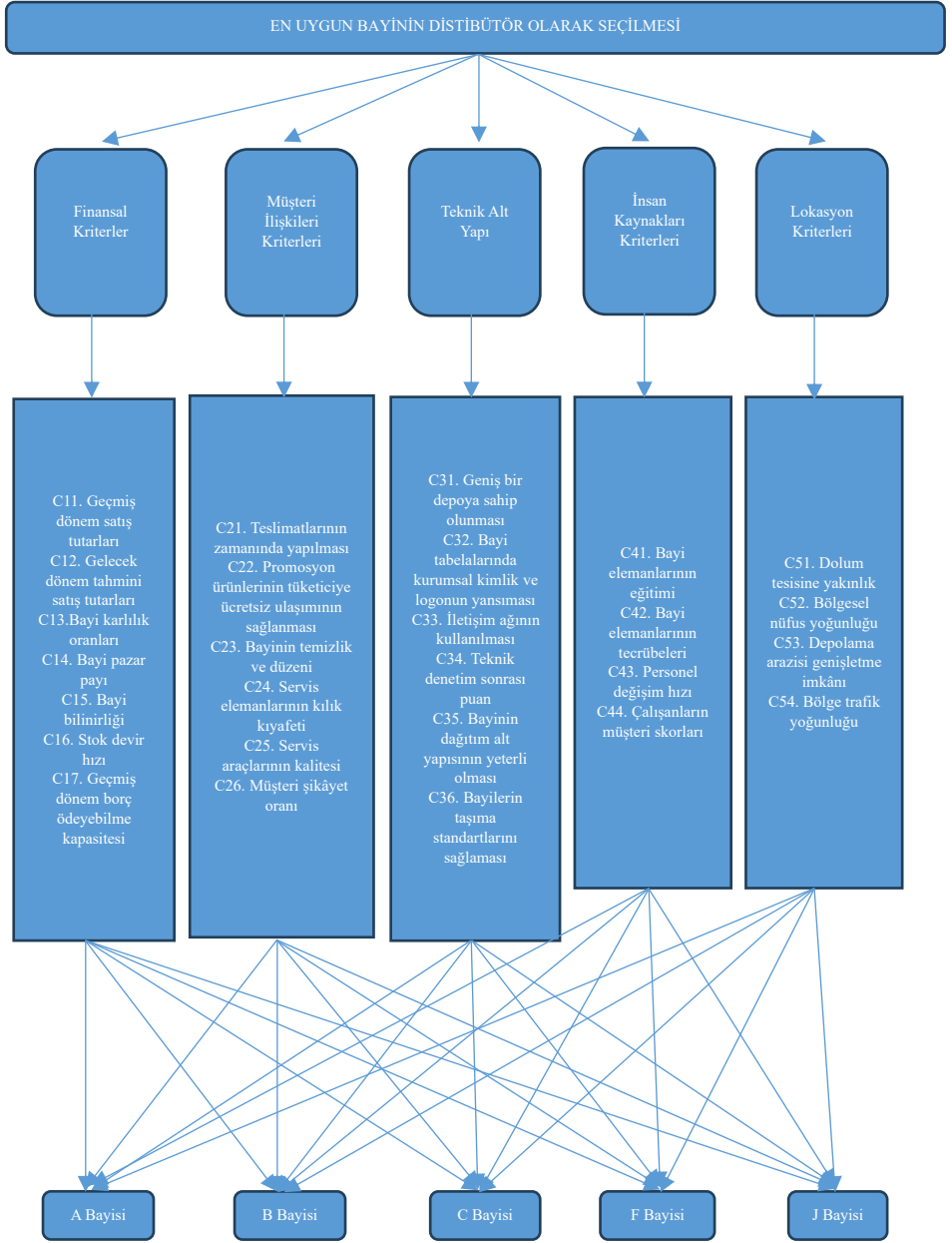
Araştırma kapsamında tahmini satış tutarları en yüksek olan beş bayiden birine distribütörlük verilecektir. Fakat yukarıda belirtilen nedenlerle bir bayinin veya işletmenin performansını değerlendirmede sadece satış tutarlarının yüksek olması yetmemektedir. Satış tutarlarının yanında bayi performansını etkileyen birtakım kriterlerin ve alt kriterlerin de belirlenmesi gerekmektedir. Bu doğrultuda ilgili kriterler ve alt kriterlerin belirlenebilmesi için yerli ve yabancı literatür incelenmiş, aynı zamanda işletmede çalışan üretim ve operasyon müdürlerinden uzman görüşü de alınarak bir bayinin distribütör olabilmesi için gerekli olan kriterler ve alt kriterler oluşturulmuştur.

Araştırma kapsamında değerlendirilecek olan kriter ve alt kriterlerin belirlenebilmesi adına yapılan literatür incelemesinde, yabancı kaynakların daha çok franchise sistemlerine odaklandığı görülmüştür (Ramirez ve Hurtado, 2011; Altınay ve Okumuş, 2010; Rahatullah ve Raeside, 2009; Hsu ve Chen, 2007). Yerli kaynaklarda ise genel olarak bayi seçimi, bayi performansı, bayi başarı göstergeleri, bayi müşteri ilişkileri yönetimi noktasında çalışmaların yapıldığı gözlemlenmiştir (Kabadayı ve Dağ, 2020; Koca ve Yıldırım, 2020; Çelik ve Şahin, 2021; Uygur, 2009; Şenlik vd., 2016; Bal ve Uslu, 2023; Adem vd., 2019; Karaman ve Yıldız, 2021).

Literatür taraması ve işletmede çalışan üretim ve operasyon müdürleriyle belirlenen kriter ve alt kriterlere yönelik hiyerarşik yapı şekil

3.25'te verilmiştir. Bu kapsamda finans kriterleri, müşteri ilişkileri kriterleri, teknik alt yapı kriterleri, insan kaynakları kriterleri ve lokasyon kriterleri olmak üzere toplam 5 ana kriter ve bu ana kriterler altında toplam 27 alt kriter belirlenmiştir. Finans kriteri; geçmiş dönem satış tutarları, gelecek dönem tahmini satış tutarları, bayi karlılık oranları, bayi pazar payı, bayi bilinirliği, stok devir hızı ve geçmiş dönem borç ödeyebilme kapasitesi gibi alt kriterlerden oluşmaktadır. Müşteri ilişkileri kriteri; teslimatların zamanında yapılması, promosyon ürünlerinin tüketiciye ücretsiz ulaşımının sağlanması, bayinin temizlik ve düzeni, servis elemanlarının kılık kıyafeti, servis araçlarının kalitesi ve müşteri şikâyet oranları gibi alt kriterlerden oluşmaktadır. Teknik alt yapı kriteri; geniş bir depoya sahip olunması, bayi tabelalarında kurumsal kimlik ve logoların yansması, iletişim ağının kurulması, teknik denetim sonrası puan, bayinin dağıtım alt yapısının yeterli olması ve bayinin taşıma standartlarını sağlaması gibi alt kriterlerden oluşmaktadır. İnsan kaynakları kriteri; bayi elemanlarının eğitimi, tecrübeleri, personel değişim hızı ve müşterilerin çalışanlara vermiş olduğu memnuniyet skorları gibi alt kriterlerden oluşmaktadır. Son olarak lokasyon kriteri ise; dolun tesisine yakınlık, bölgesel nüfus yoğunluğu, depolama arazisi genişletme imkânı ve bölge trafik yoğunluğu gibi kriterlerden oluşmaktadır.

TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA



Şekil 3.25. Distribütör Seçimi Hiyerarşik Yapısı

3.7. Araştırmanın İkinci Aşamasına Yönelik Yapılan Analiz ve Elde Edilen Bulgular

Ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren işletmede çalışan ve üretim ve operasyon mühendislerinden oluşan 5 kişi tarafından belirlenmiş olan kriter ve alt kriterlerin, yine aynı işletmede çalışan operasyon ve üretim müdürleri aracılığıyla değerlendirilmesi sağlanmıştır. Bu kapsamda yetkililere anket uygulanmış ve söz konusu kriter ve alt kriterleri önem sırasına göre değerlendirmeleri istenmiştir. Kriter ve alt kriterlerin önem sırasının belirlenmesinden sonra önem sırası belirlenen kriterler ve alt kriterler baz alınarak distribütörlük verilecek olan bayinin seçilmesi aşamasına geçilmiştir. Bu aşamada ise yine işletmede çalışan üretim ve operasyon müdürlerinden önem sırası belirlenmiş olan kriter ve alt kriterleri göz önünde bulundurularak distribütörlük verilecek olan 5 bayiye değerlendirmeleri istenmiştir. Değerlendirme neticesinde ise en uygun bayiye distribütörlük verilmiştir.

3.7.1. LBWA Yöntemi Kullanılarak Kriter ve Alt Kriter Ağırlıklarının Belirlenmesi

Ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren işletmenin bayilerinden birine distribütörlüğün verilecek olduğu araştırma kapsamında ilgili distribütörün belirlenebilmesi için birtakım kriter ve alt kriterler belirlenmiştir. Bu kriter ve alt kriterler ise literatür taraması ve uzman görüşü olarak belirlenmiştir. İlgili kriterler ve alt kriterlere ait uygulama kodları Tablo 3.7'de özet olarak verilmiştir. Kriter ağırlıklarının belirlenmesinde literatürde yeni bir yöntem olan LBWA yöntemi kullanılmıştır. Bu kapsamda işletmede çalışan üretim ve operasyon müdürlerinden oluşan 8 yönetici karar verici olarak belirlenmiştir. Karar vericiler ile yapılan yüz yüze görüşmeler neticesinde belirlenen kriter ve alt kriterlerin değerlendirmeleri yapılmıştır. Değerlendirmeler neticesinde elde edilen veriler Microsoft 365 Office Excel 2023 ile analiz edilmiştir.

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

Tablo 3.7. Kriter ve Alt Kriterlere Ait Uygulama Kodları

| Ana Kriterler | | Alt Kriterler | |
|---------------|-------------------------------------|---------------|---|
| C1 | Finansal Kriterler | C11 | Geçmiş Dönem Satış Tutarları |
| | | C12 | Gelecek Dönem Tahmini Satış Tutarları |
| | | C13 | Bayi Karlılık Oranları |
| | | C14 | Bayi Pazar Payı |
| | | C15 | Bayi Bilinirliği |
| | | C16 | Stok Devir Hızı |
| | | C17 | Geçmiş Dönem Borç Ödeyebilme Kapasitesi |
| C2 | Müşteri İlişkileri Kriterleri | C21 | Teslimatların Zamanında Yapılması |
| | | C22 | Promosyon Ürünlerinin Tüketiciyeye Ücretsiz Ulaşımının Sağlanması |
| | | C23 | Bayinin Temizlik ve Düzeni |
| | | C24 | Servis Elemanlarının Kılık Kıyafeti |
| | | C25 | Servis Araçlarının Kalitesi |
| | | C26 | Müşteri Şikâyet Oranı |
| C3 | Teknik Alt Yapı Kriterleri | C31 | Geniş Bir Depoya Sahip Olunması |
| | | C32 | Bayi Tabelalarında Kurumsal Kimlik ve Logonun Yansması |
| | | C33 | İletişim Ağının Kullanılması |
| | | C34 | Teknik Denetim Sonrası Puan |
| | | C35 | Bayinin Dağıtım Alt Yapısının Yeterli Olması |
| | | C36 | Bayinin Taşıma Standartlarını Sağlaması |
| C4 | İnsan Kaynakları Kriterleri | C41 | Bayi Elamanlarının Eğitimi |
| | | C42 | Bayi Elamanlarının Tecrübeleri |
| | | C43 | Personel Değişim Hızı |
| | | C44 | Çalışanların Müşteri Skorları |
| C5 | Lokasyon Kriterleri | C51 | Dolum Tesisine Yakınlık |
| | | C52 | Bölgesel Nüfus Yoğunluğu |
| | | C53 | Depolama Arazisi Genişletme İmkânı |
| | | C54 | Bölge Trafik Yoğunluğu |

Araştırma kapsamında ilk önce işletmede distribütör adayı bayi seçiminde etkili olan 5 kriterden en önemli kriterin karar vericiler tarafından tespit edilmesi sağlanmıştır. En önemli kriter belirlendikten sonra ise en önemli kriterin diğer kriterlere göre ne kadar önemli olduğunu belirlemek için ilgili kriterlerin önem düzeylerine göre gruplandırılması yapılmıştır. Bu gruplandırma aşamasında ise seviyelere dikkat edilmiştir. Yani en önemli kriter diğer kriterlerle eşit önem düzeyine sahip veya iki kat daha önem düzeyine sahipse “Seviye 1” düzeyinde, en önemli kriter diğer kriterlerden en az iki kat veya en fazla üç kat daha fazla önem düzeyine sahipse “Seviye 2” düzeyinde, en önemli kriter diğer kriterlerden en az üç kat veya en fazla dört kat daha fazla önem düzeyine sahipse “Seviye 3” düzeyinde olduğu

belirlenmiştir. Bu kapsamda Karar Verici 1'e ait ana kriter değerlendirmeleri Tablo 3.8'de verilmiştir.

Tablo 3.8. Ana Kriterlerin Önem Düzeylerine Göre Gruplandırılması

| En Önemli Kriter | Seviye Belirleme | Kriterler | | | | | |
|------------------------|------------------|-------------------------------------|----|----|----|----|---|
| | | C1 | C2 | C3 | C4 | C5 | |
| C3 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | X | X | | X |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | | | | |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | | | X | |
| | Seviye 4 | 4'ten 5 kata kadar daha önemli | | | | | |
| | Seviye 5 | 5'ten 6 kata kadar daha önemli | | | | | |
| | Seviye 6 | 6'dan 7 kata kadar daha önemli | | | | | |
| | Seviye 7 | 7'den 8 kata kadar daha önemli | | | | | |
| | Seviye 8 | 8'den 9 kata kadar daha önemli | | | | | |

Sonrasında ise kriterler kapsamında oluşturulan alt kümeler içerisinde (Seviye bazında) en önemli kriter "0" olacak şekilde sıralama yapılmıştır. Yapılan sıralamalar neticesinde I_p değeri elde edilmiştir. Karar Verici 1'e ait olan karşılaştırma değerleri Tablo 3.9'da verilmiştir.

Tablo 3.9. Alt Kümelere İlişkin Karşılaştırma Değerleri

| Seviye | Kriterler | Karşılaştırma Değerleri | | | | |
|--------|-----------|-------------------------|----|----|----|----|
| | | C1 | C2 | C3 | C4 | C5 |
| S1 | I_p | 2 | 1 | 0 | | 3 |
| | I_p | | | | C4 | |
| S3 | I_p | | | | 1 | |

Kriterler kapsamında oluşturulan alt kümeler içerisinde (Seviye bazında), ne kadar karşılaştırma yapılmışsa o sayı kadar "r" değeri bulunur. "r" değeri, kriterlerin karşılaştırılması için ölçüğe ait olan maksimum değerdir. "r" değeri elde edildikten sonra " r_0 " esneklik katsayısı atanmıştır. Esneklik katsayısı ise $r_0 > r$ olacak şekilde belirlenmiştir. Karar Verici 1'e ait ilgili değerler Tablo 3.10'da verilmiştir.

Tablo 3.10. Maksimum Değerin ve Esneklik Katsayısının Belirlenmesi

| Alt Kümeler | Esneklik Katsayısı |
|--------------------------------|--------------------|
| $S_1 = \{C_1, C_2, C_3, C_5\}$ | 4 |
| $S_3 = \{C_4\}$ | 1 |
| | r |
| | 4 |
| | r_0 |
| | 5 |

Sonraki adımda ise kriterlerin etki fonksiyonu belirlenmiştir. Etki fonksiyonunu belirlemek için Eşitlik (2.49) kullanılmıştır. Karar Verici 1'e göre belirlenen değerler ise Tablo 3.11'de verilmiştir.

Tablo 3.11. Etki Fonksiyon Değerleri

| Seviye | Etki Fonksiyon Değeri | |
|--------|-----------------------|------|
| S_1 | $f(C_1)$ | 5/7 |
| | $f(C_2)$ | 5/6 |
| | $f(C_3)$ | 1/1 |
| | $f(C_5)$ | 5/8 |
| S_3 | $f(C_4)$ | 5/16 |

Etki fonksiyonu hesaplandıktan sonra ise kriter ağırlık katsayılarının optimum değeri hesaplanmıştır. Bu kapsamda ilk önce en önemli kriterin ağırlık katsayısı Eşitlik (2.50) yardımıyla hesaplanmıştır. Yukarıda verilen etki fonksiyon değerlerinin toplamının 1'e bölünmesiyle en önemli kriterin ağırlık katsayısı hesaplanmaktadır. Sonrasında ise diğer kriterlerin ağırlık katsayıları Eşitlik (2.51) vasıtasıyla bulunmuştur. Araştırma kapsamında tüm karar vericilere ait elde edilen kriter ağırlıkları aşağıdaki Tablo 3.12'de verilmiştir.

Tablo 3.12. Karar Vericilere Ait Ana Kriter Ağırlıkları

| Karar Verici | C1 | C2 | C3 | C4 | C5 | Toplam |
|------------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|--------|
| KV1 | 0,205 | 0,239 | 0,287 | 0,090 | 0,179 | 1 |
| KV2 | 0,311 | 0,138 | 0,249 | 0,096 | 0,207 | 1 |
| KV3 | 0,327 | 0,101 | 0,261 | 0,093 | 0,218 | 1 |
| KV4 | 0,302 | 0,121 | 0,134 | 0,201 | 0,242 | 1 |
| KV5 | 0,350 | 0,105 | 0,263 | 0,150 | 0,131 | 1 |
| KV6 | 0,302 | 0,121 | 0,242 | 0,134 | 0,201 | 1 |
| KV7 | 0,276 | 0,172 | 0,230 | 0,125 | 0,197 | 1 |
| KV8 | 0,302 | 0,134 | 0,242 | 0,121 | 0,201 | 1 |
| Nihai Ana Kriter Ağırlıkları | 0,297 | 0,141 | 0,238 | 0,126 | 0,197 | 1 |

*TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA*

Karar vericilerin belirlemiş oldukları kriter ağırlıklarının kriter bazında aritmetik ortalaması alınmış ve nihai ana kriter ağırlık değerleri elde edilmiştir. Elde edilen değerlere göre en önemli kriterin finansal kriterler olduğu, sonrasında ise teknik alt yapı kriterleri olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Yani karar vericiler bir bayiye distribütörlük verilebilmesi için finansal kriterlerin daha önemli olduğunu belirtmiştir.

Ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren işletmeye ait bayilerin tahminleme uygulaması sonrasında elde edilen gelecek satış tutarlarından, gelecek satış tutarları en yüksek olan 5 bayisinden birine distribütörlüğün verilecek olduğu bu araştırmada ilgili bayilerde aranan kriterlerden finansal kriterlere ait alt kriterlerin ağırlıklarının belirlenebilmesi için karar vericilerden söz konusu alt kriterleri değerlendirmeleri istenmiştir. Bu kapsamda en önemli alt kriterin karar verici tarafından belirlenmesi sağlanmıştır. En önemli alt kriter belirlendikten sonra ise en önemli alt kriterin diğer alt kriterlere göre ne kadar önemli olduğunu belirlemek için yine karar vericiler tarafından ilgili alt kriterlerin önem düzeylerine göre gruplandırılması yapılmıştır. Bu gruplandırma aşamasında ise yine seviyelere dikkat edilmiştir. Her bir karar vericinin “Finansal Kriterler” ana kriterine ait alt kriterlerinin LBWA işlem adımları uygulanarak elde edilen alt kriter ağırlıkları Tablo 3.13’te verilmiştir. Sonrasında ise tüm karar vericilerin vermiş olduğu alt kriter ağırlıklarının ortalamaları alınarak nihai ağırlıklar elde edilmiştir.

Tablo 3.13. Karar Vericilere Ait Finansal Kriterlerin Alt Kriterlerine Yönelik Ağırlıklar

| Karar Verici | C11 | C12 | C13 | C14 | C15 | C16 | C17 |
|------------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| KV1 | 0,038 | 0,044 | 0,033 | 0,020 | 0,029 | 0,026 | 0,014 |
| KV2 | 0,059 | 0,071 | 0,051 | 0,022 | 0,030 | 0,045 | 0,032 |
| KV3 | 0,036 | 0,082 | 0,066 | 0,030 | 0,025 | 0,055 | 0,033 |
| KV4 | 0,052 | 0,062 | 0,077 | 0,024 | 0,031 | 0,034 | 0,022 |
| KV5 | 0,044 | 0,100 | 0,080 | 0,031 | 0,029 | 0,040 | 0,027 |
| KV6 | 0,051 | 0,076 | 0,061 | 0,030 | 0,028 | 0,034 | 0,023 |
| KV7 | 0,053 | 0,063 | 0,045 | 0,029 | 0,020 | 0,040 | 0,026 |
| KV8 | 0,057 | 0,068 | 0,049 | 0,031 | 0,028 | 0,043 | 0,026 |
| Nihai Alt Kriter Ağırlıkları | 0,049 | 0,071 | 0,058 | 0,027 | 0,027 | 0,039 | 0,025 |

Ana kriterlerden olan finansal kriter boyutunun alt kriter ağırlıklarının karar vericiler tarafından belirlenmesinden sonra ilgili kriter ağırlıklarının aritmetik ortalamaları alınmış ve sonrasında nihai alt kriter ağırlıkları elde edilmiştir. Elde edilen alt kriter nihai ağırlıkları neticesinde en önemli finansal alt kriterin gelecek dönem tahmini satış tutarları ve bayi karlılık oranları olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Bir sonraki ana kriter olan müşteri ilişkileri kriterine ait alt kriterlerin ağırlıklarının belirlenebilmesi için karar vericilerden söz konusu alt kriterleri değerlendirmeleri istenmiştir. Bu kapsamda en önemli alt kriterin karar verici tarafından belirlenmesi sağlanmıştır. En önemli alt kriter belirlendikten sonra ise en önemli alt kriterin diğer alt kriterlere göre ne kadar önemli olduğunu belirlemek için yine karar verici tarafından ilgili alt kriterlerin önem düzeylerine göre gruplandırılması yapılmıştır. Bu gruplandırma aşamasında ise yine seviyelere dikkat edilmiştir. Her bir karar vericinin “Müşteri İlişkileri Kriterleri” ana kriterine ait alt kriterlerinin LBWA işlem adımları uygulanarak elde edilen alt kriter ağırlıkları Tablo 3.14’te verilmiştir. Sonrasında ise tüm karar vericilerin vermiş olduğu alt kriter ağırlıklarının ortalamaları alınarak nihai ağırlıklar elde edilmiştir.

Tablo 3.14. Karar Vericilere Ait Müşteri İlişkileri Kriteri Alt Kriterlerine Yönelik Ağırlıklar

| Karar Verici | C21 | C22 | C23 | C24 | C25 | C26 |
|------------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| KV1 | 0,077 | 0,034 | 0,022 | 0,024 | 0,021 | 0,062 |
| KV2 | 0,037 | 0,015 | 0,012 | 0,014 | 0,011 | 0,050 |
| KV3 | 0,026 | 0,014 | 0,009 | 0,010 | 0,009 | 0,032 |
| KV4 | 0,044 | 0,010 | 0,009 | 0,013 | 0,012 | 0,033 |
| KV5 | 0,015 | 0,012 | 0,011 | 0,009 | 0,009 | 0,050 |
| KV6 | 0,034 | 0,014 | 0,010 | 0,010 | 0,008 | 0,045 |
| KV7 | 0,064 | 0,025 | 0,018 | 0,020 | 0,017 | 0,028 |
| KV8 | 0,022 | 0,020 | 0,014 | 0,015 | 0,013 | 0,050 |
| Nihai Alt Kriter Ağırlıkları | 0,040 | 0,018 | 0,013 | 0,014 | 0,012 | 0,044 |

Ana kriter müşteri ilişkileri kriterinin alt kriterler ağırlıklarının karar vericiler tarafından belirlenmesi sonrasında söz konusu kriter ağırlıklarının aritmetik ortalamaları alınarak nihai alt kriter ağırlıkları elde edilmiştir. Elde edilen nihai alt kriter ağırlıklarına göre en önemli müşteri ilişkileri alt

kriterinin müşteri şikâyet oranı ve teslimatların zamanında yapılması olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Distribütör seçiminde önemli olan kriterlerden bir diğeri olan teknik alt yapı kriterine ait alt kriterlerin ağırlıklarının belirlenebilmesi için karar vericilerden ilgili alt kriterleri değerlendirmeleri istenmiştir. Böylece en önemli alt kriterin karar vericiler tarafından belirlenmesi sağlanmıştır. En önemli alt kriterin belirlenmesi sonrasında ilgili alt kriterin diğer alt kriterlerden ne kadar önemli olduğunu belirlemek amacıyla yine karar vericiler tarafından alt kriterlerin önem düzeylerine göre gruplandırılması yapılmıştır. Bu gruplandırma aşamasında ise alt kriterlerin hangi seviyelerde gruplandığına dikkat edilmiştir. Bu kapsamda her bir karar vericinin “Teknik Alt Yapı Kriteri” ana kriterine ait alt kriterlerinin LBWA işlem adımları uygulanarak elde edilen alt kriter ağırlıkları Tablo 3.15’te verilmiştir. Sonrasında ise tüm karar vericilerin vermiş olduğu alt kriter ağırlıklarının ortalamaları alınarak nihai ağırlıklar elde edilmiştir.

Tablo 3.15. Karar Vericilere Ait Teknik Alt Yapı Kriteri Alt Kriterlerine Yönelik Ağırlıklar

| Karar Verici | C31 | C32 | C33 | C34 | C35 | C36 |
|------------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| KV1 | 0,087 | 0,027 | 0,038 | 0,069 | 0,035 | 0,031 |
| KV2 | 0,061 | 0,028 | 0,044 | 0,051 | 0,038 | 0,026 |
| KV3 | 0,079 | 0,024 | 0,035 | 0,063 | 0,032 | 0,029 |
| KV4 | 0,033 | 0,015 | 0,024 | 0,028 | 0,021 | 0,014 |
| KV5 | 0,084 | 0,025 | 0,036 | 0,063 | 0,032 | 0,023 |
| KV6 | 0,069 | 0,021 | 0,055 | 0,046 | 0,031 | 0,020 |
| KV7 | 0,063 | 0,025 | 0,028 | 0,051 | 0,042 | 0,020 |
| KV8 | 0,069 | 0,021 | 0,046 | 0,055 | 0,031 | 0,020 |
| Nihai Alt Kriter Ağırlıkları | 0,068 | 0,023 | 0,038 | 0,053 | 0,033 | 0,023 |

Ana kriter teknik alt yapı kriterinin alt kriter ağırlıklarının karar vericiler tarafından belirlenmesi sonrasında söz konusu alt kriter ağırlıklarının aritmetik ortalamaları alınarak nihai alt kriter ağırlıkları elde edilmiştir. Elde edilen nihai alt kriter ağırlıklarına göre en önemli teknik alt yapı alt kriterinin geniş bir depoya sahip olmak ve teknik denetleme sonrası kazanılan puan olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Bir diğer ana kriter olan insan kaynakları kriterine ait alt kriterlerin ağırlıklarının belirlenebilmesi için karar vericilerden ilgili alt kriterleri değerlendirmeleri istenmiştir. Bu sayede en önemli alt kriterin karar vericiler tarafından belirlenmesi sağlanmıştır. En önemli alt kriterin belirlenmesi sonrasında ilgili alt kriterin diğer kriterlerden ne derece önemli olduklarını belirlemek için yine karar vericiler tarafından alt kriterlerin önem düzeylerine göre gruplandırılması yapılmıştır. Bu gruplandırma aşamasında alt kriterlerin hangi seviyelerde gruplandıklarına dikkat edilmiştir. Bu doğrultuda her bir karar vericinin “İnsan Kaynakları Kriteri” ana kriterine ait alt kriterlerinin LBWA işlem adımları uygulanarak elde edilen alt kriter ağırlıkları Tablo 3.16’da verilmiştir. Sonrasında ise tüm karar vericilerin vermiş olduğu alt kriter ağırlıklarının ortalamaları alınarak nihai ağırlıklar elde edilmiştir.

Tablo 3.16. Karar Vericilere Ait İnsan Kaynakları Kriteri Alt Kriterlerine Yönelik Ağırlıklar

| Karar Verici | C41 | C42 | C43 | C44 |
|------------------------------|-------|-------|-------|-------|
| KV1 | 0,028 | 0,024 | 0,018 | 0,020 |
| KV2 | 0,026 | 0,015 | 0,022 | 0,033 |
| KV3 | 0,026 | 0,021 | 0,014 | 0,032 |
| KV4 | 0,067 | 0,056 | 0,037 | 0,042 |
| KV5 | 0,027 | 0,025 | 0,030 | 0,068 |
| KV6 | 0,023 | 0,020 | 0,039 | 0,053 |
| KV7 | 0,037 | 0,018 | 0,021 | 0,049 |
| KV8 | 0,035 | 0,020 | 0,018 | 0,047 |
| Nihai Alt Kriter Ağırlıkları | 0,034 | 0,025 | 0,025 | 0,043 |

Ana kriter insan kaynakları kriterinin alt kriterler ağırlıklarının karar vericiler tarafından belirlenmesi sonrasında ilgili alt kriter ağırlıklarının aritmetik ortalaması alınarak nihai alt kriter ağırlıkları elde edilmiştir. Söz konusu alt kriter ağırlıklarına göre en önemli insan kaynakları alt kriterinin çalışan müşteri skorları ve bayi çalışanlarının eğitimleri olduğu gözlemlenmiştir. Çalışan müşteri skorları, çalışanların müşteriler tarafından değerlendirilmesi sonrası çalışanların elde ettiği puan olarak tanımlanabilmektedir. Bayi çalışanlarının eğitimleri ise servis kalitesinin daha da artırılması ve bayi içi standartlarının artırılması noktasında verilen eğitimleri kapsamaktadır.

Son ana kriter olan lokasyon kriterine ait alt kriterlerin ağırlıklarının belirlenebilmesi adına karar vericilerden söz konusu alt kriterleri değerlendirmeleri istenmiş, bu değerlendirme sonucunda ise en önemli alt kriterin karar vericiler tarafından belirlenmesi sağlanmıştır. En önemli alt kriterin belirlenmesi sonrasında ilgili alt kriterin diğer alt kriterlerden ne kadar önemli olduğunu belirlemek için yine karar vericilerden alt kriterleri önem düzeylerine göre sınıflandırması istenmiştir. Bu gruplandırma işlemiyle alt kriterlerin hangi seviyede gruplandıkları belirlenmiştir. Bu kapsamda her bir karar vericinin “Lokasyon Kriteri” ana kriterine ait alt kriterlerinin LBWA işlem adımları uygulanarak elde edilen alt kriter ağırlıkları Tablo 3.17’de verilmiştir. Sonrasında ise tüm karar vericilerin vermiş olduğu alt kriter ağırlıklarının ortalamaları alınarak nihai ağırlıklar elde edilmiştir.

Tablo 3.17. Karar Vericilere Ait Lokasyon Kriteri Alt Kriterlerine Yönelik Ağırlıklar

| Karar Verici | C51 | C52 | C53 | C54 |
|------------------------------|-------|-------|-------|-------|
| KV1 | 0,049 | 0,041 | 0,062 | 0,027 |
| KV2 | 0,035 | 0,061 | 0,081 | 0,030 |
| KV3 | 0,064 | 0,037 | 0,085 | 0,032 |
| KV4 | 0,097 | 0,042 | 0,073 | 0,029 |
| KV5 | 0,028 | 0,020 | 0,066 | 0,018 |
| KV6 | 0,061 | 0,035 | 0,081 | 0,024 |
| KV7 | 0,040 | 0,035 | 0,094 | 0,028 |
| KV8 | 0,061 | 0,035 | 0,081 | 0,024 |
| Nihai Alt Kriter Ağırlıkları | 0,054 | 0,038 | 0,078 | 0,027 |

Ana kriter lokasyon kriterinin alt kriter ağırlıklarının karar vericiler tarafından belirlenmesinden sonra söz konusu alt kriter ağırlıklarının aritmetik ortalaması alınmıştır. Bu sayede nihai alt kriter ağırlıkları elde edilmiştir. İlgili alt kriter ağırlıklarına göre en önemli lokasyon alt kriterinin depolama arazisini genişletme imkânı ve dolun tesisine yakınlık olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Araştırma kapsamında kullanılan kriterler ve alt kriterlerin ağırlık katsayıları ve nihai ağırlık katsayıları, aşağıda Tablo 3.18’de detaylı bir şekilde verilmiştir.

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

Tablo 3.18. Karar Vericilere Ait Kriter ve Alt Kriter Ağırlıkları

| Ana Kriterler | Ana Kriter Ağırlığı | Alt Kriterler | Alt Kriter Ağırlığı | Nihai Alt Kriter Ağırlıkları |
|----------------------------------|---------------------|---|---------------------|------------------------------|
| C1 Finansal Kriterler | 0,297 | C11 Geçmiş Dönem Satış Tutarları | 0,165 | 0,049 |
| | | C12 Gelecek Dönem Tahmini Satış Tutarları | 0,239 | 0,071 |
| | | C13 Bayi Karlılık Oranları | 0,195 | 0,058 |
| | | C14 Bayi Pazar Payı | 0,091 | 0,027 |
| | | C15 Bayi Bilinirliği | 0,091 | 0,027 |
| | | C16 Stok Devir Hızı | 0,131 | 0,039 |
| | | C17 Geçmiş Dönem Borç Ödeyebilme Kapasitesi | 0,084 | 0,025 |
| C2 Müşteri İlişkileri Kriterleri | 0,141 | C21 Teslimatların Zamanında Yapılması | 0,284 | 0,040 |
| | | C22 Promosyon Ürünlerinin Tüketiciciye Ücretsiz Ulaşımının Sağlanması | 0,128 | 0,018 |
| | | C23 Bayinin Temizlik ve Düzeni | 0,092 | 0,013 |
| | | C24 Servis Elemanlarının Kılık Kıyafeti | 0,099 | 0,014 |
| | | C25 Servis Araçlarının Kalitesi | 0,085 | 0,012 |
| | | C26 Müşteri Şikâyet Oranı | 0,312 | 0,044 |
| C3 Teknik Alt Yapı Kriterleri | 0,238 | C31 Geniş Bir Depoya Sahip Olunması | 0,286 | 0,068 |
| | | C32 Bayi Tabelalarında Kurumsal Kimlik ve Logonun Yansması | 0,097 | 0,023 |
| | | C33 İletişim Ağının Kullanılması | 0,160 | 0,038 |
| | | C34 Teknik Denetim Sonrası Puan | 0,223 | 0,053 |
| | | C35 Bayinin Dağıtım Alt Yapısının Yeterli Olması | 0,139 | 0,033 |
| | | C36 Bayinin Taşıma Standartlarını Sağlaması | 0,097 | 0,023 |
| C4 İnsan Kaynakları Kriterleri | 0,126 | C41 Bayi Elamanlarının Eğitimi | 0,270 | 0,034 |
| | | C42 Bayi Elemanlarının Tecrübeleri | 0,198 | 0,025 |
| | | C43 Personel Değişim Hızı | 0,198 | 0,025 |
| | | C44 Çalışanların Müşteri Skorları | 0,341 | 0,043 |
| C5 Lokasyon Kriterleri | 0,197 | C51 Dolum Tesisine Yakınlık | 0,274 | 0,054 |
| | | C52 Bölgesel Nüfus Yoğunluğu | 0,193 | 0,038 |
| | | C53 Depolama Arazisi Genişletme İmkânı | 0,396 | 0,078 |
| | | C54 Bölge Trafik Yoğunluğu | 0,137 | 0,027 |

İlgili tabloda, alt kriter ağırlıkları her bir karar vericinin alt kriter ağırlıklarının ortalaması alınarak elde edilmiştir. Sonrasında ise ana kriter ağırlıkları ile alt kriter ağırlıklarının çarpılmasıyla nihai alt kriter ağırlıkları bulunmuştur.

Diğer karar vericilere ait olan kriter ve alt kriter önem düzeyi gruplandırma işlemleri, alt kümelere ilişkin karşılaştırma değerleri, maksimum değer ve esneklik katsayılarına ait değerler ve etki fonksiyon değerleri Ek-2’de verilmiştir.

3.7.2. CoCoSo Yöntemi Kullanılarak Alternatiflerin Belirlenmesi

Ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren işletmenin 5 bayi alternatifinden birisine distribütörlüğün verilecek olduğu bu araştırma kapsamında, işletmede çalışan üretim ve operasyon müdürlerinden oluşan 8 kişiden yukarıda belirlemiş oldukları kriter ve alt kriterler doğrultusunda ilgili 5 bayiyi değerlendirmeleri istenmiştir. Söz konusu değerlendirmede ise distribütör adayı bayiyi belirleyecek olan 8 karar verici, kriter ve alt kriter bazında ilgili alternatifleri 5'in katları olacak şekilde ve 100 puan üzerinden değerlendirmiştir. Değerlendirme sonrasında elde edilen veriler ile CoCoSo yönteminin ilk adımı olan karar matrisi oluşturulmuştur. Her bir karar vericiye ait değerlendirme matrisleri Ek-3'te ayrı ayrı verilmiş, her bir karar vericinin vermiş olduğu cevapların ortalamaları alınarak bütünlük karar matrisi oluşturulmuştur. Oluşturulan bütünlük karar matrisi ise Tablo 3.19'da verilmiştir.

Tablo 3.19. Bütünlük Karar Matrisi

| Ana Kriterler | | Finansal Kriterler | | | | | | Müşteri İlişkileri Kriterleri | | | | | | | |
|---------------|-----|----------------------------|-------|-------|-------|-------|-----------------------------|-------------------------------|-------|-------|---------------------|--------|-------|-------|-------|
| Alt Kriterler | | C11 | C12 | C13 | C14 | C15 | C16 | C17 | C21 | C22 | C23 | C24 | C25 | C26 | |
| Ağırlıklar | | 0,049 | 0,071 | 0,058 | 0,027 | 0,027 | 0,039 | 0,025 | 0,040 | 0,018 | 0,013 | 0,014 | 0,012 | 0,044 | |
| | | Maks | Maks | Maks | Maks | Maks | Maks | Maks | Maks | Maks | Maks | Maks | Maks | Min | |
| Alternatifler | A | 84,38 | 89,38 | 83,75 | 76,88 | 78,75 | 83,75 | 77,50 | 78,75 | 74,38 | 75,00 | 73,13 | 68,75 | 33,75 | |
| | B | 77,50 | 80,00 | 76,25 | 69,38 | 71,88 | 77,50 | 71,88 | 79,38 | 75,63 | 80,00 | 81,25 | 76,88 | 27,50 | |
| | C | 91,88 | 98,13 | 92,50 | 86,25 | 90,00 | 91,25 | 86,88 | 90,63 | 88,13 | 86,88 | 90,00 | 88,13 | 18,13 | |
| | F | 66,88 | 70,63 | 65,00 | 65,00 | 61,25 | 69,38 | 63,13 | 65,00 | 59,38 | 66,88 | 64,38 | 62,50 | 55,63 | |
| | J | 56,88 | 62,50 | 55,00 | 48,75 | 53,75 | 59,38 | 57,50 | 63,13 | 71,88 | 80,63 | 85,00 | 76,25 | 34,38 | |
| | Min | 56,88 | 62,50 | 55,00 | 48,75 | 52,50 | 59,38 | 56,25 | 60,00 | 55,63 | 63,75 | 61,88 | 55,00 | 16,88 | |
| Maks | | 91,88 | 98,13 | 92,50 | 86,25 | 90,00 | 92,50 | 86,88 | 91,88 | 90,00 | 93,75 | 95,00 | 90,00 | 55,63 | |
| Ana Kriterler | | Teknik Alt Yapı Kriterleri | | | | | İnsan Kaynakları Kriterleri | | | | Lokasyon Kriterleri | | | | |
| Alt Kriterler | | C31 | C32 | C33 | C34 | C35 | C36 | C41 | C42 | C43 | C44 | C51 | C52 | C53 | C54 |
| Ağırlıklar | | 0,068 | 0,023 | 0,038 | 0,053 | 0,033 | 0,023 | 0,034 | 0,025 | 0,025 | 0,043 | 0,054 | 0,038 | 0,078 | 0,027 |
| | | Maks | Maks | Maks | Maks | Maks | Maks | Maks | Maks | Min | Maks | Maks | Maks | Maks | Min |
| Alternatifler | A | 86,88 | 76,88 | 84,38 | 86,88 | 81,88 | 75,63 | 74,38 | 90,63 | 53,13 | 84,38 | 68,75 | 86,88 | 83,75 | 79,38 |
| | B | 81,25 | 77,50 | 79,38 | 80,63 | 73,13 | 73,75 | 80,00 | 75,00 | 56,25 | 78,13 | 77,50 | 69,38 | 80,00 | 65,00 |
| | C | 95,63 | 88,75 | 93,13 | 95,00 | 91,25 | 85,63 | 91,25 | 85,00 | 45,00 | 96,25 | 100,00 | 93,75 | 93,13 | 84,38 |
| | F | 75,00 | 63,75 | 79,38 | 67,50 | 75,00 | 65,00 | 60,63 | 59,38 | 63,13 | 66,88 | 56,25 | 79,38 | 71,88 | 75,00 |
| | J | 63,75 | 66,25 | 66,88 | 68,13 | 61,88 | 66,25 | 69,38 | 63,75 | 51,88 | 67,50 | 83,75 | 56,88 | 66,88 | 48,75 |
| | Min | 63,75 | 61,25 | 66,25 | 63,75 | 61,88 | 60,63 | 58,75 | 56,25 | 35,00 | 64,38 | 56,25 | 56,88 | 65,63 | 48,75 |
| Maks | | 95,63 | 88,75 | 93,13 | 95,00 | 91,25 | 86,25 | 92,50 | 91,88 | 74,38 | 96,25 | 100,00 | 93,75 | 93,13 | 84,38 |

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

İkinci aşamada ise karar matrisi içerisinde bulunan kriter değerlerinin normalize edilmesi gerekmektedir. Normalizasyon işleminde ilgili kriter fayda yönlü ise Eşitlik (2.53), maliyet yönlü ise Eşitlik (2.54)'te verilen denklem kullanılmıştır. Normalize işleminden sonra elde edilen normalize karar matrisi Tablo 3.20'de verilmiştir.

Tablo 3.20. Normalize Karar Matrisi

| Ana Kriterler | | Finansal Kriterler | | | | | | Müşteri İlişkileri Kriterleri | | | | | | | |
|---------------|---|----------------------------|-------|-------|-------|-------|-----------------------------|-------------------------------|-------|-------|---------------------|-------|-------|-------|-------|
| Alt Kriterler | | C11 | C12 | C13 | C14 | C15 | C16 | C17 | C21 | C22 | C23 | C24 | C25 | C26 | |
| Ağırlıklar | | 0,049 | 0,071 | 0,058 | 0,027 | 0,027 | 0,039 | 0,025 | 0,040 | 0,018 | 0,013 | 0,014 | 0,012 | 0,044 | |
| Alternatifler | A | 0,79 | 0,75 | 0,77 | 0,75 | 0,70 | 0,74 | 0,69 | 0,59 | 0,55 | 0,38 | 0,34 | 0,39 | 0,44 | |
| | B | 0,59 | 0,49 | 0,57 | 0,55 | 0,52 | 0,55 | 0,51 | 0,61 | 0,58 | 0,54 | 0,58 | 0,63 | 0,27 | |
| | C | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,96 | 1,00 | 0,96 | 0,95 | 0,77 | 0,85 | 0,95 | 0,03 | |
| | F | 0,29 | 0,23 | 0,27 | 0,43 | 0,23 | 0,30 | 0,22 | 0,16 | 0,11 | 0,10 | 0,08 | 0,21 | 1,00 | |
| | J | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,03 | 0,00 | 0,04 | 0,10 | 0,47 | 0,56 | 0,70 | 0,61 | 0,45 | |
| Ana Kriterler | | Teknik Alt Yapı Kriterleri | | | | | İnsan Kaynakları Kriterleri | | | | Lokasyon Kriterleri | | | | |
| Alt Kriterler | | C31 | C32 | C33 | C34 | C35 | C36 | C41 | C42 | C43 | C44 | C51 | C52 | C53 | C54 |
| Ağırlıklar | | 0,068 | 0,023 | 0,038 | 0,053 | 0,033 | 0,023 | 0,034 | 0,025 | 0,025 | 0,043 | 0,054 | 0,038 | 0,078 | 0,027 |
| Alternatifler | A | 0,73 | 0,57 | 0,67 | 0,74 | 0,68 | 0,59 | 0,46 | 0,96 | 0,46 | 0,63 | 0,29 | 0,81 | 0,66 | 0,86 |
| | B | 0,55 | 0,59 | 0,49 | 0,54 | 0,38 | 0,51 | 0,63 | 0,53 | 0,54 | 0,43 | 0,49 | 0,34 | 0,52 | 0,46 |
| | C | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,98 | 0,96 | 0,81 | 0,25 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 |
| | F | 0,35 | 0,09 | 0,49 | 0,12 | 0,45 | 0,17 | 0,06 | 0,09 | 0,71 | 0,08 | 0,00 | 0,61 | 0,23 | 0,74 |
| | J | 0,00 | 0,18 | 0,02 | 0,14 | 0,00 | 0,22 | 0,31 | 0,21 | 0,43 | 0,10 | 0,63 | 0,00 | 0,05 | 0,00 |

Sonraki adımda ise S_i ve P_i değerlerinin hesaplanması gerekmektedir. S_i değeri toplam ağırlıklı karşılaştırılabilirlik dizilerini ifade etmektedir ve Eşitlik (2.55)'da gösterilen denklem ile hesaplanmaktadır. P_i değeri ise toplam güç ağırlıklı karşılaştırılabilirlik dizilerini ifade etmektedir ve Eşitlik (2.56)'de gösterilen denklem ile hesaplanmaktadır. Bu doğrultuda ilgili değerlerin hesaplanabilmesi için ağırlıklı normalize karar matrisinin ayrı ayrı oluşturulması gerekmektedir. Ağırlıklı normalize karar matrisleri Tablo 3.21 ve Tablo 3.22'de verilmiştir.

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

Tablo 3.21. Si İçin Ağırlıklı Normalize Karar Matrisi

| Ana Kriterler | | Finansal Kriterler | | | | | | Müşteri İlişkileri Kriterleri | | | | | | | |
|---------------|---|----------------------------|------|------|------|------|------|-------------------------------|------|------|------|---------------------|------|------|------|
| Alt Kriterler | | C11 | C12 | C13 | C14 | C15 | C16 | C17 | C21 | C22 | C23 | C24 | C25 | C26 | |
| Alternatifler | A | 0,04 | 0,05 | 0,04 | 0,02 | 0,02 | 0,03 | 0,02 | 0,02 | 0,01 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,02 | |
| | B | 0,03 | 0,03 | 0,03 | 0,01 | 0,01 | 0,02 | 0,01 | 0,02 | 0,01 | 0,01 | 0,01 | 0,01 | 0,01 | |
| | C | 0,05 | 0,07 | 0,06 | 0,03 | 0,03 | 0,04 | 0,03 | 0,04 | 0,02 | 0,01 | 0,01 | 0,01 | 0,00 | |
| | F | 0,01 | 0,02 | 0,02 | 0,01 | 0,01 | 0,01 | 0,01 | 0,01 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,04 | |
| | J | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,01 | 0,01 | 0,01 | 0,01 | 0,02 | |
| Ana Kriterler | | Teknik Alt Yapı Kriterleri | | | | | | İnsan Kaynakları Kriterleri | | | | Lokasyon Kriterleri | | | |
| Alt Kriterler | | C31 | C32 | C33 | C34 | C35 | C36 | C41 | C42 | C43 | C44 | C51 | C52 | C53 | C54 |
| Alternatifler | A | 0,05 | 0,01 | 0,03 | 0,04 | 0,02 | 0,01 | 0,02 | 0,02 | 0,01 | 0,03 | 0,02 | 0,03 | 0,05 | 0,02 |
| | B | 0,04 | 0,01 | 0,02 | 0,03 | 0,01 | 0,01 | 0,02 | 0,01 | 0,01 | 0,02 | 0,03 | 0,01 | 0,04 | 0,01 |
| | C | 0,07 | 0,02 | 0,04 | 0,05 | 0,03 | 0,02 | 0,03 | 0,02 | 0,01 | 0,04 | 0,05 | 0,04 | 0,08 | 0,03 |
| | F | 0,02 | 0,00 | 0,02 | 0,01 | 0,01 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,02 | 0,00 | 0,00 | 0,02 | 0,02 | 0,02 |
| | J | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,01 | 0,00 | 0,01 | 0,01 | 0,01 | 0,01 | 0,01 | 0,00 | 0,03 | 0,00 | 0,00 |

Tablo 3.22. Pi İçin Ağırlıklı Normalize Karar Matrisi

| Ana Kriterler | | Finansal Kriterler | | | | | | Müşteri İlişkileri Kriterleri | | | | | | | |
|---------------|---|----------------------------|------|------|------|------|------|-------------------------------|------|------|------|---------------------|------|------|------|
| Alt Kriterler | | C11 | C12 | C13 | C14 | C15 | C16 | C17 | C21 | C22 | C23 | C24 | C25 | C26 | |
| Alternatifler | A | 0,99 | 0,98 | 0,98 | 0,99 | 0,99 | 0,99 | 0,99 | 0,98 | 0,99 | 0,99 | 0,98 | 0,99 | 0,96 | |
| | B | 0,97 | 0,95 | 0,97 | 0,98 | 0,98 | 0,98 | 0,98 | 0,98 | 0,99 | 0,99 | 0,99 | 0,99 | 0,94 | |
| | C | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,86 | |
| | F | 0,94 | 0,90 | 0,93 | 0,98 | 0,96 | 0,95 | 0,96 | 0,93 | 0,96 | 0,97 | 0,96 | 0,98 | 1,00 | |
| | J | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,91 | 0,00 | 0,92 | 0,91 | 0,99 | 0,99 | 0,99 | 0,99 | 0,97 | |
| Ana Kriterler | | Teknik Alt Yapı Kriterleri | | | | | | İnsan Kaynakları Kriterleri | | | | Lokasyon Kriterleri | | | |
| Alt Kriterler | | C31 | C32 | C33 | C34 | C35 | C36 | C41 | C42 | C43 | C44 | C51 | C52 | C53 | C54 |
| Alternatifler | A | 0,98 | 0,99 | 0,99 | 0,98 | 0,99 | 0,99 | 0,97 | 1,00 | 0,98 | 0,98 | 0,93 | 0,99 | 0,97 | 1,00 |
| | B | 0,96 | 0,99 | 0,97 | 0,97 | 0,97 | 0,98 | 0,98 | 0,98 | 0,98 | 0,96 | 0,96 | 0,96 | 0,95 | 0,98 |
| | C | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,99 | 0,97 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 |
| | F | 0,93 | 0,95 | 0,97 | 0,89 | 0,97 | 0,96 | 0,91 | 0,94 | 0,99 | 0,90 | 0,00 | 0,98 | 0,89 | 0,99 |
| | J | 0,00 | 0,96 | 0,87 | 0,90 | 0,00 | 0,97 | 0,96 | 0,96 | 0,98 | 0,90 | 0,98 | 0,00 | 0,79 | 0,00 |

Her bir alternatif için kriter ve alt kriter bazında elde edilen S_i ve P_i ağırlıklı normalize karar matrisi değerlerinin toplamı alınarak yine her bir alternatif için S_i ve P_i değeri hesaplanmaktadır. İlgili değerler ise Tablo 3.23'te verilmiştir.

Tablo 3.23. Si ve Pi Değerleri

| | | S_i | P_i |
|---------------|---|-------|--------|
| Alternatifler | A | 0,65 | 26,54 |
| | B | 0,51 | 26,32 |
| | C | 0,92 | 26,81 |
| | F | 0,29 | 24,71 |
| | J | 0,14 | 16,94 |
| Toplam | | 2,52 | 121,33 |

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

Bir sonraki aşamada ise alternatiflerin göreceli ağırlıklarının hesaplanması yapılmaktadır. Söz konusu hesaplamalar yapılırken üç adet değerlendirme puanı hesaplanmaktadır. Bunlardan ilki k_{ia} değeridir ve Eşitlik (2.57) ile hesaplanmaktadır. Bu değer ağırlıklı toplam yöntemi ve ağırlıklı çarpım yöntemi puanlarının toplamının aritmetik ortalamasını ifade etmektedir. Diğer değerlendirme puanı ise k_{ib} değeridir ve Eşitlik (2.58) ile hesaplanmaktadır. Bu değer en iyiye kıyasla ağırlıklı toplam yöntemi ve ağırlıklı çarpım yönteminin göreceli puanlarının toplamını ifade etmektedir. Son değerlendirme puanı k_{ic} değeridir ve Eşitlik (2.59) ile hesaplanmaktadır. Bu değer ise ağırlıklı toplam yöntemi ve ağırlıklı çarpım yöntemi model puanlarının dengeli skor değerlerini ifade etmektedir. İlgili hesaplamalar sonrasında elde edilen değerler Tablo 3.24'te verilmiştir.

Tablo 3.24. k_{ia} , k_{ib} ve k_{ic} Değerleri

| | | k_{ia} | k_{ib} | k_{ic} |
|---------------|---|----------|----------|----------|
| Alternatifler | A | 0,22 | 6,07 | 0,98 |
| | B | 0,22 | 5,09 | 0,97 |
| | C | 0,22 | 7,96 | 1,00 |
| | F | 0,20 | 3,49 | 0,90 |
| | J | 0,14 | 2,00 | 0,62 |

Son olarak ise alternatiflerin nihai sıralamaları belirlenmektedir. Bir önceki adımda elde edilen k_{ia} , k_{ib} ve k_{ic} değerleri baz alınarak her bir alternatif için göreceli önem değerleri belirlenmektedir. Söz konusu değer ise Eşitlik (2.60) aracılığıyla elde edilmektedir. Yapılan hesaplamalar sonrası alternatiflere yönelik nihai sıralamalar Tablo 3.25'te verilmiştir.

Tablo 3.25. Alternatiflerin Nihai Sıralaması (k_i)

| | | k_i | Sıralama |
|---------------|---|-------|----------|
| Alternatifler | A | 4,85 | 2 |
| | B | 4,18 | 3 |
| | C | 6,12 | 1 |
| | F | 3,06 | 4 |
| | J | 1,84 | 5 |

Alternatiflerin nihai sıralamasının belirlenmesiyle birlikte, ilgili alternatiflerden Antalya ilinde bulunan C bayisinin finansal kriterler, teknik

alt yapı kriterleri, lokasyon, müşteri ilişkileri kriterleri ve insan kaynakları kriterleri göz önünde bulundurularak distribütörlük için en uygun bayi olduğu belirlenmiştir. C bayisinin gelecek dönem satış tahmin tutarlarının yüksek çıkması, bayinin karlılık oranlarının yüksek olması, geçmiş dönem satışlarının istikrarlı ve yüksek olması, stok devir hızının yüksek olması, distribütör bayi olarak seçilmesindeki finansal faktörlerdir. Bununla birlikte ilgili bayinin geniş bir depoya sahip olması, teknik denetimler sonrası yüksek puan almış olması, iletişim ağının iyi olması, dağıtım alt yapısının yeterli olması, taşıma standartlarını karşılıyor olması ve kurumsal kimlik ve logonun tabelalarda iyi yansıtılmış olması gibi teknik alt yapı ile ilgili faktörlerde distribütör bayi olarak seçilmesindeki önemli faktörlerdendir. Ayrıca ilgili bayinin depolama arazisini genişletme imkanının olması, dolum tesisine yakın olması, bölge nüfus yoğunluğunun yüksek olması ve bölge trafik yoğunluğunun düşük olması gibi lokasyon ile ilgili faktörlerde ilgili bayinin distribütör bayi olarak seçilmesinde önemli bir etkidir.

Distribütör bayi olarak seçilen C bayisinin müşteri şikâyet oranlarının düşük olması, alınan siparişlerdeki teslimatların zamanında yapılması, promosyon ürünlerinin tüketiciye ücretsiz ulaştırılması, servis elemanlarının kılık kıyafetinin düzgün olması, ilgili bayinin temizlik ve düzen açısından dikkat çekici olması ve servis araçlarının bakımlarının yapılmış olması gibi müşteri ilişkilerine yönelik faktörlerin, söz konusu bayinin distribütör olarak seçilmesinde önemli faktörlerdir. Bununla birlikte C bayisinin çalışan müşteri skorlarının yüksek olması, çalışanların eğitimlerinin yapıyor olması, tecrübeli personellerin olması ve personel değişim hızının düşük olması gibi insan kaynaklarına yönelik kriterlerin ilgili bayinin distribütör olarak seçilmesinde etkili olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

TARTIŞMA, SONUÇ VE ÖNERİLER

Araştırma kapsamında ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren bir işletmenin distribütör adayı bayilerinden birine distribütörlük verilmesi amaçlanmıştır. Bu amaçla ilgili işletmenin bayilerine ait geçmiş 5 yıllık satış tutarları, ilgili yıllara ait haftalık ortalama dolar kurları ve yine ilgili yıllara ait haftalık hava sıcaklık ortalamaları kullanılarak makine öğrenmesi tekniklerinden yapay sinir ağının (YSA), uzun kısa dönemli bellek (Long Short-Term Memory-LSTM) mimarisine çalıştırılması sağlanmış ve kısa süreli bayii satış tutarları tahmin edilmiştir. Elde edilen sonuçlar neticesinde en uygun distribütör adayı bayiler sıralanmıştır. Araştırmanın ikinci aşamasında ise söz konusu bayilerin satış verilerinin yanında; yapılan literatür taramasıyla ve işletmede çalışan üretim ve operasyon müdürleriyle belirlenen finansal kriterler, müşteri ilişkileri kriterleri, insan kaynakları kriterleri, teknik alt yapı kriterleri ve lokasyon kriterleri gibi sektörel olarak gerekli olan kriterlerin önem sıralamaları ÇKKV tekniklerinden olan LBWA (Düzye Temelli Ağırlık Değerlendirmesi) metodu kullanılarak yapılmış, sonrasında ise söz konusu kriterler baz alınarak yine ÇKKV yöntemlerinden olan CoCoSo (Combined Compromise Solution) metodu kullanılarak en uygun bayilerin sıralaması yapılmıştır. Çalışmanın sonucunda sıralama neticesinde en uygun bayi distribütör bayi olarak seçilmiştir.

Araştırma ilk aşaması olan tahminleme aşamasında, işletmeye ait bayilerin satış tutarları, işletmenin bulunduğu ilin haftalık sıcaklık ortalamaları ve haftalık dolar kuru ortalamalarını içeren 260 haftalık veri ilgili kurumlardan elde edilmiştir. Söz konusu verilerden 172 haftalık kısmı eğitim, 44 haftalık kısmı doğrulama ve 44 haftalık kısmı ise test için ayrılmıştır. Ayrılan eğitim, doğrulama ve test veri setlerine “epoch” sayıları değiştirilerek sürekli olarak denemeler yapılmıştır. Bu denemeler hata oranı en düşük olana kadar devam etmiştir. En düşük hata oranı elde edildiğinde ise söz konusu “epoch” değeri sabitlenmiştir. İşletmenin bayilerine ait verilere yönelik tahmin analizlerine başlamadan önce söz konusu veriler MinMaxScaler

aracılığı ile normalize edilmiştir. Sonrasında ise normalize edilmiş olan veriler doğrusal olmayan makine öğrenmesi metotlarından olan ve genel olarak derin öğrenme algoritmaları ile kullanılan LSTM modeliyle eğitilmiştir. Sonrasında ise doğrulama için ayrılan veriler yine LSTM modeli ile doğrulanmış, en sonunda ise ilgili model aracılığıyla 2022 yılının son 44 haftasına ait bayilerin satış tutarları tahmin edilmiştir. En sonunda ise gerçekleşen ile tahmin edilen değerler arasındaki hata oranları belirlenmiştir. Bayilerin satış tahminlerine yönelik hata oranları belirlendikten sonra ise ilgili bayilerin 2023 yılı satış tutarları tahmin edilmiştir.

Araştırmanın ilk kısmında yapılan analizler neticesinde işletmenin distribütör adayları 11 bayisine ait tahmin performans ölçülerine (MAPE) bakılmış elde edilen sonuçlarda ise “G Bayisi” ve “H Bayisi” hariç oldukça iyi sonuçların elde edildiği gözlemlenmiştir. Bu değerlerin, Lewis (1983: 40)’in çalışmasında belirttiği işletme ve endüstriler üzerinde yapılabilecek tahmin uygulamalarında referans alınan değerler ile uyum gösterdiği gözlemlenmiştir.

Ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren işletmenin bayilerinin bulunduğu her ilden satış verileri en yüksek olan 1 bayi seçilmiş ve toplamda 11 ilde bulunan bayilerin 2018 (1) – 2022 (52) yılları arasındaki satış tutarları, ilgili yıllara ait haftalık ortalama dolar kurları ve söz konusu bayilerin bulunduğu ilin haftalık ortalama hava sıcaklıkları kullanılarak 2023 yılı satış rakamları tahmin edilmiştir. Elde edilen tahmin sonuçlarına göre 2023 yılında en çok satış yapması ön görülen Bayinin Antalya’da bulunan C Bayisi olduğu, Antalya’da bulunan C Bayisini ise, Konya’da bulunan A Bayisi, Muğla’da bulunan B Bayisi, Mersin’de bulunan F Bayisi, Isparta’da bulunan J Bayisi, Afyon’da bulunan E Bayisi, Burdur’da bulunan I Bayisi, Manisa’da bulunan K Bayisi, Aydın’da bulunan H Bayisi, Denizli’de bulunan G Bayisi ve Uşak’ta bulunan D Bayisinin izlediği gözlemlenmiştir. İlgili bayilerin tahmin sonuçları incelendiğinde Antalya’da bulunan C Bayisinin dolmuş tesisine yakın olması, dağıtım kanallarının daha geniş olması, söz konusu ilin kendi marka değeri olması ve hava sıcaklık ortalamalarının yüksek olması gibi nedenlerle 2023

yılında en çok satışı yapması ön görülen bayi olarak değerlendirildiği sonucuna ulaşılabilir. Ayrıca Antalya ilinde, araştırma kapsamında değerlendirilen işletmenin 142 adet bayisi bulunmaktadır. C Bayisi ise söz konusu bayiler içerisinde 2018-2022 yılları arasında en yüksek satış değerlerini elde eden bayi olma özelliğindedir. Bu özelliği nispetinde araştırmaya dahil edilmiş ve yapılan analizler neticesinde 2023 yılında en çok satış yapması ön görülen bayi olarak değerlendirilmiştir. Bayilere yönelik yapılan bu değerlendirmeler, özellikle ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren işletmeler özelinde ve bayilik verebilen diğer sektörlerdeki işletmeler özelinde literatürdeki özgünlüğünü korumaktadır.

Araştırma doğrultusunda ilgili bayilerin birine distribütörlük verilmesi amaçlanmıştır. Distribütörlük verilebilmesi için sadece satış tutarlarının yüksek olması yetmemektedir. Satış tutarlarının yanında literatür taraması ve işletmede çalışan üretim ve operasyon müdürleriyle belirlenen diğer finansal kriterlerin, müşteri ilişkileri ve insan kaynakları ile ilgili kriterlerin, lokasyon ve teknik alt yapı kriterlerinin sağlanması gerekmektedir. Bu doğrultuda bayilerin satış tutarlarının tahminlenmesi neticesinde, satış tutarları en yüksek olan ilk beş bayi araştırma kapsamına alınarak, satış tutarları en yüksek olan bayilerin ilk beş tanesinden birine distribütörlüğün verilecek olduğu araştırmanın ikinci aşamasına geçilmiştir.

Araştırmanın ikinci aşaması kapsamında literatür taraması ve işletmede çalışan üretim ve operasyon müdürleriyle kriter ve alt kriterler belirlenmiştir. Bu doğrultuda finans kriterleri, müşteri ilişkileri kriterleri, teknik alt yapı kriterleri, insan kaynakları kriterleri ve lokasyon kriterleri olmak üzere toplam 5 ana kriter ve bu ana kriterler altında toplam 27 alt kriter belirlenmiştir. Söz konusu kriter ve alt kriterler yine aynı işletmede çalışan operasyon ve üretim müdürleri vasıtasıyla değerlendirilmiş ve kriterlerin ve alt kriterlerin önem sıraları literatürde çok yeni bir yöntem olan LBWA yöntemi ile değerlendirilmiştir. Bu kapsamda işletmede çalışan üretim ve operasyon müdürlerinden oluşan 8 yönetici karar verici olarak belirlenmiştir. Karar vericiler ile yapılan yüz yüze görüşmeler neticesinde belirlenen kriter ve

alt kriterlerin değerlendirmeleri yapılmıştır. Elde edilen değerlere göre en önemli kriterin finansal kriterler olduğu, sonrasında ise teknik alt yapı kriterleri, lokasyon kriterleri, müşteri ilişkileri kriterleri ve insan kaynakları kriterlerinin geldiği sonucuna ulaşılmıştır. Yani karar vericiler bir bayiye distribütörlük verilebilmesi için finansal kriterlerin daha önemli olduğunu belirtmiştir. Elde edilen bu bulgular, Kabadayı ve Dağ (2020)'in tedarik zincirinde bayi performanslarını ölçtüğü araştırmasında elde ettikleri bulguları, Karaman ve Yıldız (2021)'in bayi seçim problemini ele aldığı araştırmasında elde ettikleri bulguları, Adem vd. (2019)'nin bayi örgütsel performans ölçütlerinin belirlenmesine yönelik araştırmalarında elde ettikleri bulguları ve Koca ve Yıldırım (2020)'in bayi seçim problemlerinin çözümlenmesine yönelik yapmış oldukları çalışmalarında elde ettikleri bulguları destekler niteliktedir. Kabadayı ve Dağ (2020) çalışmalarında bayi performans değerlendirme kriterlerini incelemiş ve araştırma sonucuna göre en önemli bayi performans kriterinin bayinin sektörel pazar payı olduğu sonucuna ulaşmıştır. Sektörel pazar payı ise ilgili çalışmada finansal performans kriterleri içerisinde değerlendirilmiştir. Karaman ve Yıldız (2021) ise çalışmalarında bir işletme için bayi seçim problemlerini ele almış, bayi seçiminde göz önünde bulundurulması gereken en önemli kriteri ise üretim yapılan firmadan ürün satın alma sırasında ilgili bayinin kullandığı vade olarak belirlemiştir. İlgili kriter ise yine finansal performans kriterleri içerisinde değerlendirilebilmektedir. Adem vd. (2019)'nin çalışmalarında ise bayilerin örgütsel performans ölçütleri belirlenmiş ve en önemli örgütsel performans ölçütünün verimlilik olduğu görülmüştür. Bayilerin örgütsel verimlilikleri ise pazar payına ulaşma dereceleri, üretimde düşük hata ve çalışan memnuniyeti faktörlerine bağlıdır. Bu faktörler ise işletmeler açısından finansal kriter kategorisinde değerlendirilebilmektedir. Son olarak Koca ve Yıldırım (2020) ise çalışmalarında bayi seçim problemlerini incelemiş ve bayi seçiminde en önemli kriterin ticari itibar ve ilgili bayinin pazar payı olduğu sonucuna ulaşmıştır.

Alt kriterlerin önem düzeylerine bakıldığında ise finansal kriterlerin alt kriteri olan gelecek dönem tahmini satış tutarları alt kriterinin önem düzeyinin diğer alt kriterlere göre daha yüksek olduğu sonucuna varılmıştır. Elde edilen bu sonuçlar Kabadayı ve Dağ (2020)'ın tedarik zincirinde bayi performanslarını ölçtüğü araştırmasında elde ettikleri bulgulardan farklılık göstermiştir. İlgili çalışmada bayilik seçiminde en önemli finansal kriterin bayinin Pazar payı olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Fakat bu çalışmada ise bir bayinin distribütör olabilmesi için en önemli finansal kriterin geçmiş dönem tahmini satış tutarları olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Finansal kriterlerin alt kriterlerine yönelik yapılan bu değerlendirmeler, özellikle ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren işletmeler özelinde ve bayilik verebilen diğer sektörlerdeki işletmeler özelinde literatürdeki özgünlüğünü korumaktadır. Bu kapsamda gelecek dönem tahmini satış tutarları işletmelerin gerekli yatırımları yapabilmeleri ve geleceğe yönelik sağlıklı kararlar alabilmeleri adına oldukça önem arz etmektedir. Özellikle bayilerin geçmiş satış tutarlarını sürdürülebilir hale getirebilmesi ya da söz konusu satış tutarlarını arttırma eğilimi içerisine girmeleri ilgili bayilerin performansları açısından önemli bir kazançtır. Bayilerin geçmiş satış değerleri ile gelecekteki satış değerleri belirli kriterler de göz önünde bulundurularak öngörülebilmektedir. Bu öngörüler ilgili bayilerin distribütörlük alabilme süreçlerinde önemli bir kriter olarak görülmektedir.

Bir sonraki ana kriter olan müşteri ilişkileri kriterine ait alt kriterlerin ağırlıklarına bakıldığında ise en önemli alt kriterin müşteri şikâyet oranı ve teslimatların zamanında yapılması olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Elde edilen bu sonuçlar Kabadayı ve Dağ (2020)'ın tedarik zincirinde bayi performanslarını ölçtüğü araştırmasında elde ettikleri bulgulardan ve Karaman ve Yıldız (2021)'in bayi seçim problemlerini ele aldığı araştırmasında elde ettikleri bulgulardan farklılık göstermiştir. İlgili çalışmalarda bayilik seçiminde en önemli müşteri ilişkileri kriterinin, bayinin satış sonrası müşteriye olan hizmeti olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Fakat bu çalışmada ise bir bayinin distribütör olabilmesi için en önemli müşteri

ilişkileri alt kriterinin müşteri şikâyet oranı ve teslimatların zamanında yapılması olduğu sonucuna ulaşmıştır. Müşteri ilişkileri kriterlerin alt kriterlerine yönelik yapılan bu değerlendirmeler, özellikle ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren işletmeler özelinde ve bayilik verebilen diğer sektörlerdeki işletmeler özelinde ilgili alan yazında özgünlüğünü korumaktadır. Söz konusu bayilerin müşteri şikâyet oranlarının düşük olması müşteri memnuniyetinin ve uzun süreli güvene dayalı müşteri sadakatının bir göstergesidir. Özellikle ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren işletmeler özelinde teslimatların zamanında yapılması, bayi memnuniyetinin ve sadakatının sağlanması noktasında önemli bir tamamlayıcı olmaktadır.

Distribütör seçiminde önemli olan kriterlerden bir diğeri olan teknik alt yapı kriterine ait alt kriter ağırlıklarına bakıldığında ise en önemli alt kriterin geniş bir depoya sahip olmak ve teknik denetleme sonrası kazanılan puan olduğu sonucuna ulaşmıştır. Elde edilen bu sonuçlar, Karaman ve Yıldız (2021)'in bayi seçim problemlerini ele aldığı araştırmasında elde ettikleri bulgularla, Kabadayı ve Dağ (2020)'in tedarik zincirinde bayi performanslarını ölçtüğü araştırmasında elde ettikleri bulgularla ve Koca ve Yıldırım (2020)'in bayi seçim problemini incelediği araştırmasında elde ettiği bulgularla benzerlik göstermiştir. İlgili çalışmalarda bayi seçiminde önemli görülen en önemli teknik alt yapı kriterlerin ilgili bayinin kullandığı alan olduğu, ilgili bayilerin kullandıkları depoların fiziksel standartları karşılaması gerekliliği ve firma yetkililerince yapılan teknik denetleme sonrasında elde edilen puanlar olduğu vurgulanmıştır. Teknik alt yapı kriterinin alt kriterlerine yönelik yapılan bu değerlendirmeler, özellikle ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren işletmeler özelinde ilgili alan yazında özgünlüğünü korumaktadır. İlgili bayilerin geniş bir depoya sahip olması gerekli ürün stoklarının rahatlıkla yapılabilmesine olanak tanımakta ve bu durum ise müşteri teslimatlarının zamanında yapılabilmesine, bayinin fiyat değişimlerinden minimum düzeyde etkilenmesine neden olmaktadır. Bir bayinin deposunun geniş olması, ilgili bayinin çok sayıda müşteriye ulaşabilme potansiyelinin varlığını göstermektedir. Teknik alt yapılarını

sağlamlaştırabilen bayiler, firma yetkililerince yapılan teknik denetlemelerde yüksek puanlar alabilmekte ve ilgili firmanın distribütörlük alabilme yolunda güvenini kazanabilmektedir.

Bir diğer ana kriter olan insan kaynakları kriterine ait alt kriterlerin ağırlıkları incelendiğinde ise en önemli alt kriterin çalışan müşteri skorları ve bayi çalışanlarının eğitimleri olduğu gözlemlenmiştir. Ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren firma yetkilileriyle yapılan görüşmelerde ilgili firmanın bayilerine ve bayilerinde çalışan bireylere yönelik müşteri skorlarının toplandığı belirtilmiştir. Bu kapsamda insan kaynakları kriterinin alt kriterlerinden müşteri skorları noktasında yapılan bu değerlendirmeler, Adem vd. (2019)'nin bayilerin örgütsel performans ölçütlerini inceledikleri araştırmalarında elde ettikleri bulguları destekler niteliktedir. İnsan kaynakları kriterinin alt kriterleri kapsamında elde edilen bulgular, özellikle ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren işletmeler özelinde ilgili alan yazında özgünlüğünü korumaktadır. Bayi çalışanlarının eğitimleri alt kriteri kapsamında elde edilen bulgular ise Kabadayı ve Dağ (2020)'in tedarik zincirinde bayi performanslarını ölçtüğü araştırmasında elde ettikleri bulgularla benzerlik göstermiştir. Firmanın müşteriyle olan iletişimde en önemli unsur çalışanlardır. Müşterilere götürülen hizmet noktasında çalışanlar firmanın temsilcileri rolündedir. Bu nedenle bayi çalışanlarının firmayı en iyi şekilde temsil etmesi gerekmektedir. Firmayı temsil etme noktasında çalışanların teknik olarak eğitilmiş olması önem arz etmektedir. Ayrıca çalışan eğitimlerinin iş sağlığı ve güvenliği hususunda da gerçekleşmesi gerekmektedir. İş sağlığı ve güvenliği günümüzde dikkat edilmesi gereken konuların başında gelmektedir. Bayi çalışanlarının bu konuda eğitimler almaları, bireylerin iş sağlığı ve güvenliği kültürünü edinmelerine ve bu sayede güvenli davranışlar sergileme noktasında kendilerini geliştirmelerine olanak tanımaktadır. Can ve Hüseyinli (2017)'nin iş sağlığı ve güvenliği kültürünün çalışanların güvenli davranışlarına etkisini inceledikleri çalışmada elde ettikleri bulgular, iş sağlığı ve güvenliği eğitimlerinin ne derece önemli olduğunu destekler niteliktedir.

Son ana kriter olan lokasyon kriterine ait alt kriterlerin ağırlıkları incelendiğinde ise en önemli alt kriterin depolama arazisini genişletme imkânı ve dolum tesisine yakınlık olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren işletmenin bayilerinden birine distribütörlük verilmesi adına lokasyon kriterleri ve alt kriterlerinin oluşturulması aşamasında ilgili işletmede çalışan üretim ve operasyon müdürleri ve yöneticilerin görüşleri alınmıştır. Lokasyon kriterlerinin alt kriterlerine yönelik yapılan değerlendirmeler, özellikle ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren işletmeler özelinde ve bayilik verebilen diğer sektörlerdeki işletmeler özelinde literatürdeki özgünlüğünü korumaktadır. Bu kapsamda distribütör olarak seçilebilecek bir bayinin belirlenebilmesinde önemli bir kriter olan lokasyon kriterinin alt kriterlerinden bayinin depolama arazisini genişletme imkanının olması, ilgili bayi için geleceğe yönelik en önemli unsurlardan birisidir. Depolama arazisini genişletme olanağı olan ve bunu planlayabilen bayiler, gelecekte daha çok büyümeye, daha çok müşteriye ulaşmaya, daha çok bayiye ürün sevkiyatı yapabilmeye ve buna bağlı olarak distribütör olabilmeye daha çok yatkındır. Özellikle dolum tesisine yakın olan ve depolama arazisini genişletme olanağı olan bir bayinin, distribütör bayi olma noktasında en önemli kriterleri sağladığı söylenebilmektedir. Ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren firma ilgili bayiye distribütörlük vererek hem dolum tesisine yakınlık avantajını kullanarak ulaştırma maliyetlerini, hem de depolama maliyetlerini minimize edebilecektir.

Ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren işletmenin 5 bayi alternatifinden birisine distribütörlüğün verilecek olduğu bu araştırma kapsamında, işletmede çalışan üretim ve operasyon müdürlerinden oluşan 8 kişi, belirlenen kriter ve alt kriterler doğrultusunda 5 bayiye değerlendirmiştir. Söz konusu değerlendirme sonucunda distribütör adayı bayinin belirlenecek olduğu çalışmada 8 karar verici, kriter ve alt kriter bazında ilgili alternatifleri 5'in katları olacak şekilde ve 100 puan üzerinden değerlendirmiştir. Değerlendirmeler sonrasında elde edilen veriler ise literatürde çok yeni bir yöntem olan CoCoSo yöntemiyle analiz edilmiştir. Analizler sonrasında elde

edilen sonuçlara göre alternatiflerden Antalya ilinde bulunan C bayisinin, finansal kriterler, teknik alt yapı kriterleri, lokasyon, müşteri ilişkileri kriterleri ve insan kaynakları kriterleri göz önünde bulundurularak distribütörlük için en uygun bayi olduğu sonucuna varılmıştır. C bayisinin gelecek dönem satış tahmin tutarlarının yüksek çıkması, bayinin karlılık oranlarının yüksek olması, geçmiş dönem satışlarının istikrarlı ve yüksek olması, stok devir hızının yüksek olması, distribütör bayi olarak seçilmesindeki en önemli finansal faktörler olduğu; bununla birlikte ilgili bayinin geniş bir depoya sahip olması, teknik denetimler sonrası yüksek puan almış olması, iletişim ağının iyi olması, dağıtım alt yapısının yeterli olması, taşıma standartlarını karşılıyor olması ve kurumsal kimlik ve logonun tabelalarda iyi yansıtılmış olması gibi faktörlerde distribütör bayi olarak seçilmesindeki önemli teknik alt yapı ile ilgili faktörler olduğu; ilgili bayinin depolama arazisini genişletme imkanının olması, dolum tesisine yakın olması, bölgesindeki nüfus yoğunluğunun yüksek olması ve bölgesindeki trafik yoğunluğunun düşük olması gibi faktörlerin de ilgili bayinin distribütör bayi olarak seçilmesinde en önemli lokasyon ile ilgili faktörler olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Bununla birlikte distribütör bayi olarak seçilen C bayisinin müşteri şikâyet oranlarının düşük olması, alınan siparişlerdeki teslimatların zamanında yapılması, promosyon ürünlerinin tüketiciye ücretsiz ulaştırılması, servis elemanlarının kılık kıyafetinin düzgün olması, ilgili bayinin temizlik ve düzen açısından dikkat çekici olması ve servis araçlarının bakımlarının yapılmış olması gibi faktörlerin ilgili bayinin distribütör bayi olarak seçilmesinde en önemli müşteri ilişkilerine yönelik faktörler olduğu; C bayisinin çalışan müşteri skorlarının yüksek olması, çalışanların eğitimlerinin yapılıyor olması, tecrübeli personellerin olması ve personel değişim hızının düşük olması gibi faktörlerin ise ilgili bayinin distribütör bayi olarak seçilmesinde en önemli insan kaynaklarına yönelik kriterler olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Elde edilen sonuçlar, özellikle ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren işletmeler özelinde ve bayilik verebilen diğer sektörlerdeki işletmeler özelinde ilgili işletmelere distribütörlük verme aşamasında yol gösterici

niteliktedir. Distribütör, bir işletmenin belli bir bölgede ürünlerini tanıtmak ve satmak ile görevlendirdiği dağıtıcı firmasıdır. Bu kapsamda bir bayinin distribütörlük alabilmesi için belli başlı kriterleri yerine getirmesi gerekmektedir. Bu kriterlerden en önemli olanı ilgili bayilerin finansal yapılarıdır. Özellikle satış verilerinin incelenmesi, geçmiş satış verilerinden hareketle gelecek satışlarının tahmin edilebilir olması ve satış tahminleri neticesinde bayi karlılık oranlarının yüksek olması bir bayinin distribütör adayı olması noktasında en önemli unsurdur.

Bir bayinin distribütörlük alabilmesi için önemli olan kriterlerden bir diğeri ise ilgili bayinin teknik alt yapısına ait kriterlerdir. Özellikle bir bayinin geniş bir depoya sahip olması, ilgili bayinin distribütörlük alabilmesi için gerekli olan en önemli teknik kriterdir. Çünkü distribütörler, ilgili firmaların görevlendirdiği dağıtıcı işletmelerdir. Dağıtım mekanizmasının sağlıklı bir şekilde yapılabilmesi ve siparişlerin zamanında yetiştirilebilmesi, ürün stokunun yeterli düzeyde olmasıyla ilişkilidir. Ürün stokunun yeterli düzeyde olabilmesi ise distribütörün geniş bir depoya sahip olmasıyla mümkün olmaktadır. Ayrıca distribütör adayı bayilere distribütörlük sürecinde firma yetkilileri tarafından teknik denetimler yapılabilmektedir. Teknik denetlemeler sonrasında firma yetkilileri ilgili distribütör adayı bayiye teknik puanlar verebilmektedir. Bu puanlar ise söz konusu bayinin distribütör olup olmayacağını belirlemektedir.

Bir bayiye distribütörlük verilip verilmeyeceğini belirleyen bir diğer kriter ise ilgili bayinin lokasyon kriterleridir. Söz konusu bayinin depolama arazisini genişletme imkanının olması en önemli lokasyon kriteri olarak değerlendirilebilir. Distribütörlük verilecek bayinin geniş bir depoya sahip olmasının yanında, depolama arazisini genişletme olasılığının olması durumu, geleceğe yönelik yapılacak planların bir parçası olması noktasında işletmeler açısından önem arz etmektedir. Distribütör, ilgili firmanın görevlendirdiği dağıtıcı bir işletmedir. Bu özelliğinden yola çıkarak distribütörün birçok bayiye ürün dağıtımını yapabilecek kapasitede olması gerekmektedir. Bu da ürün stoklarının yeterli düzeyde olması ile doğru

orantılıdır. İşletmeler şimdiki zamanı düşündükleri gibi geleceği de düşünmek zorundadır. Gelecekte doğabilecek depolama gereksinimi, distribütörü zor durumda bırakabilecektir. Bu doğrultuda distribütör adayı bayinin söz konusu bu gereksinimi karşılayacak bir arazisinin olması gerekmektedir. Distribütörlük için önemli olan lokasyon kriterlerinden bir diğeri ise dolun tesisine yakınlık kriteridir. İlgili aday bayinin dolun tesisine yakın olması, taşıma maliyetlerini minimize edecek en önemli unsurlardan birisidir. Taşıma maliyetleri günümüzde işletmeler için en önemli gider kalemlerinden birisidir. İşletmelerin bu maliyetleri minimize edebilmeleri hem zaman hem de para kaybindan kurtulmalarına neden olmaktadır.

Bir bayinin distribütör olup olmayacağını belirleyen bir diğeri kriter ise müşteri ilişkilerine yönelik kriterlerdir. Özellikle teslimatların zamanında yapılması ve müşteri şikâyet oranlarının düşük olması bir bayinin distribütör olabilmesi için gerekli olan en önemli müşteri ilişkilerine yönelik kriterlerdir. Müşteri memnuniyet oranlarının yüksek olması, teslimatların zamanında yapılabilmesine ve servis elemanlarının müşteri ile olan diyaloguna bağlı olmaktadır. Günümüzde gerek web üzerinden gerekse telefon aracılığıyla ilgili şikâyetler firmalara ulaştırılabilmektedir. İşletmeler bayilerine yönelik yapılan bu şikâyetleri ve talepleri dikkate almalı ve distribütörlük verirken bu unsurları göz önünde bulundurmalıdır.

Bir bayinin distribütörlük alma yolunda sağlaması gereken en önemli son kriter ise insan kaynaklarına yönelik kriterlerdir. Özellikle çalışanların müşteri skorları ve bayi çalışanlarının eğitimleri, bir bayinin distribütörlük sürecinde en önemli insan kaynaklarına yönelik kriterlerdir. Firmalar, bayilerin ve bayilerde çalışan bireylerin müşteri skorlarını gerekli mekanizmalarla toplamalı ve bu bilgileri depolamalıdır. Müşteri skorlarının toplanması, firmaların müşteriyle olan iletişimini sağlayan bayi ve bayi personellerinin performansları açısından oldukça önemlidir. Bu bağlamda bayilere ve çalışanlara yönelik müşteri skorlarının toplanması, hizmet kalitesinin artmasında önemli rol oynayacaktır. Ayrıca bayi çalışanlarının müşteri skorlarının yüksek olması, teknik manada eğitilmiş olmalarıyla da

doğru orantılıdır. Firmalar, bayi çalışanlarına belli periyotlarla eğitimler vermeli, bu eğitimler neticesinde ise müşteri skorlarını sürekli olarak takip etmelidir. Bu uygulama ile firmalar, sürdürülebilir hizmet kalitesini sağlayabilecek, bu da müşteri memnuniyetini beraberinde getirecektir.

Ambalajlı su sektöründe faaliyet gösteren bir işletmenin bayilerinden birine distribütörlük verilmesini konu edinen bu çalışmada, ilgili bayilere ait geçmiş satış tutarları, bayinin bulunduğu bölgedeki hava sıcaklık ortalamaları ve dolar kuru ortalamaları kullanılarak söz konusu işletmenin bayilerinin gelecek satış tutarları tahmin edilmiştir. Sonrasında ise bayilere yönelik gelecek satış tutarlarının yanında, sektörel olarak gerekli olan ve işletmede çalışan üretim ve operasyon müdürlerinin belirlemiş oldukları kriterler doğrultusunda söz konusu bayilerden birine distribütörlük verilmiştir. Uygulamanın yapılmış olduğu işletmenin bayilerine yönelik geçmiş satış verileri ise beş yıl olarak sınırlandırılmıştır. Dolayısıyla söz konusu bayilerin geçmişe yönelik daha fazla satış verisi kullanılarak gerekli analizler tekrar yapılabilir. Ayrıca tahminleme aşamasında, bayilerin bulunduğu il ya da ilçenin ortalama hava sıcaklıkları ve geçmiş yıllara ait dolar kurlarının yanında, su satış verilerini etkileyebilecek başka etmenlerin olup olmadığı derinlemesine araştırılabilir. Bununla birlikte çalışmada kullanılan veriler, makine öğrenmesi tekniklerinden YSA'nın, uzun kısa dönemli bellek (Long Short-Term Memory-LSTM) mimarisiyle çalıştırılmıştır. Sonrasında ise ilgili bayilerin 2023 yılı satış verileri tahmin edilmiştir. Araştırma LSTM mimarisiyle sınırlı tutulmuş ve ilgili verilerin tahmini bu mimari üzerinden yapılmıştır. Bu nedenle araştırma diğer tahminleme algoritmaları ve YSA mimarileri kullanılarak genişletilebilir. Diğer algoritma ve mimarilerin kullanılması neticesinde elde edilen hata oranları karşılaştırılarak en uygun tahmin modeli seçilebilir.

Ayrıca bu araştırma sadece ambalajlı su sektöründeki bayilerle ve sadece belli bir markanın bayileriyle sınırlıdır. Bu nedenle araştırma, sektördeki başka bir firmanın bayilerini ve diğer sektördeki bayileri de kapsayacak şekilde genişletilebilir ve sektör içerisinde ve sektörler arasında

karşılaştırmalar yapılabilir. Ayrıca gelecekte yapılacak araştırmalar distribütör seçiminde etkili olan kriterler noktasında daha kapsamlı hale getirilebilir. Araştırmacılar diğer ÇKKV yöntemlerini kullanarak yöntemler arası karşılaştırmalar yapabilirler. Araştırma kapsamında değerlendirilen bayilere distribütörlük verilmesi aşamasında birçok kriterin göz önünde bulundurulması gerekmektedir. Ancak bu alanda sınırlı sayıda araştırma gerçekleştirilmiştir. Dolayısıyla bu araştırma, bir bayiye distribütörlüğün verilmesini konu edinen, distribütörlük verirken de tahminleme ve ÇKKV yöntemlerini kullanan ilk araştırmadır.

KAYNAKLAR

- Abbasimehr, H. Shabani, M. ve Yousefi, M. (2020). An optimized model using LSTM network for demand forecasting. *Computers & Industrial Engineering*, 143, 106435.
- Abellana, D. P. M., Rivero, D. M. C., Aparente, M. E. ve Rivero, A. (2020). Hybrid SVR-SARIMA model for tourism forecasting using PROMETHEE II as a selection methodology: A Philippine scenario. *Journal of Tourism Futures*, 7(1), 78-97.
- Adem, A., Alıçioğlu, G. ve Dağdeviren, M. (2019). An integrated approach for prioritizing the dealers on the basis of organizational performance measurements. *Journal of Industrial Engineering*, 30(1), 49-62.
- Afshari, A., Mojahed, M. ve Yusuff, R. M. (2010). Simple additive weighting approach to personnel selection problem. *International Journal of Innovation, Management and Technology*, 1(5), 511-515.
- Aggarwal, C. C. (2018). *Machine learning for text*. Springer International Publishing.
- Ağaç, G. ve Baki, B. (2016). Sağlık alanında çok kriterli karar verme teknikleri kullanımı: Literatür incelemesi. *Hacettepe Sağlık İdaresi Dergisi*, 19(3), 343-363.
- Akdeniz, M. B., Gonzales-Padron, T. ve Calantone, R. J. (2010). An integrated marketing capability benchmarking approach to dealer performance through parametric and nonparametric analyses. *Industrial Marketing Management*, 39, 150-160.
- Akpınar, H. (2000). Veri tabanlarında bilgi keşfi ve veri madenciliği. *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, 29(1), 1-22.

- Aktaş, S. (2019). *Dow Jones endüstri ortalaması ve NASDAQ 100 endekslerinin makine öğrenmesi algoritmaları ile tahmini*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.
- Alfred, R. ve Obit, J. H. (2021). The roles of machine learning methods in limiting the spread of deadly diseases: A systematic review. *Heliyon*, 7, e07371.
- Alpaydın, E. (2014). *Introduction machine learning (third edition)*. London: Massachusetts Institute of Technology.
- Altınay, L. ve Okumus, F. (2010). Franchise partner selection decision making. *The Service Industries Journal*, 30(6), 929-946.
- Aminudin, N., Sundari, E., Shankar, K., Deepalakshmi, P., Fauzi, Irviani, R. ve Maselena, A. (2018). Weighted product and its application to measure employee performance. *International Journal of Engineering & Technology*, 7(2.26), 102-108.
- Apan, M, ve Öztel, A. (2020). Girişim sermayesi yatırım ortaklıklarının CRITIC-PROMETHEE bütünlük karar verme yöntemi ile finansal performans değerlendirmesi: Borsa İstanbul'da bir uygulama. *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 63, 54-73.
- Arman, K. ve Organ, A. (2023). Determination of the most suitable leadership type in the hotel industry using Best-Worst method., Baytok, A., Zorlu, Ö., Avan, A. ve Bayraktaroğlu, E., (Editör), In *Leadership Approaches in Global Hospitality and Tourism* (73-90). IGI Global.
- Armstrong, J. S. (2001). *Selecting forecasting methods, principles of forecasting: A handbook for researchers and practitioners*. Norwell, MA: Kluwer Academic.

- Arslan, B. ve Ertuğrul, İ. (2022). Çoklu regresyon, ARIMA ve yapay sinir ağı yöntemleri ile Türkiye elektrik piyasasında fiyat tahmin ve analizi. *Yönetim ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, 20(1), 331-353.
- Arslankaya, S. ve Toprak, Ş. (2021). Makine öğrenmesi ve derin öğrenme algoritmalarını kullanarak hisse senedi fiyat tahmini. *Uluslararası Mühendislik Araştırma ve Geliştirme Dergisi*, 13(1), 178-192.
- Aslan, H. M. (2017). Determination of optimal vehicle selection of logistics companies with AHP-ARAS hybrid method. *The Journal of Operations Research, Statistics, Econometrics and Management Information Systems*, 5(2), 272-282.
- Ataseven, B. (2013). Yapay sinir ağları ile öngörü modellemesi. *Öneri Dergisi*, 10(39), 101-115.
- Atay, M., Eroğlu, Y. ve Ulusam Seçkiner, S. (2019). Yapay sinir ağları ve adaptif nörobüyük sistemler ile 3. İstanbul Havalimanı talep tahmini ve Türk Hava Yolları iç hat filo optimizasyonu. *Endüstri Mühendisliği* 30(2), 141-156.
- Ayabakan, S., Çelik, A., Erdoğan, E., Karakan, C., Koçak, S., Konur, D. ve Yaman, H. (2007). Damacana su pazar analizi ve dağıtım ağı tasarımı. *Endüstri Mühendisliği Dergisi*, 18(3), 2-12.
- Ayçin, E. (2020). *Çok kriterli karar verme: Bilgisayar uygulamalı çözümler*. Ankara: Nobel Yayınları.
- Aydın, G., Jang, H. ve Topal, E. (2016). Energy consumption modeling using artificial neural networks: The case of the world's highest consumers. *Energy Sources, Part B: Economics, Planning, and Policy*, 11(3), 212-219.

- Aydođdu Bađcı, S. ve Türkođlu, S. P. (2023). Kamu harcamalarının eđitim göstergelerindeki rolü: SD ve COCOSO yöntemleri ile üst-orta gelir grubu ülkelerinin analizi. *Alanya Akademik Bakış Dergisi*, 7(3), 1267-1283.
- Aygören, H., Sarıtaş, H. ve Moralı, T. (2012). İMKB 100 endeksinin yapay sinir ađları ve newton nümerik arama modelleri ile tahmini. *Uluslararası Alanya İşletme Fakültesi Dergisi*, 4(1), 73-88.
- Aytaç Adalı, E. ve Tuş Işık, A. (2017). Bir tedarikçi seçim problemi için SWARA ve WASPAS yöntemlerine dayanan karar verme yaklaşımı. *International Review of Economics and Management*, 5(4), 56-77.
- Badulescu, Y., Hameri, A. P. ve Cheikhrouhou, N. (2021). Evaluating demand forecasting models using multi-criteria decision-making approach. *Journal of Advances in Management Research*, 18(5), 661-683.
- Bađdigen, M. (2007). *Stratejik planlamaya dayalı performans esaslı bütçeleme sistemi ve mahalli idareler*. Ankara: Nobel Yayınları.
- Bal, S. ve Uslu, T. (2023). The effect of supplier-dealer relationship on dealer performance: The example of a leading firm in the construction materials industry in Turkey. *Fenerbahçe Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 3(1), 128-145.
- Ballouch, M., Akay, M. F., Erdem, S., Tartuk, M., Nurdađ, T. F. ve Yurdagül, H. H. (2021). Makine öğrenmesi kullanarak çağrı merkezine gelen çağruların tahmin edilmesi. *OKU Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 4(1), 96-101.
- Barnes, J. (2015). *Microsoft Azure Essentials Azure Machine Learning*. Microsoft Press.

- Başkaya, Z. ve Avcı Öztürk, B. (2012). Tedarikçi değerlendirme probleminde bulanık TOPSIS algoritması ile grup karar verme ve karar vericilerin bireysel kararları arasındaki ilişkiler. *Uludağ Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 31(1), 153-178.
- Bekmezci, M. (2010). Stratejik bir yönetim yaklaşımı olan dengeli başarı göstergesi (balanced scorecard)'nin Türkiye'nin en büyük 500 firmasına uygulanması. *Yönetim Bilimleri Dergisi*, 8(2), 207-227.
- Bell, J. (2015). *Machine learning hands-on for developers and technical professionals*. John Wiley & Sons, Inc.
- Beşel, C. ve Tanır Kayıkçı, E. (2016, Ekim). Meteorolojik verilerin zaman serisi ve tanımlayıcı istatistikler ile yorumlanması: Karadeniz Bölgesi örneği. Sözlü Bildiri, *TUCAUM Uluslararası Coğrafya Sempozyumu*, Ankara, 50-69.
- Beyca, Ö. F., Cayir Elvural, B., Tatoğlu, E., Özuyar, P. G. ve Zaim, S. (2019). Using machine learning tools for forecasting natural gas consumption in the province of İstanbul. *Energy Economics*, 80, 937-949.
- Bhattacharya, S. (1997). *A comparative study of different methods of predicting time series*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Concordia University, Canada.
- Bhushan, N. ve Rai, K. (2004). *Strategic decision making: Applying the analytic hierarchy process*. Springer Science and Business Media.
- Bilgili, M., Şimşek, E. ve Şahin, B. (2010). Ege bölgesindeki toprak sıcaklıklarının yapay sinir ağları yöntemi ile belirlenmesi. *Isı Bilimi ve Tekniği Dergisi*, 30(1), 121-132.
- Biswas, S., Pamucar, D., Bozaniç, D. ve Halder, B. (2022). A new spherical fuzzy LBWA-MULTIMOOSRAL framework: Application in evaluation of

leanness of MSMES in India. *Hindawi Mathematical Problems in Engineering*, 2022, 1-17.

Bouktif, S., Fiaz, A., Ouni, A. ve Serhani, M. A. (2018). Optimal deep learning LSTM model for electric load forecasting using feature selection and genetic algorithm: Comparison with machine learning approaches. *Energies*, 11, 1636.

Box, G. E. P. ve Jenkins, G. M. (1976). *Time series analysis: Forecasting and control*. San Francisco: Holden-Day.

Božanić, D., Jurišić, D. ve Erkić, D. (2020b). LBWA - Z-MAIRCA model supporting decision making in the army. *Operational Research in Engineering Sciences: Theory and Applications*, 3(2), 87-110.

Božanić, D., Pamucar, D., Badi, İ. ve Tešić, D. (2023). A decision support tool for oil spill response strategy selection: Application of LBWA and Z MABAC methods. *OPSEARCH*, 60, 24-58.

Božanić, D., Randelović, A., Radovanović, M. ve Tešić, D. (2020a). A hybrid LBWA - IR-MAIRCA multi-criteria decision-making model for determination of constructive elements of weapons. *Facta Universitatis Mechanical Engineering*, 18(3), 399-418.

Brockwell, P. J. ve Davis, R. A. (2016). *Introduction to time series and forecasting (Third Edition)*. Switzerland: Springer Tests in Statistics.

Bülbül, S. ve Köse, A. (2011). Türk gıda şirketlerinin finansal performansının çok amaçlı karar verme yöntemleriyle değerlendirilmesi. *Atatürk Üniversitesi IIBF Dergisi*, 10. *Ekonometri ve İstatistik Sempozyumu Özel Sayısı*, 71-97.

Bülbül, Ş. (1994). Zaman serilerinde üstel düzeltme modelleri ve bir uygulama. *Öneri Dergisi*, 1(1), 44-51.

- Can, M. ve Hüseyinli, N. (2017). Çalışma hayatında iş sağlığı ve güvenliği kültürü ve otel çalışanlarının güvenli davranışlarının incelenmesi. *Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 21(4), 1397-1420.
- Carlsson, C. ve Fullér, R. (1996). Fuzzy multiple criteria decision making: Recent developments. *Fuzzy Sets and Systems*, 78, 139–153.
- Chapelle, O., Schölkopf, B. ve Zien, A. (2006). *Semi-Supervised learning (1st)*. The MIT Press.
- Chase, R. B. ve Aquilano, N. J. (1981). *Production and operations management: A life cycle approach. (Third Edition)*. Illinois: Richard D. Irwin Inc.
- Chen, J. C. (2000). *Forecasting method applications to recreation and tourism demand*. Doctoral Thesis, North Carolina State University, USA.
- Chen, J., Wang, J., Baležentis, T., Zagurskaitė, F., Streimikiene, D. ve Makutėnienė, D. (2018). Multicriteria approach towards the sustainable selection of a teahouse location with sensitivity analysis. *Sustainability*, 10(8), 1-17.
- Chen, K., Zhou, Y. ve Dai, F. (2015, October). A LSTM-based method for stock returns prediction: A case study of China stock market. *2015 IEEE International Conference on Big Data (BigData)*. Santa Clara, CA, USA, 2823-2824.
- Chen, Q. Y., Liu, H. C., Wang, J. H. ve Shi, H. (2022). New model for occupational health and safety risk assessment based on Fermatean fuzzy linguistic sets and CoCoSo approach. *Applied Soft Computing*, 126, 109262.
- Chicco, D., Warrens, M. J. ve Jurman, G. (2021). The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE,

- MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation. *PeerJ Computer Science*, 7:e623, 1-24.
- Choudhary, V. ve Mishra, A. (2022). Analyzing the critical success enablers of Industry 4.0 using hybrid fuzzy AHP-COCOSO method. *Journal of Industrial Integration and Management*, 7(4), 493-514.
- Chu, C. W. ve Zhang, G. P. (2003). A comparative study of linear and nonlinear models for aggregate retail sales forecasting. *International Journal of Production Economics*, 86(3), 217-231.
- Collopy, F. ve Armstrong, J. S. (1992). Expert opinions about extrapolation and the mystery of the overlooked discontinuities. *International Journal of Forecasting*, 8, 575-582.
- Cryer, J. D. ve Chan, K. S. (2008). *Time series analysis with application in R (Second Edition)*. New York: Springer Texts in Statistics.
- Cui, G., Wong, M. L. ve Lui, H. K. (2006). Machine learning for direct marketing response models: Bayesian networks with evolutionary programming. *Management Science*, 52(4), 597-612.
- Cui, Y., Liu, W., Rani, P. ve Alrasheedi, M. (2021). Internet of Things (IoT) adoption barriers for the circular economy using Pythagorean fuzzy SWARA-CoCoSo decision-making approach in the manufacturing sector. *Technological Forecasting and Social Change*, 171, 120951.
- Curwin, J., Slater, R. ve Eadson, D. (2013). *Quantitative methods for business decisions*. International Thomson Business Press, 7th Edition. United Kingdom: Cengage Learning EMEA.
- Çağlar, T. (2007). *Talep tahmininde kullanılan yöntemler ve fens teli üretimi yapan bir işletmede uygulanması*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Kırıkkale Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kırıkkale.

- Çakır, E. ve Akel, G. (2022). Prioritization of the theme park satisfaction criteria with multi-criteria decision- making method: Level based weight assessment model. *The Journal of Operations Research, Statistics, Econometrics and Management Information Systems*, 10(2), 105-126.
- Çakır, E. ve Can, M. (2019). Best-Worst yöntemine dayalı ARAS yöntemi ile dış kaynak kullanım tercihinin belirlenmesi: Turizm sektöründe bir uygulama. *Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 23(3), 1273-1300.
- Çakır, E. ve Sezen Akar, G. (2017). Bütünleşik SWARA–TOPSIS yöntemi ile makine seçimi: Bir üretim işletmesinde uygulama. *International Journal of Academic Value Studies*, 3(13), 206-216.
- Çelik, C. ve Şahin, Y. (2021). AHP temelli ORESTE ve TOPSIS yöntemleri ile işletmeler için bayilik seçimi ve bir uygulaması. *UMÜFED Uluslararası Batı Karadeniz Mühendislik ve Fen Bilimleri Dergisi*, 3(1), 48-63.
- Çelik, M. (2009). *Veri madenciliğinde kullanılan sınıflandırma yöntemleri ve bir uygulama*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.
- Çetin, M. A. (2020). *Trafik kazası oluşumu etkenlerinden yararlanarak makine öğrenme yöntemleri ile kaza şiddeti tahmini*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Harran Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Şanlıurfa.
- Çuhadar, M. (2006). *Turizm sektöründe talep tahmini için yapay sinir ağları kullanımı ve diğer yöntemlerle karşılaştırmalı analizi (Antalya ilinin dış turizm talebinde uygulama)*. Doktora Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Isparta.

- D'Amico, A., Ciulla, G., Tupenaite, L. ve Kaklauskas, A. (2020). Multiple criteria assessment of methods for forecasting building thermal energy demand. *Energy & Buildings*, 224, 110220.
- Dağdeviren, M. ve Eraslan, E. (2008). PROMETHEE sıralama yöntemi ile tedarikçi seçimi. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 23(1), 69-75.
- Dalkey, N. ve Helmer, O. (1962). An experimental application of the Delphi method to the use of experts. *The Rand Corporation*, 458-467.
- Demir, H. ve Gümüšoğlu, Ş. (2003). *Üretim yönetimi-İşlemler yönetimi*. İstanbul: Beta Basım Yayın.
- Demircioğlu, H. Z. ve Bilge, H. Ş. (2015). Yumurtalık kanseri veri kümesindeki gen ifadelerinin veri madenciliği ile analizi. *Marmara Fen Bilimleri Dergisi*, 4, 125-134.
- Deringöz, A., Danişan, T. ve Eren, T. (2022). Covid-19 takibinde giyilebilir sağlık teknolojilerinin ÇKKV yöntemleri ile değerlendirilmesi. *Politeknik Dergisi*, 25(2), 533-542.
- Deveci, M., Pamucar, D. ve Gökasar, I. (2021). Fuzzy Power Heronian function based CoCoSo method for the advantage prioritization of autonomous vehicles in real-time traffic management. *Sustainable Cities and Society*, 69, 102846.
- Dobre, I. ve Alexandru, A. A. (2008). Modelling unemployment rate using Box-Jenkins procedure. *Journal of Applied Quantitative Methods*, 3, 156-166.
- Dobrucalı, B. (2021). *Excelling customer complaint management through text analytics: Complaint classification in social media and complaint type*

prediction. Doctoral Thesis, Dokuz Eylül University Graduate School of Social Sciences, İzmir.

- Doğan, A. ve Önder, E. (2014). İnsan kaynakları temin ve seçiminde çok kriterli karar verme tekniklerinin kullanılması ve bir uygulama. *Journal of Yasar University*, 9(34), 5796-5819.
- Doğan, V. (2019). Pazar araştırmacısı ve pazarlama araştırmacısı: ulusal pazarlama akademiasında paradigmatik dönüşüm gereksinimi. *Pazarlama ve Pazarlama Araştırmaları Dergisi*, 12(24), 453-482.
- Drewil, G. I. ve Al-Bahadili, R. J. (2022). Air pollution prediction using LSTM deep learning and metaheuristics algorithms. *Measurement: Sensors*, 24, 100546.
- Dursun Cengizci, A. (2020). *Otel işletmelerinde kayıp müşteri tahminlemesi*. Doktora Tezi, Akdeniz Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Antalya.
- Dutta, A., Kumar, S. ve Basu, M. (2020). A gated recurrent unit approach to bitcoin price prediction, *Journal of Risk and Financial Management*, 13(2), 1-16.
- Ekel, P. Y., Martini, J. S. C. ve Palhares, R. M. (2008). Multicriteria analysis in decision making under information uncertainty. *Applied Mathematics and Computation*, 200, 501-516.
- Elavarasan, D., Vincent, D. R., Sharma, V., Zomaya, A. Y. ve Srinivasan, K. (2018). Forecasting yield by integrating agrarian factors and machine learning models: A survey. *Computers and Electronics in Agriculture*, 155, 257-282.
- Elmas, Ç. (2016). *Yapay zekâ uygulamaları (3. Baskı)*. Ankara: Seçkin Yayıncılık.

- Ensafi, Y., Amin, S. H., Zhang, G. ve Shah, B. (2022). Time-series forecasting of seasonal items sales using machine learning - A comparative analysis. *International Journal of Information Management Data Insights*, 2, 100058.
- Ermiş, M. (2005). *Lojistik sistemlerinin yapay sinir ağları ile modellenmesi, gerçekleşmesi ve kontrolü*. Doktora Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Ersöz, F. ve Kabak, M. (2010). Savunma sanayi uygulamalarında çok kriterli karar verme yöntemlerinin literatür araştırması. *Savunma Bilimleri Dergisi*, 9(1), 97-125.
- Ertuğrul, İ. ve Karakaşoğlu, N. (2009). Performance evaluation of Turkish cement firms with fuzzy analytic hierarchy process and TOPSIS methods. *Expert Systems with Applications*, 36, 702-715.
- Esmeray, M. ve Özveri, O. (2023). Tedarikçi seçiminde farklı çok kriterli karar verme yöntemlerinden elde edilen sonuçların karşılaştırılması. *Journal of Yasar University*, 18(72), 587-602.
- Fashoto, S. G., Akinnuwesi, B., Owolabi, O. ve Adelekan, D. (2016). Decision support model for supplier selection in healthcare service delivery using analytical hierarchy process and artificial neural network. *African Journal of Business Management*, 10(9), 209-232.
- Feng, W., Guan, N., Li, Y., Zhang, X. ve Luo, Z. (2017-May). Audio visual speech recognition with multimodal recurrent neural networks. *2017 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, Alaska, 681-688.
- Földiák, P. (1991). Learning invariance from transformation sequences. *Neural Computation*, 3(2), 194-200.

- Franses, P. H. ve McAleer, M. (2009). Expert opinion versus expertise in forecasting. *Statistica Neerlandica*, 63(3), 334-346.
- Gers, F. A. ve Schmidhuber, J. (2001). LSTM recurrent networks learn simple context free and context-sensitive languages. *IEEE Trans. Neural. Netw.*, 12(6), 1333-1340.
- Gers, F. A., Schraudolph, N. N. ve Schmidhuber, J. (2002). Learning precise timing with LSTM recurrent networks. *Journal of Machine Learning Research*, 3, 115-143.
- Gers, F., Schmidhuber, J. ve Cummins, F. (2000). Learning to forget: Continual prediction with LSTM. *Neural Computation* 12, 2451-2471.
- Gezer, E. (2019). *Bankacılık sektöründe kredi ödemelerinin makine öğrenme algoritmaları ile analizi ve tahminlemesinin yapılması*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Ghosh, S., Chakraborty, T., Saha, S., Majumder, M. ve Pal, M. (2016). Development of the location suitability index for wave energy production by ANN and MCDM techniques. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 59, 1017-1028.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. ve Bengio, Y. (2016). *Deep learning*. Cambridge, MA, USA: MIT Press.
- Gopal, M. (2019). *Applied machine learning*. New Delhi: McGraw-Hill Education (India) Private Limited.
- Gök Kısa, A. C. ve Ayçin, E. (2019). OECD ülkelerinin lojistik performanslarının SWARA tabanlı EDAS yöntemi ile değerlendirilmesi. *Çankırı Karatekin Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 9(1), 301-325.

- Gök Kısa, A. C. ve Perçin, S. (2017). Bütünleşik bulanık DEMATEL-bulanık VIKOR yaklaşımının makine seçimi problemine uygulanması. *Journal of Yasar University*, 12(48), 249-256.
- Gök Kısa, A. C. ve Perçin, S. (2018). Bütünleşik ENTROPİ AĞIRLIK-VIKOR yöntemi ile bilişim teknolojisi sektöründe performans ölçümü. *Ekonomik ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 14(1), 1-13.
- Görünlü Alma, Ö. ve Vupa, Ö. (2008). Regresyon analizinde kullanılan en küçük kareler ve en küçük medyan kareler yöntemlerinin karşılaştırılması. *SDÜ Fen Edebiyat Fakültesi, Fen Dergisi*, 3(2), 219-229.
- Granger, C.W.J. ve Newbold, P. (1974). Spurious regressions in econometrics. *Journal of Econometrics*, 2(2), 111-120.
- Gupta, D. (2018). *Applied analytics through case studies using SAS and R*. Boston, Massachusetts, USA: Apress.
- Hanke, J. E. ve Wichern, D. (2014). *Business forecasting (Ninth Edition)*. England: Pearson Education Limited.
- Hansun, S. (2013-November). A new approach of moving average method in time series analysis. *2013 Conference on New Media Studies (CoNMedia)*. Tangerang, Indonesia, 1-4.
- Haseki, M. İ. ve Avşar, İ. İ. (2023). Turizm ve lojistik odaklı verilere göre Türkiye ve Avrupa birliği ülkelerinin çok kriterli karar verme yöntemiyle sıralaması ve k-ortalamalar algoritmasıyla kümelemesi. *Turizm Ekonomi ve İşletme Araştırmaları Dergisi*, 5(1), 75-88.
- He, Q-Q., Wu, C. ve Si, Y.-W. (2022). LSTM with particle Swam optimization for sales forecasting. *Electronic Commerce Research and Applications*, 51, 101118.

- Hinton, G. E., Osindero, S. ve Teh, Y. W. (2006). A fast learning algorithm for deep belief nets. *Neural Computation*, 18(7), 1527-1554.
- Hirano, Y., Pichl, L., Eom, C. ve Kaizoji, T. (2018). Analysis of bitcoin market efficiency by using machine learning. *CBU International Conference Proceedings*, 6, 175-180.
- Hochreiter, S. ve Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780.
- Hsu, P. F. ve Chen, B. Y. (2007). Developing and implementing a selection model for bedding chain retail store franchisee using delphi and fuzzy AHP. *Quality & Quantity*, 41(2), 275-290.
- Hu, C. (2002). *Advanced tourism demand forecasting: ANN and Box-Jenkins modelling*. Doctoral Thesis, Purdue University, MI, USA.
- Hwang, C. L. ve Yoon, K. (1981). Methods for multiple attribute decision making. M. Beckmann, ve H. P. Künzi (Editors), *In multiple attribute decision making* (58–191). Berlin: Springer.
- Hyndman, R. J. (2006). Another look at forecast-accuracy metrics for intermittent demand. Foresight. *The International Journal of Applied Forecasting*, 4, 43–46.
- Hyndman, R. J. ve Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: Principles and practice (2nd Edition)*. Australia: OTexts.
- Jayalakshmi, T. ve Santhakumaran, A. (2011). Statistical normalization and back propagation for classification. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, 3(1), 1793-8201.
- Ji, S., Kim, J. ve Im, H. (2019). A comparative study of bitcoin price prediction using deep learning. *Mathematics*, 7, 898.

- Jia, W., Wan, Y., Li, Y., Tan, K., Lei, W., Hu, Y., Ma, Z., Li, X. ve Xie, G. (2019). Integrating multiple data sources and learning models to predict infectious diseases in China. *AMIA Jt. Summits Transl. Sci. Proc.*, 2019, 680–685.
- Jokic, Ž., Božanić, D. ve Pamučar, D. (2021). Selection of fire position of mortar units using LBWA and fuzzy MABAC model. *Operational Research in Engineering Sciences: Theory and Applications*, 4(1), 115-135.
- Kabadayı, N. ve Dağ, S. (2020). DEMATEL ve ELECTRE yöntemi ile tedarik zincirinde bayi performans değerlendirmesi. *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 26(1), 241-253.
- Kahn, H. ve Wiener, A. (1967). *The year 2000: A framework for speculation of the next thirty- three years*. New York: Macmillan.
- Kalaycı, Ş. (2014). *SPSS uygulamalı çok değişkenli istatistik teknikleri*. Ankara: Asil Yayınları.
- Kamber, E., Körpüz, S., Can, M., Yumurtacı Aydoğmuş, H. ve Gümüş, M. (2021). Yapay sinir ağlarına dayalı kısa dönemli elektrik yükü tahmini. *Endüstri Mühendisliği*, 32(2), 364-379.
- Karahan, M. (2011). *İstatistiksel tahmin yöntemleri: Yapay sinir ağları metodu ile ürün talep tahmini uygulaması*. Doktora Tezi, Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Konya.
- Karaman, D. ve Yıldız A. (2021). TOPSIS yöntemi kullanılarak bir işletme için bayi seçimi probleminin ele alınması., K. Vatansever (Editör), *İşletme araştırmalarında çok kriterli karar verme yöntemleri: Örnek uygulamalar içinde* (123-140). Ankara: Detay Yayıncılık.
- Kartalopoulos, S. V. (1996). *Understanding neural networks and fuzzy logic. Basic concepts and applications*. New York: IEEE Press.

- Karymshakov, K. ve Abdykaparov, Y. (2012). Forecasting stock index movement with artificial neural networks: The case of İstanbul stock exchange. *Trakya Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 14(2), 231-242.
- Kaya, B. ve Öztürk, N. (2017). An artificial neural network approach for the logistics center location selection. *Journal of Management, Marketing and Logistics*, 4(2), 107-115.
- Kaya, F. H. (2022). *Makine öğrenmesi algoritmaları kullanarak öğrencilerin akademik başarısını etkileyen faktörlerin tespit edilmesi*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Konya Teknik Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Konya.
- Kaya, İ., Kılınc, M. S. ve Çevikcan, E. (2007). Makine-teçhizat seçim probleminde bulanık karar verme süreci. *Mühendis ve Makine*, 49(576), 8-14.
- Kayhan, S. ve Şahin, C. (2020). Sürekli üretim sistemleri için talep tahmini ve karar destek sistemi geliştirilmesi: Kimya sektöründe örnek bir uygulama. *Ç.U Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 39(5), 51-59.
- Kazemzadeh, M. R., Amjadian, A. ve Amraee, T. (2020). A hybrid data mining driven algorithm for long term electric peak load and energy demand forecasting. *Energy*, 204, 117948.
- Kellova, A. (2008). *Statistical approach to short-term electricity forecasting*. Doctoral Thesis, Charles University, Prague.
- Kenger, M. D. ve Organ, A. (2017). Banka personel seçiminin çok kriterli karar verme yöntemlerinden Entropi temelli ARAS yöntemi ile değerlendirilmesi. *Adnan Menderes Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 4(4), 152-170.

- Khan, S. ve Haleem, A. (2021). Investigation of circular economy practices in the context of emerging economies: A CoCoSo approach. *International Journal of Sustainable Engineering*, 14(3), 357-367.
- Kheybari, S., Rezaie, F. M. ve Farazmand, H. (2020). Analytic network process: An overview of applications. *Applied Mathematics and Computation*, 367, 124780.
- Kingma, D. P. ve Ba, J. (2015-May). *Adam: A method for stochastic optimization*. 2015 *International Conference on Learning Representation*. San Diego, 1-15.
- Klassen, R. D. ve Flores, B. E. (2001). Forecasting practices of canadian firms: Survey results and comparisons. *International Journal of Production Economics*, 70(2), 163-174.
- Koca, G. ve Yıldırım, S. (2020, Aralık). Bayi seçim probleminin AHP tabanlı VIKOR-MOORA-TOPSIS yöntemleriyle çözülmesi. *Sözlü Bildiri, 7. Uluslararası Yönetim Bilişim Sistemleri Konferansı Bildiriler Kitabı*. İzmir, 9-15.
- Korucuk, S., Aytekin, A., Ecer, F., Pamucar, D. S. S. ve Karamaşa, Ç. (2023). Assessment of ideal smart network strategies for logistics companies using an integrated picture fuzzy LBWA-CoCoSo framework. *Management Decision*, 61(5), 1434-1462.
- Kotsiantis, S. (2007). Supervised machine learning: A review of classification techniques. *Informatica*, 31(3), 249-268.
- Köktürk, F., Ankaralı, H. ve Sümbüloğlu, V. (2008). Veri madenciliği yöntemlerine genel bakış. *Türkiye Klinikleri Journal of Biostatistics*, 1(1), 20-25.

- Krizhevsky, A., Sutskever, I. ve Hinton, G. E. (2012-December). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *25th International Conference on Neural Information Processing Systems*. Nevada, 1097-1105.
- Kumar, V., Kalita, K., Chatterjee, P. Zavadskas, E. K. ve Chakraborty, S. (2022). A SWARA-CoCoSo-based approach for spray painting robot selection. *Informatika*, 33(1), 35-54.
- Künkçü, H., Aytakin, O. ve Kuşan, H. (2023). Sarsma tablası test modelinin çok kriterli karar verme yöntemleri ile seçilmesi: Bir uygulama. *ESOGU Müh. Mim. Fak. Dergisi*, 31(2), 620-629.
- Lai, C. S. (2007). The effects of influence strategies on dealer satisfaction and performance in Taiwan's motor industry. *Industrial Marketing Management*, 36, 518-527.
- Lai, Y. J. ve Hwang, C. L. (1996). *Fuzzy multiple objective decision making*. Berlin Heidelberg: Springer.
- Law, R., Li, G., Fong, D. K. C. ve Han, X. (2019). Tourism demand forecasting: A deep learning approach. *Annals of Tourism Research*, 75, 410-423.
- LeCun, Y., Bengio, Y. ve Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444.
- LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y. ve Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11), 2278-2324.
- Lewis, C. D. (1983). *Industrial and business forecasting methods: A practical guide to exponential smoothing and curve fitting*. London: Butterworth Scientific.

- Liang, M. ve Hu, X. (2015-June). Recurrent convolutional neural network for object recognition. *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Boston, MA, 3367-3375.
- Liu, H., Wu, S., Zhong, C. ve Liu, Y. (2022). The effects of customer online reviews on sales performance: The role of mobile phone's quality characteristics. *Electronic Commerce Research and Applications*, 57, 101229.
- Lu, J., Zhang, G., Ruan, D. ve Wu, F. (2007). *Multi-objective group decision-making: methods, software and applications with fuzzy set techniques*. London: Imperial College Press.
- Manaswi, N. K. (2018). *Deep learning with applications using Python*. NewYork: Springer.
- Marcos, R. A., Bello, A. ve Reneses, J. (2019). Electricity price forecasting in the short term hybridising fundamental and econometric modelling. *Electric Power Systems Research*, 167, 240-251.
- McNally, S., Roche, J. ve Caton. S. (2018-March). Predicting the price of bitcoin using machine learning. *26th Euromicro International Conference on Parallel, Distributed and Network-based Processing (PDP)*. Cambridge, 339-343.
- Mikolov, T., Karafiat, M., Burget, L., Cernocky, J. H. ve Khudanpur, S. (2010). Recurrent neural network based language model. *INTERSPEECH*, 1045-1048.
- Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., Rusu, A. A., Veness, J., Bellemare, M. G., ... ve Petersen, S. (2015). Human-level control through deep reinforcement learning. *Nature*, 518(7540), 529-533.

- Monks, J. G. (1987). *Operations management*. Singapore: McGraw-Hill International Editions.
- Monks, J. G. (2001). *İşlemler yönetimi teori ve problemler*. (2. Baskından Çeviren: Sevinç Üreten). Ankara: Nobel Yayın Dağıtım.
- Montavon, G., Samek, W. ve Müller, K. R. (2018). Methods for interpreting and understanding deep neural networks. *Digital Signal Processing*, 73, 1-15.
- Nacar, E. N. ve Erdebilli, B. (2021). Makine öğrenmesi algoritmaları ile satış tahmini. *Endüstri Mühendisliği Dergisi*, 32(2), 307-320.
- Naim, I., Mahara, T. ve Khan, S. A. (2020). Ranking of univariate forecasting techniques for seasonal time series using analytical hierarchy process. *International Journal of Industrial and Systems Engineering*, 35(2), 196-215.
- Naylor, T. H., Seaks, T. G. ve Wichern, D. W. (1972). Box-Jenkins methods: An alternative to econometric models. *International Statistical Review*, 40(2), 123-137.
- Newbold, P. (2016). *İşletme ve iktisat için istatistik*. (Çev. Şenesen, Ü.). İstanbul: Literatür Yayınları (Eserin orijinali 4. Baskı olarak 1994 yılında yayınlandı).
- Noyan, E. (2023). Konaklama işletmelerinin finansal performanslarının SECA yöntemi ile değerlendirilmesi. *Finans Ekonomi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 8(3), 774-782.
- Oh, S., Pedrycz, W. ve Ahn, T. (2002). Self-organizing neural networks with fuzzy polynomial neurons. *Appl. Softw. Comput.*, 2, 1-10.

- Organ, A. (2013). Bulanık Dematel yöntemiyle makine seçimini etkileyen kriterlerin değerlendirilmesi. *Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 22(1), 157-172.
- Organ, A. ve Kaçaroğlu, M. O. (2020). Entropi ağırlıklı TOPSIS yöntemi ile Türkiye'deki vakıf üniversitelerinin değerlendirilmesi. *Pamukkale İşletme Bilişim Yönetimi Dergisi*, 7(1), 28-45.
- Organ, A. ve Kenger, M. D. (2012). Bulanık analitik hiyerarşi süreci ve mortgage banka kredisi seçim problemine uygulanması. *Niğde Üniversitesi IIBF Dergisi*, 5(2), 119-135.
- Organ, A. ve Kenger, M. D. (2018). Bütünleşik bulanık AHP-bulanık MOORA yaklaşımının market personeli seçimi problemine uygulanması. *Anemon Muş Alparslan Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 6(ICEESS' 18), 271-280.
- Organ, A. ve Tekin, B. (2017). Şehir hastanesi kuruluş yeri seçimi için gri ilişkisel analiz yaklaşımı: Denizli ili örneği. *Adnan Menderes Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 4(3), 256-278.
- Orhunbilge, N. (1999). *Zaman serileri analizi tahmin ve fiyat indeksleri*. İstanbul: İTÜ İşletme Yayınları.
- Osan, A. ve Yüksel, D. (2022). Dijital pazarlama araştırması., Baş, M., Tarakçı, İ. E. ve Aslan, R. (Editörler), *Dijitalleşme 2* içinde (53-73). İstanbul: Efe Akademi Yayınları.
- Ömürbek, N., Makas, Y. ve Ömürbek, V. (2015). AHP ve TOPSIS yöntemleri ile kurumsal proje yönetim yazılımı seçimi. *Suleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 21, 59-83.
- Önsel Şahin, Ş., Ülengin, F. ve Ülengin, B. (2002). Senaryo analizi için dinamik bir yaklaşım önerisi. *İTÜDERGİSİ/b*, 1(1), 35-46.

- Özbek, A. (2019). *Çok kriterli karar verme yöntemleri ve excel ile problem çözümü kavram-teori-uygulama. (2. Baskı)*, Ankara: Seçkin Yayıncılık.
- Özbek, A. ve Eren, T. (2013). Üçüncü parti lojistik (3PL) firmanın analitik hiyerarşi süreciyle (AHS) belirlenmesi. *International Journal of Engineering Research and Development*, 5(2), 46-54.
- Öztemel, E. (2012). *Yapay sinir ağları (3. Basım)*. Papatya Yayıncılık Eğitim, İstanbul.
- Öztürk, A. (2016). *Yöneylem Araştırması. (16. Baskı)*, Bursa: Ekin Yayınevi.
- Özveri, O. ve Güçlü, P. (2015). Evaluation of service supply chain performance criteria with DANP method. *ASSAM International Refereed Journal*, 4, 139-158.
- Pamučar, D. ve Görçün, Ö. F. (2022). Evaluation of the European container ports using a new hybrid fuzzy LBWA-CoCoSo'B techniques. *Expert Systems with Applications*, 203, 117463.
- Pamučar, D., Biswas, S., Majumder, S. ve Dawn, S. K. (2021a). An extended LBWA framework in picture fuzzy environment using actual score measures application in social enterprise systems. *International Journal of Enterprise Information Systems*, 17(4), 37-68.
- Pamučar, D., Deveci, M., Canitez, F. ve Lukovac, V. (2020). Selecting an airport ground access mode using novel fuzzy LBWA-WASPAS-H decision making model. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 93, 103703.
- Pamučar, D., Deveci, M., Gökasar, I. ve Işık, M. (2021b). Circular economy concepts in urban mobility alternatives using integrated DIBR method and fuzzy Dombi CoCoSo model. *Journal of Cleaner Production*, 323, 129096.

- Pan, S., Yang, B., Wang, S., Guo, Z., Wang, L., Liu, J. ve Wu, S. (2023). Oil well production prediction based on CNN-LSTM model with self-attention mechanism. *Energy*, 284, 128701.
- Pang, B., Nijkamp, E., ve Wu, Y. N. (2019). Deep learning with TensorFlow: A review. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, 45(2), 227–248.
- Patel, J., Vala, B. ve Saiyad, M. (2021-April). LSTM-RNN combined approach for crop yield prediction on climatic constraints. *5th International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC)*. Erode, India, 1477-1483.
- Patro, S. G. K., Sahoo, P. P., Panda, I. ve Sahu, K. K. (2015). Technical analysis on financial forecasting. *International Journal of Computer Sciences and Engineering*, 3(1), 1-6.
- Pedrycz, W., Ekel, P. ve Parreiras, R. (2011). *Fuzzy multicriteria decision-making models, methods and applications*. United Kingdom: John Wiley & Sons Ltd.
- Pei, S., Qin, H., Zhang, Z., Yao, L., Wang, Y., Wang, C., Liu, Y., ... ve Yi T. (2019). Wind speed prediction method based on empirical wavelet transform and new cell update long short-term memory network. *Energy Conversion and Management*, 196, 779-792.
- Portugal, I., Alencar, P. ve Cowan, D. (2018). The use of machine learning algorithms in recommender systems: A systematic review. *Expert Systems with Applications*, 97, 205-227.
- Poyraz, İ. (2020). *Makine öğrenmesi algoritmaları ile eczaneler için ilaç talep tahmini*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Aydın Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, İstanbul.

- Praveen, B., Talukdar, S., Mahato, S., Mondal, J., Sharma, P., Islam, A. R. M. T. ve Rahman, A. (2020). Analyzing trend and forecasting of rainfall changes in India using non-parametrical and machine learning approaches. *Sci Rep* 10(1), 1–21.
- Rahatullah, M. K. ve Raeside, R. (2009). The dynamism of partner selection criteria in franchising. *SAM Advanced Management Journal*, 74(4), 36.
- Ramírez-Hurtado, J. M., Guerrero-Casas, F. M. ve Rondán-Cataluña, F. J. (2011). Criteria used in the selection of franchisees: An application in the service industry. *Service Business*, 5(1), 47-67.
- Rani, S. ve Raza, I. (2012). Comparison of trend analysis and double exponential smoothing methods for price estimation of major pulses in Pakistan. *Pakistan Journal of Agricultural Research*, 25(3), 233-239.
- Rodrigues, F., Cardeira, C. ve Calado, J. M. F. (2014). The daily and hourly energy consumption and load forecasting using artificial neural network method: A case study using a set of 93 households in Portugal. *Energy Procedia*, 62, 220-229.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E. ve Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Letters to nature*, 323(6088), 533-536.
- Saaty, T. L. (1980). *The Analytic Hierarchy Process*. New York: McGraw-Hill.
- Saaty, T. L. (1987). The analytic hierarchy process-what and how it is used. *Mathematical Modelling*, 9(3-5), 161-176.
- Saaty, T. L. (2008). Decision making with the analytic hierarchy process. *Int. J. Services Sciences*, 1(1), 83-98.

- Saaty, T. L. ve Vargas, L. G. (2006). *Decision making with the analytic network process Economic, political, social and technological applications with benefits, opportunities, costs and risks*. New York: Springer.
- Saaty, T. L. ve Vargas, L. G. (2013). The analytic network process. *Springer: Decision making with the analytic network process*, 195, 1-40.
- Samuel, A. L. (1959). Some studies in machine learning using the game of checkers. *IBM Journal of Research and Development*, 3(3), 210-229.
- Schin, G. C. (2014). Forecasting the number of people at risk of poverty in Europe using single exponential smoothing method. *Contemporary Readings in Law and Social Justice*, 6(1), 789-795.
- Schroeder, R. G. (1989). *Operations management: Decision making in the operations function*. Singapore: McGraw-Hill Book Co.
- Seaton, A.V. ve Bennet, M. M. (1996). *Marketing Tourism Products - Concepts, Issues, Cases*. London: International Thomson Business Press.
- Ser, G. ve Bati, C. T. (2019). Derin sinir ağları ile en iyi modelin belirlenmesi: Mantar verileri üzerine keras uygulaması. *Yüzuñcu Yıl Üniversitesi Tarım Bilimleri Dergisi*, 29(3), 406-417.
- Sevüktekin, M. ve Çınar, M. (2017). *Ekonometrik zaman serileri analizi*. Bursa: Dora Yayıncılık.
- Sezen Akar, G. (2018). Dağıtım merkezi atama problemi için bir optimizasyon modeli. *Ekonomi Maliye İşletme Dergisi*, 1(1), 39-46.
- Shaheen H., Agarwal S. ve Ranjan P. (2020) MinMaxScaler binary PSO for feature selection. Luhach, A., Kosa, J., Poonia, R., Gao, X. Z. ve Singh, D. (Editors), In *First International Conference on Sustainable Technologies for Computational Intelligence* (705-716). Singapore: Springer.

- Siarni-Namini, S. ve Namin, A. S. (2018). *Forecasting economic and financial time series: ARIMA vs. LSTM*. Lubbock, TX, USA: Texas Tech University.
- Siarni-Namini, S., Tavakoli, N. ve Namin, A.S. (2018-December). A Comparison of ARIMA and LSTM in Forecasting Time Series. *17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications*. Orlando, 1394-1401.
- Soliman, M., Lyubchich, V. ve Gel, Y. R. (2019). Complementing the power of deep learning with statistical model fusion: Probabilistic forecasting of influenza in Dallas county. *Epidemics*, 28, 100345.
- Soy Temür, A., Akgün, M. ve Temür, G. (2019). Predicting housing sales in Turkey using ARIMA, LSTM and hybrid models. *Journal of Business Economics and Management*, 20(5), 920-938.
- Suzuki, K. (2011). *Artificial neural networks methodological advances and biomedical applications*. Published by InTech.
- Şahin, A. E. (2001). Eğitim arařtırmalarında delphi tekniđi ve kullanımı. *Hacettepe Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 21, 215-220.
- Şener, U. (2015). Tahmin metodolojisi ve tahmin yöntemi seçimi. *Beykoz Akademi Dergisi*, 3(1), 85-98.
- Şenkayas, H. ve Hekimođlu, H. (2013). Çok kriterli tedarikçi seçimi problemine PROMETHEE yöntemi uygulaması. *Verimlilik Dergisi*, 2, 63-80.
- Şenkayas, H., Öztürk, M. ve Sezen, G. (2010). Lojistik tedarikçilerin seçiminde analitik hiyerarşi süreci (AHP) yöntemi: Mondial şirketinde bir uygulama. *Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 5, 161-175.

- Şenlik, S., Güçlü, P. ve Özdemir, A. (2016). Müşteri ilişkileri yönetimi etkinliğinin bayi müşteriler tabanında değerlendirilmesi. *Ekonomi ve Yönetim Araştırmaları Dergisi*, 5(2), 82-104.
- Şimşek, T. (2022). Personel seçiminde çok kriterli karar verme teknikleri kullanımının insan kaynakları yönetimi perspektifinden değerlendirilmesi. *Uçüncü Sektör Sosyal Ekonomi Dergisi*, 57(3), 1528-1546.
- Taherdoost, H. ve Madanchian, M. (2023). Multi-criteria decision making (MCDM) methods and concepts. *Encyclopedia*, 3, 77-87.
- Tahmaz, Ş., Ünalır, M. O., Giray, G. ve Koçer, S. (2020-Ekim). Makine öğrenmesi kullanılarak internet reklamcılığında maliyet tahmininin iyileştirilmesi: İlk sonuçlar. Sözlü Bildiri, 14. *Ulusal Yazılım Mühendisliği Sempozyumu*. İstanbul, 1-5.
- Tan, B. C. Y., Teo, H. H. ve Wei, K. K. (1995). Promoting consensus in small decision making groups. *Information & Management*, 28, 251-259.
- Terzioğlu, M. K. ve Temelli, S., Yaşar, A. ve Özdemir, Ö. (2023). Bankacılık sektöründe finansal ve çevresel performansların çok kriterli karar verme yöntemleri ile karşılaştırılması. *Karadeniz Teknik Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Sosyal Bilimler Dergisi*, 13(25), 21-45.
- Thangaratinam, S. ve Redman, C. W. E. (2005). The Delphi technique. *The Obstetrician & Gynaecologist*, 7, 120-125.
- Thomas, P. (2009). Review of "Semi-supervised learning" by O. Chapelle, B. Schölkopf, and A. Zien, Eds. London, UK, MIT Press, 2006. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 20(3), 542.

- Tomar, A., Gaur, P. ve Jin, X. (2023). *Prediction techniques for renewable energy generation and load demand forecasting*. Lecture Notes in Electrical Engineering. Singapore: Springer Nature.
- Torkayesh, A. E., Ecer, F., Pamucar, D. ve Karamaşa, Ç. (2021b). Comparative assessment of social sustainability performance: Integrated data-driven weighting system and CoCoSo model. *Sustainable Cities and Society*, 71, 102975.
- Torkayesh, A. E., Pamucar, D., Ecer, F. ve Chatterjee, P. (2021a). An integrated BWM-LBWA-CoCoSo framework for evaluation of healthcare sectors in Eastern Europe. *Socio-Economic Planning Sciences*, 78, 101052.
- Tuffery, S. (2011). *Data mining and statistics for decision making*. John Wiley & Sons, Ltd., Publication.
- Turaç, A. (2020). *Yapay sinir ağları ile tahminleme: Türkiye'nin ihracatının tahmini üzerine bir uygulama*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Gebze Teknik Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Gebze.
- Turskis, Z. (2008). Multi-attribute contractors ranking method by applying ordering of feasible alternatives of solutions in terms of preferability technique. *Technological and Economic Development*, 14(2), 224–239.
- Türkmen, S. Y. ve Çağıl, G. (2012). İMKB'ye kote bilişim sektörü şirketlerinin finansal performanslarının TOPSIS yöntemi ile değerlendirilmesi. *Maliye Finans Yazıları*, 26(95), 59-78.
- Türkoğlu, M. ve Duran, G. (2023). Çok kriterli karar verme yöntemleri ile bölgesel kapsamlı ekonomik ortaklık (RCEP) ülkelerinin lojistik performanslarının değerlendirilmesi. *Ekonomi Bilimleri Dergisi*, 15(1), 45-69.

- Tüzemen, A. ve Yıldız, Ç. (2020). *Tahminleme yöntem ve uygulamalar*. Pegem Akademi.
- Tüzüntürk, S., Sert Eteman, F. ve Sezen, H. K. (2016). Yapay sinir ağı yöntemi ile damacana su satış miktarlarının tahmini. *Akademik Bakış Dergisi*, 56, 129-145.
- Ulucan, E. ve Kızılırmak, İ. (2018). Konaklama işletmelerinde talep tahmin yöntemleri: Yapay sinir ağları ile ilgili bir araştırma. *Seyahat ve Otel İşletmeciliği Dergisi*, 15(1), 89-101.
- Ulutaş, A. ve Karaköy, Ç. (2019). G-20 ülkelerinin lojistik performans endeksinin çok kriterli karar verme modeli ile ölçümü. *S.C.U. İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 20(2), 1-14.
- Ulutaş, A., Karakuş, C. B. ve Topal, A. (2020). Location selection for logistics center with fuzzy SWARA and CoCoSo methods. *Journal of Intelligent & Fuzzy System*, 38(4), 4693-4709.
- Uygur, A. (2009). Çok boyutlu performans değerlendirme modeli olarak dengeli başarı göstergesi uygulaması. *Doğuş Üniversitesi Dergisi*, 10(1), 148-159.
- Üreten, S. (2006). *Üretim/İşlemler yönetimi, stratejik kararlar ve karar modelleri (5. Baskı)*. Ankara: Gazi Kitabevi.
- Vivas, E., Allende-Cid, H. ve Salas, R. (2020). A systematic review of statistical and machine learning methods for electrical power forecasting with reported MAPE score. *Entropy*, 22(12), 1412.
- Voyant, C., Notton, G., Kalogirou, S., Nivet, M. L., Paoli, C., Motte, F. ve Fouilloy, A. (2017). Machine learning methods for solar radiation forecasting: A review. *Renewable Energy*, 105, 569-582.

- Wang, F. K., Cheng, X. B. ve Hsiao, K. C. (2020). Stacked long short-term memory model for proton exchange membrane fuel cell systems degradation. *Journal of Power Sources*, 448, 1-7.
- Wang, M., Wang, H., Wang, J., Liu, H., Lu, R., Duan, T., et al. (2019). A novel model for malaria prediction based on ensemble algorithms. *PLoS ONE* 14(12), e0226910.
- Wang, W., Pedrycz, W. ve Liu, X. (2015). Time series long-term forecasting model based on information granules and fuzzy clustering. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 41, 17-24.
- Wang, Y., Shen, Z. ve Jiang, Y. (2019). Comparison of autoregressive integrated moving average model and generalised regression neural network model for prediction of hemorrhagic fever with renal syndrome in China: A time-series study. *BMJ Open* 9 e025773.
- Wen, L., Zhou, K. ve Yang, S. (2020). Load demand forecasting of residential buildings using a deep learning model. *Electric Power Systems Research*, 179, 106073.
- Williams, R. J. ve Zipser, D. (1989). A learning algorithm for continually running fully recurrent neural networks. *Neural Computation*, 1(2), 270-280.
- Wirth, R. ve Hipp, J. (2000-April). CRISP-DM: Towards a standard process model for data mining. *Proceedings of the Fourth International Conference on the Practical Application of Knowledge Discovery and Data Mining*. Manchester, 29-39.
- Xiao, C., Chen, N., Hu, C., Wang, K., Gong, J. ve Chen, Z. (2019). Short and Mid-Term Sea surface temperature prediction using time-series. *Remote Sensing of Environment*, 233, 111358.

- Yang, C. T., Chen, Y. A., Chan, Y. W., Lee, C. L., Tsan, Y. T., Chan, W. C. ve Liu, P. Y. (2020). Influenza-like illness prediction using a long short-term memory deep learning model with multiple open data sources. *J. Supercomput.*, 76, 9303-9329.
- Yang, S., Joo, H., ve Youm, S. (2021). Demand forecasting model development through big data analysis. *Electronic commerce research*, 21, 727-745.
- Yaran Ögel, İ., Ecer, F. ve Aygün Özgöz, A. (2023). Identifying the leading retailer-based food waste causes in different perishable fast-moving consumer goods' categories: Application of the F-LBWA methodology. *Environmental Science and Pollution Research*, 30, 32656-32672.
- Yazdani, M., Wen, Z., Liao, H., Banaitis, A. ve Turskis, Z. (2019b). A grey combined compromise solution (COCOSO-G) method for supplier selection in construction management. *Journal of Civil Engineering and Management*, 25(8), 858-874.
- Yazdani, M., Zarate, P., Zavadskas, E. K. ve Turskis, Z. (2019a). A combined compromise solution (CoCoSo) method for multi-criteria decision-making problems. *Management Decision* 57(9), 2501-2519.
- Yenilmez Alıcı, S. ve Ertuğrul, İ. (2023a). Blue collar personnel selection for a manufacturing company with fuzzy COPRAS method based on fuzzy PIPRECIA. *Journal of Internet Applications and Management*, 14(1), 1-15.
- Yenilmez Alıcı, S. ve Ertuğrul, İ. (2023b). Evaluation of the financial performances of BIST IT sector by CILOS based CoCoSo method. *Pamukkale Üniversitesi İşletme Araştırmaları Dergisi*, 10(3), 745-759.
- Yenilmez, S. ve Ertuğrul, İ. (2022). Çok kriterli karar verme yöntemleri ile bir mermer fabrikası için kesintisiz güç kaynağı seçimi. *Aksaray Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 14(3), 251-266.

- Yenilmez, S. ve Ertuğrul, İ. (2023c). Laptop selection with MEREC based WASPAS method. *Business, Economics and Management Research Journal*, 6(1), 18-27.
- Yıldırım, Z. ve Sakar, F. M. (2023). Çok kriterli karar verme yöntemlerinden TOPSIS yöntemi ile fakültelerin akademik performanslarının analizi. *Dicle Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 13(25), 98-116.
- Yu, L., Jiao, C., Xin, H., Wang, Y., ve Wang, K. (2018). Prediction on housing price based on deep learning. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 12(2), 90-99.
- Yu, Y., Si, X., Hu, C. ve Zhang, J. (2019). A review of recurrent neural networks: LSTM cells and network architectures. *Neural Computation*, 31(7), 1235-1270.
- Yürüyen, A. A., Ulutaş, A. ve Özdağoğlu, A. (2023). Lojistik işletmelerinin performansının bir hibrit ÇKKV modeli ile değerlendirilmesi. *BMİJ*, 11(3), 731- 751.
- Zardari, N. H., Ahmed, K., Shirazi, S. M. ve Yusop, Z. B. (2015). *Weighting methods and their effect on multi-criteria decision making model outcomes in water resources management*. London: Springer.
- Zavadskas, E. K., ve Turskis, Z. (2010). A new additive ratio assessment (ARAS) method in multicriteria decision-making. *Technological and economic development of Economy Baltic Journal on Sustainability*, 16(2), 159-172.
- Zavadskas, E. K., ve Turskis, Z. (2011). Multiple criteria decision making (MCDM) methods in economics: An overview. *Technological and Economic Development of Economy*, 17(2), 397-427.

- Zhang, D. ve Tsai, J. J. P. (2007). *Advances in machine learning applications in software engineering*. United States of America: Idea Group Publishing.
- Zhang, G. P. (2003). *Neural networks in business forecasting*. Idea Group Publishing, 300s, USA.
- Zhang, M. L., Pena, J. M. ve Robles, V. (2009). Feature selection for multi-label naive Bayes classification. *Information Sciences*, 179, 3218-3229.
- Zhou, G., Wu, J., Zhang, C., ve Zhou, Z. (2016). Minimal gated unit for recurrent neural networks. *International Journal of Automation and Computing*, 13(3), 226-234.
- Žižović, M. ve Pamučar, D. (2019). New model for determining criteria weights: Level based weight assessment (LBWA) model. *Decision Making: Applications in Management and Engineering*, 2(2), 126-137.
- Zoumpiskas, T., Houstis, E. ve Vavalis, M. (2020). ETH analysis and predictions utilizing deep learning. *Expert Systems with Applications*, 162, 1-15.

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

EKLER

Ek 1. Bayilere ve Bayilerin Bulunduğu Bölgeye Ait Haftalık Bazlı Değerler

| A Bayisi | | | B Bayisi | | | C Bayisi | | | D Bayisi | | | E Bayisi | | |
|----------|-------|--------|----------|-------|--------|----------|-------|--------|----------|-------|--------|----------|-------|--------|
| Tutar | Dolar | Sıcak. | Tutar | Dolar | Sıcak. | Tutar | Dolar | Sıcak. | Tutar | Dolar | Sıcak. | Tutar | Dolar | Sıcak. |
| 2834,59 | 14,07 | 8,79 | 1853,13 | 13,72 | 12,60 | 6911,23 | 12,45 | 19,86 | 704,39 | 12,92 | 12,30 | 910,48 | 13,54 | 6,55 |
| 2846,92 | 13,99 | 7,99 | 2645,47 | 14,14 | 15,01 | 7810,10 | 12,09 | 21,57 | 742,00 | 13,38 | 12,30 | 1022,72 | 13,94 | 7,25 |
| 4631,87 | 14,23 | 13,57 | 1451,30 | 13,56 | 9,47 | 6276,01 | 11,67 | 13,24 | 715,34 | 13,52 | 11,80 | 784,19 | 13,83 | 5,56 |
| 2248,67 | 13,18 | 3,65 | 1592,83 | 13,93 | 11,75 | 6515,24 | 12,45 | 16,84 | 734,42 | 13,61 | 11,88 | 817,67 | 13,93 | 5,85 |
| 2782,47 | 13,96 | 7,57 | 1508,46 | 14,04 | 11,80 | 7157,94 | 12,23 | 18,83 | 727,98 | 13,71 | 12,28 | 967,43 | 14,11 | 6,81 |
| 3557,16 | 14,10 | 9,62 | 2599,30 | 14,36 | 15,83 | 8073,71 | 11,60 | 21,09 | 681,41 | 13,76 | 11,33 | 1035,32 | 14,16 | 7,21 |
| 5850,94 | 13,51 | 16,37 | 2217,93 | 13,82 | 13,08 | 7537,81 | 11,17 | 16,90 | 736,49 | 13,84 | 12,45 | 965,17 | 14,09 | 6,73 |
| 4024,92 | 12,48 | 5,97 | 1616,86 | 13,84 | 11,75 | 8095,30 | 11,56 | 20,75 | 707,60 | 13,90 | 12,67 | 960,83 | 14,15 | 6,83 |
| 3405,80 | 13,43 | 6,99 | 1743,69 | 14,30 | 13,51 | 7791,84 | 11,49 | 18,60 | 715,31 | 14,06 | 13,30 | 1099,61 | 14,38 | 7,99 |
| 3877,63 | 14,14 | 10,09 | 1653,38 | 14,49 | 13,37 | 8298,69 | 11,75 | 21,76 | 724,53 | 14,25 | 13,86 | 1370,72 | 14,63 | 9,80 |
| 4650,41 | 14,11 | 12,00 | 2198,28 | 15,13 | 15,54 | 8556,88 | 11,86 | 22,26 | 767,26 | 14,76 | 14,96 | 1479,24 | 15,02 | 10,44 |
| 5405,20 | 14,04 | 13,16 | 2011,53 | 15,13 | 14,15 | 8384,23 | 11,95 | 20,99 | 756,41 | 15,05 | 15,25 | 1353,57 | 15,19 | 9,94 |
| 5885,79 | 13,71 | 13,42 | 1928,67 | 15,23 | 13,92 | 8329,74 | 12,18 | 21,38 | 763,99 | 15,18 | 15,57 | 1414,22 | 15,38 | 10,46 |
| 4707,24 | 13,75 | 8,73 | 2339,37 | 15,29 | 15,25 | 9266,75 | 11,90 | 25,50 | 761,21 | 15,12 | 15,85 | 1689,64 | 15,44 | 12,13 |
| 7191,15 | 13,89 | 20,01 | 3078,01 | 15,16 | 16,53 | 10112,59 | 11,04 | 26,81 | 760,15 | 15,10 | 16,29 | 1594,15 | 15,27 | 11,28 |
| 7097,39 | 12,46 | 14,57 | 4794,28 | 14,52 | 20,73 | 12219,64 | 9,88 | 36,01 | 754,50 | 15,01 | 16,77 | 2064,60 | 15,35 | 14,39 |
| 10840,64 | 11,34 | 31,85 | 7043,44 | 12,95 | 25,23 | 12203,94 | 8,64 | 30,69 | 755,39 | 15,02 | 17,30 | 2195,51 | 15,18 | 14,70 |
| 13788,71 | 8,24 | 40,94 | 9689,98 | 10,87 | 31,47 | 13399,31 | 8,71 | 38,39 | 754,63 | 15,09 | 17,74 | 2418,66 | 15,18 | 16,59 |
| 15763,73 | 6,58 | 48,97 | 11715,90 | 9,10 | 35,60 | 14477,99 | 7,91 | 43,00 | 767,43 | 15,18 | 18,26 | 2481,17 | 15,20 | 17,08 |
| 15826,37 | 5,85 | 43,57 | 11976,32 | 8,77 | 33,20 | 14836,57 | 7,53 | 42,50 | 801,49 | 15,54 | 19,16 | 2790,52 | 15,57 | 20,52 |
| 16070,54 | 6,49 | 46,20 | 12666,00 | 9,42 | 37,91 | 15332,33 | 7,64 | 46,01 | 828,38 | 15,98 | 20,20 | 2674,99 | 15,90 | 20,22 |
| 16484,72 | 6,80 | 50,03 | 12258,37 | 9,58 | 34,48 | 15364,66 | 7,52 | 44,97 | 837,48 | 16,33 | 21,11 | 2629,96 | 16,32 | 20,29 |
| 15500,39 | 6,53 | 40,36 | 12533,64 | 10,12 | 37,62 | 15640,48 | 7,67 | 47,17 | 836,38 | 16,59 | 21,69 | 2674,22 | 16,64 | 21,10 |
| 16362,55 | 7,54 | 51,01 | 11898,63 | 10,54 | 33,93 | 15748,55 | 7,84 | 47,55 | 868,48 | 17,07 | 22,59 | 2609,40 | 17,08 | 21,13 |
| 15157,19 | 7,11 | 38,80 | 12413,21 | 11,08 | 38,72 | 15904,83 | 7,92 | 48,61 | 875,18 | 17,37 | 23,53 | 2617,69 | 17,39 | 21,92 |
| 16120,53 | 8,24 | 50,41 | 14460,84 | 9,82 | 49,79 | 16237,80 | 7,62 | 51,33 | 861,13 | 17,21 | 24,34 | 2719,32 | 17,18 | 23,01 |

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

Ek 1. (Devamı)

| A Bayisi | | | B Bayisi | | | C Bayisi | | | D Bayisi | | | E Bayisi | | |
|----------|-------|--------|----------|-------|--------|----------|-------|--------|----------|-------|--------|----------|-------|--------|
| Tutar | Dolar | Sıcak. | Tutar | Dolar | Sıcak. | Tutar | Dolar | Sıcak. | Tutar | Dolar | Sıcak. | Tutar | Dolar | Sıcak. |
| 16947,86 | 7,46 | 55,99 | 15153,22 | 8,20 | 48,13 | 16521,85 | 7,34 | 52,82 | 853,03 | 17,04 | 25,09 | 2777,25 | 16,93 | 23,71 |
| 17132,18 | 6,82 | 54,55 | 16018,35 | 8,06 | 53,34 | 16844,11 | 7,41 | 55,35 | 887,35 | 17,27 | 26,43 | 2839,53 | 17,13 | 24,56 |
| 17547,72 | 6,98 | 59,31 | 16328,19 | 7,64 | 53,16 | 17036,33 | 7,27 | 56,48 | 886,41 | 17,42 | 26,97 | 2912,53 | 17,28 | 26,06 |
| 17738,88 | 6,77 | 60,67 | 16536,91 | 7,69 | 54,08 | 17164,85 | 7,31 | 57,50 | 927,79 | 17,72 | 27,88 | 2867,17 | 17,57 | 25,70 |
| 17502,68 | 6,76 | 56,46 | 16767,96 | 7,70 | 55,78 | 17307,52 | 7,34 | 58,95 | 940,15 | 17,92 | 28,50 | 2901,29 | 17,82 | 26,31 |
| 17792,96 | 7,08 | 61,58 | 16552,66 | 7,53 | 52,71 | 17174,02 | 7,22 | 56,53 | 922,59 | 17,97 | 28,09 | 2871,87 | 17,87 | 25,92 |
| 17699,41 | 6,86 | 59,15 | 16276,60 | 7,69 | 50,65 | 17164,39 | 7,33 | 56,80 | 952,07 | 17,99 | 28,34 | 2825,71 | 17,89 | 24,94 |
| 17751,36 | 6,95 | 60,00 | 15976,71 | 7,97 | 49,05 | 17063,65 | 7,41 | 55,60 | 939,89 | 18,05 | 27,97 | 2836,98 | 18,00 | 24,89 |
| 17847,76 | 7,00 | 61,49 | 15357,45 | 8,23 | 45,64 | 16942,59 | 7,52 | 54,70 | 960,55 | 18,13 | 28,28 | 2822,86 | 18,06 | 25,18 |
| 17772,70 | 6,96 | 59,92 | 14962,86 | 8,76 | 44,92 | 16719,63 | 7,58 | 52,74 | 932,52 | 18,14 | 27,85 | 2700,71 | 18,10 | 23,90 |
| 17497,33 | 7,00 | 56,35 | 14437,02 | 9,15 | 42,70 | 16444,46 | 7,72 | 50,75 | 923,07 | 18,15 | 27,32 | 2573,49 | 18,16 | 22,64 |
| 16778,73 | 7,02 | 49,25 | 14265,72 | 9,63 | 43,16 | 16332,99 | 7,95 | 50,67 | 925,46 | 18,17 | 26,95 | 2523,61 | 18,23 | 22,03 |
| 16468,58 | 7,54 | 48,73 | 12979,45 | 10,03 | 36,60 | 15947,00 | 8,07 | 47,70 | 916,33 | 18,25 | 26,39 | 2427,53 | 18,33 | 20,95 |
| 15795,71 | 7,75 | 44,08 | 12236,63 | 11,30 | 36,12 | 15788,45 | 8,43 | 47,70 | 916,19 | 18,33 | 25,89 | 2325,88 | 18,43 | 19,54 |
| 15318,79 | 8,31 | 42,62 | 11641,94 | 12,10 | 34,69 | 15530,51 | 8,61 | 46,11 | 894,79 | 18,39 | 25,13 | 2357,88 | 18,57 | 19,78 |
| 15225,48 | 8,83 | 43,21 | 10849,48 | 12,75 | 32,16 | 15254,04 | 8,82 | 44,73 | 884,93 | 18,41 | 24,26 | 2251,86 | 18,55 | 18,46 |
| 14542,87 | 8,97 | 38,86 | 9594,57 | 13,67 | 28,28 | 15075,79 | 9,06 | 43,98 | 881,88 | 18,42 | 23,46 | 2184,69 | 18,57 | 17,37 |
| 13467,69 | 9,65 | 34,33 | 8048,61 | 14,99 | 24,69 | 14624,90 | 9,23 | 41,16 | 864,96 | 18,39 | 22,31 | 2079,77 | 18,56 | 16,34 |
| 12759,88 | 10,72 | 33,01 | 6555,91 | 16,37 | 22,43 | 14426,61 | 9,61 | 41,15 | 867,87 | 18,37 | 21,53 | 1828,61 | 18,49 | 14,76 |
| 11995,46 | 11,51 | 30,40 | 5507,41 | 17,48 | 21,46 | 14154,08 | 9,81 | 39,66 | 859,37 | 18,37 | 20,92 | 1565,37 | 18,46 | 13,30 |
| 10343,11 | 12,50 | 23,82 | 4407,41 | 18,11 | 19,49 | 13149,15 | 10,20 | 34,89 | 848,09 | 18,38 | 20,22 | 1462,32 | 18,54 | 12,75 |
| 8788,07 | 14,13 | 20,39 | 4692,34 | 18,51 | 21,44 | 12490,00 | 11,12 | 33,87 | 829,98 | 18,35 | 19,09 | 1397,26 | 18,59 | 12,38 |
| 8430,06 | 15,34 | 21,91 | 3598,40 | 18,16 | 16,94 | 11414,62 | 11,93 | 29,88 | 831,43 | 18,35 | 18,00 | 1365,37 | 18,64 | 12,30 |
| 7661,89 | 15,74 | 19,23 | 2718,40 | 18,38 | 15,55 | 9704,82 | 13,20 | 24,59 | 838,05 | 18,37 | 17,19 | 1343,18 | 18,67 | 12,14 |
| 7017,80 | 16,33 | 17,97 | 1908,61 | 18,39 | 14,12 | 8279,51 | 14,73 | 21,86 | 827,53 | 18,29 | 16,50 | 1069,17 | 18,34 | 10,31 |
| 3127,09 | 16,67 | 8,58 | 1604,57 | 18,66 | 14,21 | 5762,27 | 16,25 | 15,65 | 832,81 | 18,37 | 16,34 | 1018,28 | 18,41 | 10,09 |

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

Ek 1. (Devamı)

| F Bayisi | | | G Bayisi | | | H Bayisi | | | I Bayisi | | | J Bayisi | | |
|----------|-------|--------|----------|-------|--------|----------|-------|--------|----------|-------|--------|----------|-------|--------|
| Tutar | Dolar | Sıcak. | Tutar | Dolar | Sıcak. | Tutar | Dolar | Sıcak. | Tutar | Dolar | Sıcak. | Tutar | Dolar | Sıcak. |
| 2118,09 | 13,23 | 14,12 | 629,51 | 12,93 | 12,82 | 700,66 | 13,03 | 12,39 | 938,08 | 13,23 | 11,78 | 1303,61 | 13,29 | 12,63 |
| 2248,55 | 13,69 | 14,76 | 678,65 | 13,36 | 13,48 | 727,01 | 13,47 | 13,07 | 1021,33 | 13,65 | 12,57 | 1420,84 | 13,73 | 13,43 |
| 2069,79 | 13,73 | 13,61 | 615,56 | 13,47 | 12,71 | 643,23 | 13,56 | 12,30 | 935,68 | 13,71 | 11,88 | 1306,75 | 13,77 | 12,56 |
| 2091,36 | 13,84 | 13,88 | 625,58 | 13,57 | 12,81 | 662,98 | 13,66 | 12,69 | 941,15 | 13,78 | 11,95 | 1323,28 | 13,85 | 12,72 |
| 2182,07 | 13,94 | 14,49 | 640,74 | 13,69 | 13,27 | 677,67 | 13,77 | 13,25 | 983,91 | 13,90 | 12,47 | 1371,45 | 13,95 | 13,16 |
| 2215,73 | 13,97 | 14,66 | 639,45 | 13,77 | 13,59 | 668,10 | 13,83 | 13,43 | 986,02 | 13,95 | 12,63 | 1378,27 | 14,00 | 13,27 |
| 2213,66 | 13,95 | 14,62 | 620,56 | 13,78 | 13,46 | 663,10 | 13,84 | 13,46 | 975,22 | 13,95 | 12,58 | 1376,53 | 14,00 | 13,28 |
| 2278,83 | 14,03 | 15,04 | 652,02 | 13,87 | 14,00 | 697,28 | 13,93 | 13,97 | 1022,99 | 14,03 | 13,08 | 1413,44 | 14,07 | 13,60 |
| 2418,22 | 14,17 | 15,89 | 676,87 | 14,02 | 14,67 | 731,30 | 14,07 | 14,68 | 1075,18 | 14,18 | 13,72 | 1512,72 | 14,23 | 14,44 |
| 2575,31 | 14,29 | 16,76 | 702,02 | 14,20 | 15,49 | 754,54 | 14,23 | 15,34 | 1131,18 | 14,35 | 14,45 | 1598,55 | 14,39 | 15,19 |
| 2667,25 | 14,75 | 17,46 | 728,27 | 14,70 | 16,24 | 787,22 | 14,72 | 16,08 | 1174,16 | 14,83 | 15,19 | 1671,48 | 14,88 | 16,04 |
| 2573,68 | 14,98 | 17,08 | 702,99 | 14,98 | 16,15 | 763,64 | 15,00 | 16,02 | 1128,47 | 15,10 | 15,06 | 1592,62 | 15,12 | 15,71 |
| 2588,20 | 15,14 | 17,36 | 718,77 | 15,11 | 16,27 | 779,02 | 15,14 | 16,19 | 1148,40 | 15,24 | 15,30 | 1614,79 | 15,27 | 15,99 |
| 2728,44 | 15,08 | 18,08 | 746,57 | 15,07 | 16,82 | 810,12 | 15,09 | 16,76 | 1216,58 | 15,21 | 15,95 | 1730,09 | 15,24 | 16,78 |
| 2696,98 | 15,00 | 17,63 | 721,46 | 15,02 | 16,62 | 792,64 | 15,05 | 16,72 | 1191,71 | 15,15 | 15,71 | 1710,44 | 15,16 | 16,50 |
| 3026,56 | 14,93 | 19,39 | 778,71 | 14,98 | 17,85 | 844,07 | 15,00 | 17,75 | 1335,16 | 15,12 | 17,10 | 1902,44 | 15,12 | 17,85 |
| 3165,38 | 14,80 | 19,74 | 778,16 | 14,98 | 18,58 | 850,29 | 15,01 | 18,37 | 1400,53 | 15,11 | 17,92 | 2000,76 | 15,08 | 18,50 |
| 3432,11 | 14,79 | 21,09 | 822,01 | 15,08 | 19,94 | 912,39 | 15,10 | 19,81 | 1548,24 | 15,19 | 19,58 | 2191,40 | 15,12 | 19,93 |
| 3646,27 | 14,76 | 22,08 | 832,10 | 15,17 | 20,83 | 924,58 | 15,19 | 20,66 | 1583,86 | 15,24 | 20,22 | 2296,76 | 15,16 | 20,73 |
| 4114,65 | 15,01 | 24,82 | 921,24 | 15,58 | 22,85 | 1026,92 | 15,59 | 22,73 | 1755,73 | 15,64 | 22,22 | 2584,05 | 15,52 | 23,12 |
| 4289,52 | 15,22 | 25,63 | 955,06 | 16,01 | 24,21 | 1060,81 | 16,02 | 24,03 | 1852,58 | 16,05 | 23,61 | 2702,79 | 15,86 | 24,25 |
| 4111,22 | 15,57 | 24,78 | 926,42 | 16,34 | 23,94 | 1032,59 | 16,35 | 23,85 | 1754,86 | 16,35 | 22,98 | 2568,45 | 16,18 | 23,53 |
| 4140,77 | 15,98 | 25,59 | 987,08 | 16,61 | 24,50 | 1095,47 | 16,63 | 24,50 | 1817,57 | 16,66 | 23,60 | 2623,10 | 16,53 | 24,23 |
| 4096,72 | 16,51 | 25,79 | 1007,86 | 17,05 | 24,71 | 1114,83 | 17,07 | 24,78 | 1802,53 | 17,11 | 23,63 | 2599,56 | 17,01 | 24,37 |
| 4183,31 | 16,79 | 26,54 | 1039,62 | 17,33 | 25,32 | 1157,28 | 17,36 | 25,57 | 1879,80 | 17,42 | 24,52 | 2686,52 | 17,31 | 25,21 |
| 4510,15 | 16,42 | 27,96 | 1083,10 | 17,17 | 26,83 | 1200,54 | 17,19 | 26,87 | 2058,22 | 17,22 | 26,28 | 2959,60 | 17,04 | 26,97 |
| 4747,45 | 15,97 | 28,43 | 1029,99 | 16,96 | 27,02 | 1169,62 | 16,98 | 27,21 | 2062,45 | 16,95 | 26,42 | 3036,12 | 16,70 | 27,10 |
| 5057,47 | 16,06 | 29,89 | 1087,35 | 17,23 | 28,36 | 1202,62 | 17,24 | 28,01 | 2183,06 | 17,20 | 27,76 | 3205,65 | 16,91 | 28,35 |

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

Ek 1. (Devamı)

| F Bayisi | | | G Bayisi | | | H Bayisi | | | I Bayisi | | | J Bayisi | | |
|----------|-------|--------|----------|-------|--------|----------|-------|--------|----------|-------|--------|----------|-------|--------|
| Tutar | Dolar | Sıcak. | Tutar | Dolar | Sıcak. | Tutar | Dolar | Sıcak. | Tutar | Dolar | Sıcak. | Tutar | Dolar | Sıcak. |
| 5114,62 | 16,12 | 29,96 | 1073,90 | 17,39 | 28,55 | 1206,11 | 17,41 | 28,23 | 2144,26 | 17,35 | 27,58 | 3204,02 | 17,05 | 28,40 |
| 5258,64 | 16,43 | 31,10 | 1144,84 | 17,71 | 29,74 | 1272,83 | 17,72 | 29,26 | 2284,33 | 17,69 | 29,06 | 3331,90 | 17,38 | 29,60 |
| 5304,00 | 16,60 | 31,49 | 1178,47 | 17,91 | 30,75 | 1311,46 | 17,92 | 30,24 | 2378,78 | 17,86 | 30,18 | 3440,33 | 17,54 | 30,53 |
| 5266,89 | 16,68 | 31,36 | 1134,13 | 17,95 | 30,23 | 1287,23 | 17,96 | 30,18 | 2305,45 | 17,88 | 29,59 | 3359,89 | 17,57 | 29,93 |
| 5210,02 | 16,76 | 31,16 | 1156,35 | 17,99 | 30,15 | 1277,56 | 17,99 | 29,85 | 2282,43 | 17,94 | 29,28 | 3333,30 | 17,65 | 29,80 |
| 5078,10 | 16,96 | 30,58 | 1147,74 | 18,06 | 29,68 | 1274,31 | 18,08 | 29,47 | 2261,16 | 18,06 | 29,01 | 3281,61 | 17,79 | 29,50 |
| 4914,41 | 17,16 | 29,90 | 1127,33 | 18,12 | 28,92 | 1256,70 | 18,14 | 28,87 | 2150,22 | 18,13 | 27,90 | 3158,05 | 17,91 | 28,67 |
| 4836,65 | 17,29 | 29,69 | 1126,55 | 18,14 | 28,53 | 1239,16 | 18,17 | 28,29 | 2107,57 | 18,20 | 27,38 | 3083,73 | 18,00 | 28,21 |
| 4661,22 | 17,35 | 28,73 | 1083,38 | 18,13 | 27,60 | 1206,21 | 18,17 | 27,54 | 2030,68 | 18,21 | 26,58 | 2962,35 | 18,04 | 27,36 |
| 4542,29 | 17,47 | 28,25 | 1082,07 | 18,16 | 27,24 | 1201,09 | 18,19 | 27,23 | 2012,77 | 18,25 | 26,35 | 2918,91 | 18,11 | 27,08 |
| 4316,25 | 17,66 | 27,17 | 1043,27 | 18,24 | 26,35 | 1145,60 | 18,26 | 26,18 | 1890,38 | 18,33 | 25,18 | 2740,74 | 18,21 | 25,84 |
| 4148,83 | 17,88 | 26,58 | 1032,14 | 18,33 | 25,75 | 1125,26 | 18,35 | 25,41 | 1838,84 | 18,45 | 24,62 | 2624,44 | 18,37 | 25,13 |
| 3979,08 | 18,04 | 25,86 | 1013,69 | 18,41 | 25,17 | 1100,55 | 18,43 | 24,71 | 1768,45 | 18,54 | 23,91 | 2521,16 | 18,49 | 24,47 |
| 3762,63 | 18,14 | 24,80 | 978,34 | 18,43 | 24,29 | 1050,74 | 18,43 | 23,61 | 1681,27 | 18,56 | 22,99 | 2376,49 | 18,53 | 23,44 |
| 3589,10 | 18,24 | 24,02 | 958,39 | 18,43 | 23,55 | 1030,41 | 18,45 | 22,87 | 1610,71 | 18,58 | 22,18 | 2269,80 | 18,57 | 22,67 |
| 3367,23 | 18,30 | 22,91 | 924,06 | 18,41 | 22,55 | 995,53 | 18,43 | 22,02 | 1524,93 | 18,57 | 21,20 | 2133,37 | 18,58 | 21,65 |
| 3217,58 | 18,37 | 22,24 | 916,85 | 18,41 | 22,02 | 969,36 | 18,42 | 21,31 | 1488,03 | 18,57 | 20,70 | 2032,17 | 18,59 | 20,89 |
| 3060,60 | 18,43 | 21,46 | 879,73 | 18,39 | 21,10 | 929,61 | 18,40 | 20,37 | 1376,60 | 18,53 | 19,49 | 1884,68 | 18,58 | 19,77 |
| 2806,08 | 18,47 | 20,15 | 849,20 | 18,38 | 20,06 | 898,54 | 18,40 | 19,45 | 1312,02 | 18,55 | 18,67 | 1768,72 | 18,61 | 18,90 |
| 2688,80 | 18,56 | 19,71 | 838,29 | 18,38 | 19,37 | 889,89 | 18,41 | 18,98 | 1287,38 | 18,57 | 18,30 | 1729,90 | 18,65 | 18,60 |
| 2524,00 | 18,60 | 18,88 | 815,15 | 18,38 | 18,61 | 856,38 | 18,41 | 18,23 | 1208,46 | 18,55 | 17,44 | 1632,01 | 18,64 | 17,84 |
| 2385,88 | 18,65 | 18,23 | 802,52 | 18,40 | 18,07 | 842,97 | 18,43 | 17,74 | 1176,32 | 18,57 | 17,00 | 1571,48 | 18,67 | 17,38 |
| 2196,26 | 18,56 | 17,17 | 751,79 | 18,27 | 16,84 | 789,40 | 18,30 | 16,58 | 1083,38 | 18,44 | 15,91 | 1427,95 | 18,53 | 16,19 |
| 2118,87 | 18,68 | 16,92 | 768,81 | 18,36 | 16,59 | 807,78 | 18,39 | 16,43 | 1082,84 | 18,53 | 15,76 | 1413,50 | 18,63 | 16,09 |

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

Ek 1. (Devamı)

| Tutar | K Bayisi | |
|---------|----------|--------|
| | Dolar | Sıcak. |
| 1046,86 | 13,03 | 14,17 |
| 1068,47 | 13,50 | 14,64 |
| 964,43 | 13,61 | 13,83 |
| 963,69 | 13,71 | 13,90 |
| 989,13 | 13,82 | 14,31 |
| 991,92 | 13,88 | 14,49 |
| 986,68 | 13,88 | 14,48 |
| 1016,25 | 13,96 | 14,81 |
| 1068,85 | 14,11 | 15,49 |
| 1118,94 | 14,29 | 16,26 |
| 1162,17 | 14,79 | 17,08 |
| 1125,54 | 15,06 | 17,01 |
| 1141,31 | 15,20 | 17,21 |
| 1184,17 | 15,14 | 17,65 |
| 1161,50 | 15,09 | 17,41 |
| 1266,38 | 15,05 | 18,57 |
| 1287,30 | 15,04 | 19,03 |
| 1366,99 | 15,13 | 20,13 |
| 1423,81 | 15,22 | 21,06 |
| 1587,47 | 15,61 | 23,28 |
| 1631,70 | 16,02 | 24,38 |
| 1585,12 | 16,35 | 24,18 |
| 1640,28 | 16,65 | 24,76 |
| 1658,12 | 17,11 | 25,08 |
| 1696,26 | 17,40 | 25,65 |
| 1767,68 | 17,20 | 26,52 |
| 1793,75 | 16,98 | 26,96 |
| 1887,79 | 17,22 | 28,23 |
| 1889,56 | 17,38 | 28,54 |
| 1959,98 | 17,70 | 29,50 |
| 1981,36 | 17,90 | 29,93 |
| 1977,94 | 17,96 | 29,94 |
| 1974,83 | 17,98 | 29,82 |
| 1948,18 | 18,07 | 29,46 |
| 1910,18 | 18,16 | 28,96 |
| 1894,06 | 18,20 | 28,70 |
| 1832,66 | 18,21 | 27,98 |
| 1801,29 | 18,24 | 27,53 |
| 1734,90 | 18,34 | 26,73 |
| 1695,86 | 18,45 | 26,19 |
| 1646,24 | 18,53 | 25,57 |
| 1577,26 | 18,55 | 24,70 |
| 1526,72 | 18,56 | 23,98 |
| 1456,47 | 18,55 | 23,03 |
| 1412,80 | 18,54 | 22,35 |
| 1361,96 | 18,54 | 21,63 |
| 1281,01 | 18,53 | 20,55 |
| 1250,94 | 18,54 | 19,99 |
| 1197,35 | 18,54 | 19,24 |
| 1155,05 | 18,55 | 18,61 |
| 1086,99 | 18,44 | 17,64 |
| 1074,29 | 18,51 | 17,29 |

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

Ek 2. Her Karar Vericiye Ait Kriter ve Alt Kriter Önem Düzeyi Gruplandırma İşlemleri, Alt Kümelere İlişkin Karşılaştırma Değerleri, Maksimum Değer ve Esneklik Katsayılarına Ait Değerler ve Etki Fonksiyon Değerleri

Ana Kriterlerin ve Alt Kriterlerin Önem Düzeylerine Göre Gruplandırılması (KV1)

| En Önemli Kriter | Seviye Belirleme | | Kriterler | | | | | | |
|----------------------|------------------|-------------------------------------|---------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| | | | C1 | C2 | C3 | C4 | C5 | | |
| C3 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | X | X | | X | | |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | | | X | | | |
| En Önemli Alt Kriter | Seviye Belirleme | | Alt Kriterler | | | | | | |
| | | | C11 | C12 | C13 | C14 | C15 | C16 | C17 |
| C12 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | X | X | | X | X | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | | | X | | | |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | | | | | X | |
| C21 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | | | | X | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | X | | | | | |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | | X | X | X | | |
| C31 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | | X | | | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | | X | | X | X | |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | X | | | | | |
| C41 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | X | | X | | X | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | | X | | | | |
| C53 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | X | | X | | | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | | | | | X | |

TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA

Alt Kümelere İlişkin Karşılaştırma Değerleri (KV1)

| Seviye | | Ana Kriter Karşılaştırma Değerleri | | | | | |
|--------|-----------|------------------------------------|-----|-----|-----|-----|-----|
| | Kriterler | C1 | C2 | C3 | C5 | | |
| S1 | I_p | 2 | 1 | 0 | 3 | | |
| S3 | Kriterler | C4 | | | | | |
| | I_p | 1 | | | | | |
| Seviye | | Alt Kriter Karşılaştırma Değerleri | | | | | |
| | Kriterler | C11 | C12 | C13 | C15 | C16 | |
| S1 | I_p | 1 | 0 | 2 | 3 | 4 | |
| S2 | Kriterler | C14 | | | | | |
| | I_p | 1 | | | | | |
| S3 | Kriterler | C17 | | | | | |
| | I_p | 1 | | | | | |
| S1 | Kriterler | C21 | | | | C26 | |
| | I_p | 0 | | | | 1 | |
| S2 | Kriterler | C22 | | | | | |
| | I_p | 1 | | | | | |
| S3 | Kriterler | | | C23 | C24 | C25 | |
| | I_p | | | 2 | 1 | 3 | |
| S1 | Kriterler | C31 | | | C34 | | |
| | I_p | 0 | | | | 1 | |
| S2 | Kriterler | | | | C33 | C35 | C36 |
| | I_p | | | | 1 | 2 | 3 |
| S3 | Kriterler | C32 | | | | | |
| | I_p | 1 | | | | | |
| S1 | Kriterler | C41 | | C42 | C43 | C44 | |
| | I_p | 0 | 1 | 3 | 2 | | |
| S1 | Kriterler | C51 | C52 | C53 | | | |
| | I_p | 1 | 2 | 0 | | | |
| S2 | Kriterler | C54 | | | | | |
| | I_p | 1 | | | | | |

*TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA*

Maksimum Değerin ve Esneklik Katsayısının Belirlenmesi (KV1)

| Alt Kümeler | Esneklik Katsayısı |
|-------------------------------------|--------------------|
| $S_1 = \{C1, C2, C3, C5\}$ | 4 |
| $S_3 = \{C4\}$ | 1 |
| | r |
| | 4 |
| | r_0 |
| | 5 |
| $S_1 = \{C11, C12, C13, C15, C16\}$ | |
| $S_2 = \{C14\}$ | |
| $S_3 = \{C17\}$ | |
| | r |
| | 5 |
| | r_0 |
| | 6 |
| $S_1 = \{C21, C26\}$ | |
| $S_2 = \{C22\}$ | |
| $S_3 = \{C23, C24, C25\}$ | |
| | r |
| | 3 |
| | r_0 |
| | 4 |
| $S_1 = \{C31, C34\}$ | |
| $S_2 = \{C33, C35, C36\}$ | |
| $S_3 = \{C32\}$ | |
| | r |
| | 3 |
| | r_0 |
| | 4 |
| $S_1 = \{C41, C42, C43, C44\}$ | |
| | r |
| | 4 |
| | r_0 |
| | 5 |
| $S_1 = \{C51, C52, C53\}$ | |
| $S_2 = \{C54\}$ | |
| | r |
| | 3 |
| | r_0 |
| | 4 |

TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA

Etki Fonksiyon Değerleri (KV1)

| Seviye | Etki Fonksiyon Değeri | |
|----------------|-----------------------|------|
| S ₁ | $f(C_1)$ | 5/7 |
| | $f(C_2)$ | 5/6 |
| | $f(C_3)$ | 1/1 |
| | $f(C_5)$ | 5/8 |
| S ₃ | $f(C_4)$ | 5/16 |
| S ₁ | $f(C_{11})$ | 6/7 |
| | $f(C_{12})$ | 1/1 |
| | $f(C_{13})$ | 3/4 |
| | $f(C_{15})$ | 2/3 |
| | $f(C_{16})$ | 3/5 |
| S ₂ | $f(C_{14})$ | 6/13 |
| S ₃ | $f(C_{17})$ | 6/19 |
| S ₁ | $f(C_{21})$ | 1/1 |
| | $f(C_{26})$ | 4/5 |
| S ₂ | $f(C_{22})$ | 4/9 |
| | $f(C_{23})$ | 2/7 |
| S ₃ | $f(C_{24})$ | 4/13 |
| | $f(C_{25})$ | 4/15 |
| S ₁ | $f(C_{31})$ | 1/1 |
| | $f(C_{34})$ | 4/5 |
| S ₂ | $f(C_{33})$ | 4/9 |
| | $f(C_{35})$ | 2/5 |
| | $f(C_{36})$ | 4/11 |
| S ₃ | $f(C_{32})$ | 4/13 |
| S ₁ | $f(C_{41})$ | 1/1 |
| | $f(C_{42})$ | 5/6 |
| | $f(C_{43})$ | 5/8 |
| | $f(C_{44})$ | 5/7 |
| S ₁ | $f(C_{51})$ | 4/5 |
| | $f(C_{52})$ | 2/3 |
| | $f(C_{53})$ | 1/1 |
| S ₂ | $f(C_{54})$ | 4/9 |

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

**Ana Kriterlerin ve Alt Kriterlerin Önem Düzeylerine Göre Gruplandırılması
(KV2)**

| En Önemli Kriter | Seviye Belirleme | | Kriterler | | | | | | |
|----------------------|------------------|-------------------------------------|---------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| | | | C1 | C2 | C3 | C4 | C5 | | |
| C1 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | X | | X | | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | X | | | | | |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | | | X | | | |
| En Önemli Alt Kriter | Seviye Belirleme | | Alt Kriterler | | | | | | |
| | | | C11 | C12 | C13 | C14 | C15 | C16 | C17 |
| C12 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | X | X | | | X | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | | | X | | X | |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | | X | | | | |
| C26 | | | C21 | C22 | C23 | C24 | C25 | C26 | |
| | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | | | | X | |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | X | | X | | | |
| | Seviye 4 | 4'ten 5 kata kadar daha önemli | | | X | | X | | |
| C31 | | | C31 | C32 | C33 | C34 | C35 | C36 | |
| | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | X | X | X | | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | X | | | | X | |
| C44 | | | C41 | C42 | C43 | C44 | | | |
| | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | X | | X | | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | X | | | | | |
| C53 | | | C51 | C52 | C53 | | C54 | | |
| | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | | X | X | | | | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | X | | | | X | | |

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

Alt Kümelere İlişkin Karşılaştırma Değerleri (KV2)

| Seviye | | Ana Kriter Karşılaştırma Değerleri | | | | |
|--------|-----------|------------------------------------|-----|-----|-----|-----|
| S1 | Kriterler | C1 | | C3 | C5 | |
| | I_p | 0 | | 1 | 2 | |
| S2 | Kriterler | C2 | | | | |
| | I_p | 1 | | | | |
| S3 | Kriterler | C4 | | | | |
| | I_p | 1 | | | | |
| Seviye | | Alt Kriter Karşılaştırma Değerleri | | | | |
| S1 | Kriterler | C11 | C12 | C13 | C16 | |
| | I_p | 1 | 0 | 2 | 3 | |
| S2 | Kriterler | | | | C15 | C17 |
| | I_p | | | | 2 | 1 |
| S3 | Kriterler | C14 | | | | |
| | I_p | 1 | | | | |
| S1 | Kriterler | C21 | C26 | | | |
| | I_p | 1 | 0 | | | |
| S3 | Kriterler | C22 | | C24 | | |
| | I_p | 1 | | 2 | | |
| S4 | Kriterler | C23 | | C25 | | |
| | I_p | 1 | | 2 | | |
| S1 | Kriterler | C31 | C33 | C34 | C35 | |
| | I_p | 0 | 2 | 1 | 3 | |
| S2 | Kriterler | C32 | | | C36 | |
| | I_p | 1 | | | 2 | |
| S1 | Kriterler | C41 | C43 | | C44 | |
| | I_p | 1 | 2 | | 0 | |
| S2 | Kriterler | C42 | | | | |
| | I_p | 1 | | | | |
| S1 | Kriterler | C52 | | C53 | | |
| | I_p | 1 | | 0 | | |
| S2 | Kriterler | C51 | | | C54 | |
| | I_p | 1 | | | 2 | |

TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA

Maksimum Değerin ve Esneklik Katsayısının Belirlenmesi (KV2)

| Alt Kümeler | Esneklik Katsayısı | |
|--------------------------------|--------------------|---|
| $S_1 = \{C1, C3, C5\}$ | | |
| $S_2 = \{C2\}$ | | |
| $S_3 = \{C4\}$ | | |
| | r | 3 |
| | r_0 | 4 |
| $S_1 = \{C11, C12, C13, C16\}$ | | |
| $S_2 = \{C15, C17\}$ | | |
| $S_3 = \{C14\}$ | | |
| | r | 4 |
| | r_0 | 5 |
| $S_1 = \{C21, C26\}$ | | |
| $S_3 = \{C22, C24\}$ | | |
| $S_4 = \{C23, C25\}$ | | |
| | r | 2 |
| | r_0 | 3 |
| $S_1 = \{C31, C33, C34, C35\}$ | | |
| $S_2 = \{C32, C36\}$ | | |
| | r | 4 |
| | r_0 | 5 |
| $S_1 = \{C41, C43, C44\}$ | | |
| $S_2 = \{C42\}$ | | |
| | r | 3 |
| | r_0 | 4 |
| $S_1 = \{C52, C53\}$ | | |
| $S_2 = \{C51, C54\}$ | | |
| | r | 2 |
| | r_0 | 3 |

TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA

Etki Fonksiyon Değerleri (KV2)

| Seviye | Etki Fonksiyon Değeri | |
|----------------|-----------------------|------|
| S ₁ | $f(C_1)$ | 1/1 |
| | $f(C_3)$ | 4/5 |
| | $f(C_5)$ | 2/3 |
| S ₂ | $f(C_2)$ | 4/9 |
| S ₃ | $f(C_4)$ | 4/13 |
| S ₁ | $f(C_{11})$ | 5/6 |
| | $f(C_{12})$ | 1/1 |
| | $f(C_{13})$ | 5/7 |
| | $f(C_{16})$ | 5/8 |
| S ₂ | $f(C_{15})$ | 5/12 |
| | $f(C_{17})$ | 5/11 |
| S ₃ | $f(C_{14})$ | 5/16 |
| S ₁ | $f(C_{21})$ | 3/4 |
| | $f(C_{26})$ | 1/1 |
| S ₃ | $f(C_{22})$ | 3/10 |
| | $f(C_{24})$ | 3/11 |
| S ₄ | $f(C_{23})$ | 3/13 |
| | $f(C_{25})$ | 3/14 |
| S ₁ | $f(C_{31})$ | 1/1 |
| | $f(C_{33})$ | 5/7 |
| | $f(C_{34})$ | 5/6 |
| | $f(C_{35})$ | 5/8 |
| S ₂ | $f(C_{32})$ | 5/11 |
| | $f(C_{36})$ | 5/12 |
| S ₁ | $f(C_{41})$ | 4/5 |
| | $f(C_{43})$ | 2/3 |
| | $f(C_{44})$ | 1/1 |
| S ₂ | $f(C_{42})$ | 4/9 |
| S ₁ | $f(C_{52})$ | 3/4 |
| | $f(C_{53})$ | 1/1 |
| S ₂ | $f(C_{51})$ | 3/7 |
| | $f(C_{54})$ | 3/8 |

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

**Ana Kriterlerin ve Alt Kriterlerin Önem Düzeylerine Göre Gruplandırılması
(KV3)**

| En Önemli Kriter | Seviye Belirleme | | Kriterler | | | | |
|-------------------------------|------------------|-------------------------------------|---------------|-----|-----|-----|-----|
| | | | C1 | C2 | C3 | C4 | C5 |
| C1 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | X | | X |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | X | | X | |
| En Önemli Alt Kriter | Seviye Belirleme | | Alt Kriterler | | | | |
| | | | C11 | C12 | C13 | C14 | C15 |
| C12 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | | X | X | | X |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | X | | X | | X |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | | | X | |
| C26 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | | | X |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | X | | | |
| | Seviye 4 | 4'ten 5 kata kadar daha önemli | | | X | X | X |
| C31 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | | X | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | | X | | X |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | X | | | |
| C44 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | X | | | X |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | | X | | |
| C53 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | | X | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | X | | | X |

TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA

Alt Kümelere İlişkin Karşılaştırma Değerleri (KV3)

| Seviye | | Ana Kriter Karşılaştırma Değerleri | | | |
|--------|-----------|------------------------------------|-----|-----|-----|
| S1 | Kriterler | C1 | | C3 | C5 |
| | I_p | 0 | | 1 | 2 |
| S3 | Kriterler | C2 | | C4 | |
| | I_p | 1 | | 2 | |
| Seviye | | Alt Kriter Karşılaştırma Değerleri | | | |
| S1 | Kriterler | C12 | | C13 | C16 |
| | I_p | 0 | | 1 | 2 |
| S2 | Kriterler | C11 | C14 | | C17 |
| | I_p | 1 | 3 | | 2 |
| S3 | Kriterler | C15 | | | |
| | I_p | 1 | | | |
| S1 | Kriterler | C21 | C26 | | |
| | I_p | 1 | 0 | | |
| S2 | Kriterler | C22 | | | |
| | I_p | 1 | | | |
| S3 | Kriterler | C23 | | C24 | C25 |
| | I_p | 2 | | 1 | 3 |
| S1 | Kriterler | C31 | | C34 | |
| | I_p | 0 | | 1 | |
| S2 | Kriterler | C33 | | C35 | C36 |
| | I_p | 1 | | 2 | 3 |
| S3 | Kriterler | C32 | | | |
| | I_p | 1 | | | |
| S1 | Kriterler | C41 | C42 | C44 | |
| | I_p | 1 | 2 | 0 | |
| S2 | Kriterler | C43 | | | |
| | I_p | 1 | | | |
| S1 | Kriterler | C51 | | C53 | |
| | I_p | 1 | | 0 | |
| S2 | Kriterler | C52 | | C54 | |
| | I_p | 1 | | 2 | |

TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA

Maksimum Değerin ve Esneklik Katsayısının Belirlenmesi (KV3)

| Alt Kümeler | Esneklik Katsayısı | |
|---------------------------|--------------------|---|
| $S_1 = \{C1, C3, C5\}$ | | |
| $S_3 = \{C2, C4\}$ | | |
| | r | 3 |
| | r_0 | 4 |
| $S_1 = \{C12, C13, C16\}$ | | |
| $S_2 = \{C11, C14, C17\}$ | | |
| $S_3 = \{C15\}$ | | |
| | r | 3 |
| | r_0 | 4 |
| $S_1 = \{C21, C26\}$ | | |
| $S_3 = \{C22\}$ | | |
| $S_4 = \{C23, C24, C25\}$ | | |
| | r | 3 |
| | r_0 | 4 |
| $S_1 = \{C31, C34\}$ | | |
| $S_2 = \{C33, C35, C36\}$ | | |
| $S_3 = \{C32\}$ | | |
| | r | 3 |
| | r_0 | 4 |
| $S_1 = \{C41, C42, C44\}$ | | |
| $S_2 = \{C43\}$ | | |
| | r | 3 |
| | r_0 | 4 |
| $S_1 = \{C51, C53\}$ | | |
| $S_2 = \{C52, C54\}$ | | |
| | r | 2 |
| | r_0 | 3 |

TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA

Etki Fonksiyon Değerleri (KV3)

| Seviye | Etki Fonksiyon Değeri | |
|--------|-----------------------|------|
| S_1 | $f(C_1)$ | 1/1 |
| | $f(C_3)$ | 4/5 |
| | $f(C_5)$ | 2/3 |
| S_3 | $f(C_2)$ | 4/13 |
| | $f(C_4)$ | 2/7 |
| S_1 | $f(C_{12})$ | 1/1 |
| | $f(C_{13})$ | 4/5 |
| | $f(C_{16})$ | 2/3 |
| S_2 | $f(C_{11})$ | 4/9 |
| | $f(C_{14})$ | 4/11 |
| | $f(C_{17})$ | 2/5 |
| S_3 | $f(C_{15})$ | 4/13 |
| S_1 | $f(C_{21})$ | 4/5 |
| | $f(C_{26})$ | 1/1 |
| S_2 | $f(C_{22})$ | 4/9 |
| | $f(C_{23})$ | 2/7 |
| S_4 | $f(C_{24})$ | 4/13 |
| | $f(C_{25})$ | 4/15 |
| S_1 | $f(C_{31})$ | 1/1 |
| | $f(C_{34})$ | 4/5 |
| S_2 | $f(C_{33})$ | 4/9 |
| | $f(C_{35})$ | 2/5 |
| | $f(C_{36})$ | 4/11 |
| S_3 | $f(C_{32})$ | 4/13 |
| S_1 | $f(C_{41})$ | 4/5 |
| | $f(C_{42})$ | 2/3 |
| | $f(C_{44})$ | 1/1 |
| S_2 | $f(C_{43})$ | 4/9 |
| S_1 | $f(C_{51})$ | 3/4 |
| | $f(C_{53})$ | 1/1 |
| S_2 | $f(C_{52})$ | 3/7 |
| | $f(C_{54})$ | 3/8 |

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

**Ana Kriterlerin ve Alt Kriterlerin Önem Düzeylerine Göre Gruplandırılması
(KV4)**

| En Önemli Kriter | Seviye Belirleme | | Kriterler | | | | | | |
|-------------------------------|------------------|-------------------------------------|---------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| | | | C1 | C2 | C3 | C4 | C5 | | |
| C1 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | | X | X | | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | X | X | | | | |
| En Önemli Alt Kriter | Seviye Belirleme | | Alt Kriterler | | | | | | |
| | | | C11 | C12 | C13 | C14 | C15 | C16 | C17 |
| C13 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | X | X | | | | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | | | X | X | | |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | | | X | | X | |
| C21 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | | | | X | |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | | | X | X | | |
| | Seviye 4 | 4'ten 5 kata kadar daha önemli | | X | X | | | | |
| C31 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | X | X | X | | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | X | | | | X | |
| C41 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | X | X | X | | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | X | | | | X | |
| C51 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | | X | | | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | | X | | | | |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | | | | | X | |

TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA

Alt Kümelere İlişkin Karşılaştırma Değerleri (KV4)

| Seviye | | Ana Kriter Karşılaştırma Değerleri | | | | |
|--------|-----------|------------------------------------|-----|-----|-----|-----|
| S1 | Kriterler | C1 | | | C4 | C5 |
| | I_p | 0 | | | 2 | 1 |
| S2 | Kriterler | C2 | | C3 | | |
| | I_p | 2 | | 1 | | |
| Seviye | | Alt Kriter Karşılaştırma Değerleri | | | | |
| S1 | Kriterler | C11 | C12 | C13 | | |
| | I_p | 2 | 1 | 0 | | |
| S2 | Kriterler | | | | C15 | C16 |
| | I_p | | | | 2 | 1 |
| S3 | Kriterler | | | | C14 | C17 |
| | I_p | | | | 1 | 2 |
| S1 | Kriterler | C21 | | | | C26 |
| | I_p | 0 | | | | 1 |
| S3 | Kriterler | | | | C24 | C25 |
| | I_p | | | | 1 | 2 |
| S4 | Kriterler | C22 | | C23 | | |
| | I_p | 1 | | 2 | | |
| S1 | Kriterler | C31 | | C33 | C34 | C35 |
| | I_p | 0 | | 2 | 1 | 3 |
| S2 | Kriterler | C32 | | | C36 | |
| | I_p | 1 | | | 2 | |
| S1 | Kriterler | C41 | | C42 | C43 | C44 |
| | I_p | 0 | | 1 | 4 | 3 |
| S1 | Kriterler | C51 | | C53 | | |
| | I_p | 0 | | 1 | | |
| S2 | Kriterler | C52 | | | | |
| | I_p | 1 | | | | |
| S3 | Kriterler | | | | C54 | |
| | I_p | | | | 1 | |

TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA

Maksimum Değerin ve Esneklik Katsayısının Belirlenmesi (KV4)

| Alt Kümeler | Esneklik Katsayısı | |
|--------------------------------|--------------------|---|
| $S_1 = \{C1, C4, C5\}$ | | |
| $S_3 = \{C2, C3\}$ | | |
| | r | 3 |
| | r_0 | 4 |
| $S_1 = \{C11, C12, C13\}$ | | |
| $S_2 = \{C15, C16\}$ | | |
| $S_3 = \{C14, C17\}$ | | |
| | r | 3 |
| | r_0 | 4 |
| $S_1 = \{C21, C26\}$ | | |
| $S_3 = \{C24, C25\}$ | | |
| $S_4 = \{C22, C23\}$ | | |
| | r | 2 |
| | r_0 | 3 |
| $S_1 = \{C31, C33, C34, C35\}$ | | |
| $S_2 = \{C32, C36\}$ | | |
| | r | 4 |
| | r_0 | 5 |
| $S_1 = \{C41, C42, C43, C44\}$ | | |
| | r | 4 |
| | r_0 | 5 |
| $S_1 = \{C51, C53\}$ | | |
| $S_2 = \{C52\}$ | | |
| $S_3 = \{C54\}$ | | |
| | r | 2 |
| | r_0 | 3 |

TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA

Etki Fonksiyon Değerleri (KV4)

| Seviye | Etki Fonksiyon Değeri | |
|--------|-----------------------|------|
| S_1 | $f(C_1)$ | 1/1 |
| | $f(C_4)$ | 2/3 |
| | $f(C_5)$ | 4/5 |
| S_2 | $f(C_2)$ | 2/5 |
| | $f(C_3)$ | 4/9 |
| S_1 | $f(C_{11})$ | 2/3 |
| | $f(C_{12})$ | 4/5 |
| | $f(C_{13})$ | 1/1 |
| S_2 | $f(C_{15})$ | 2/5 |
| | $f(C_{16})$ | 4/9 |
| S_3 | $f(C_{14})$ | 4/13 |
| | $f(C_{17})$ | 2/7 |
| S_1 | $f(C_{21})$ | 1/1 |
| | $f(C_{26})$ | 3/4 |
| S_3 | $f(C_{24})$ | 3/10 |
| | $f(C_{25})$ | 3/11 |
| S_4 | $f(C_{22})$ | 3/13 |
| | $f(C_{23})$ | 3/14 |
| S_1 | $f(C_{31})$ | 1/1 |
| | $f(C_{33})$ | 5/7 |
| | $f(C_{34})$ | 5/6 |
| | $f(C_{35})$ | 5/8 |
| S_2 | $f(C_{32})$ | 5/11 |
| | $f(C_{36})$ | 5/12 |
| S_1 | $f(C_{41})$ | 1/1 |
| | $f(C_{42})$ | 5/6 |
| | $f(C_{43})$ | 5/9 |
| | $f(C_{44})$ | 5/8 |
| S_1 | $f(C_{51})$ | 1/1 |
| | $f(C_{53})$ | 3/4 |
| S_2 | $f(C_{52})$ | 3/7 |
| S_3 | $f(C_{54})$ | 3/10 |

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

**Ana Kriterlerin ve Alt Kriterlerin Önem Düzeylerine Göre Gruplandırılması
(KV5)**

| En Önemli Kriter | Seviye Belirleme | Kriterler | | | | | | |
|----------------------|--|---------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| | | C1 | C2 | C3 | C4 | C5 | | |
| C1 | Seviye 1 Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | X | | | | |
| | Seviye 2 2'den 3 kata kadar daha önemli | | | | X | X | | |
| | Seviye 3 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | X | | | | | |
| En Önemli Alt Kriter | Seviye Belirleme | Alt Kriterler | | | | | | |
| | | C11 | C12 | C13 | C14 | C15 | C16 | C17 |
| C12 | Seviye 1 Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | | X | X | | | | |
| | Seviye 2 2'den 3 kata kadar daha önemli | X | | | | X | | |
| | Seviye 3 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | | | X | X | | X |
| C26 | | C21 | C22 | C23 | C24 | C25 | C26 | |
| | Seviye 1 Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | | | | | | | X |
| | Seviye 3 3'ten 4 kata kadar daha önemli | X | | | | | | |
| | Seviye 4 4'ten 5 kata kadar daha önemli | | X | X | | | | |
| | Seviye 5 5'ten 6 kata kadar daha önemli | | | | | X | X | |
| C31 | | C31 | C32 | C33 | C34 | C35 | C36 | |
| | Seviye 1 Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | | X | | | |
| | Seviye 2 2'den 3 kata kadar daha önemli | | | X | | X | | |
| C44 | Seviye 3 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | X | | | | | X |
| | | C41 | C42 | C43 | C44 | | | |
| | Seviye 1 Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | | | | | | X | |
| C53 | Seviye 2 2'den 3 kata kadar daha önemli | X | | | X | | | |
| | | C51 | C52 | C53 | C54 | | | |
| | Seviye 1 Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | | | | X | | | |
| C53 | Seviye 2 2'den 3 kata kadar daha önemli | X | | | | | | |
| | Seviye 3 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | | X | | | | X |

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

Alt Kümelere İlişkin Karşılaştırma Değerleri (KV5)

| Seviye | | Ana Kriter Karşılaştırma Değerleri | | | |
|--------|-----------|------------------------------------|-----|-----|-----|
| S1 | Kriterler | C1 | | C3 | |
| | I_p | 0 | | 1 | |
| S2 | Kriterler | | | C4 | C5 |
| | I_p | | | 1 | 2 |
| S3 | Kriterler | C2 | | | |
| | I_p | 1 | | | |
| Seviye | | Alt Kriter Karşılaştırma Değerleri | | | |
| S1 | Kriterler | C12 | | C13 | |
| | I_p | 0 | | 1 | |
| S2 | Kriterler | C11 | | | C16 |
| | I_p | 1 | | | 2 |
| S3 | Kriterler | | | C14 | C15 |
| | I_p | | | 1 | 2 |
| S1 | Kriterler | | | | C26 |
| | I_p | | | | 0 |
| S3 | Kriterler | C21 | | | |
| | I_p | 1 | | | |
| S4 | Kriterler | C22 | | C23 | |
| | I_p | 1 | | 2 | |
| S5 | Kriterler | | | C24 | C25 |
| | I_p | | | 1 | 2 |
| S1 | Kriterler | C31 | | C34 | |
| | I_p | 0 | | 1 | |
| S2 | Kriterler | | | C33 | C35 |
| | I_p | | | 1 | 2 |
| S3 | Kriterler | C32 | | | C36 |
| | I_p | 1 | | | 2 |
| S1 | Kriterler | | | | C44 |
| | I_p | | | | 0 |
| S2 | Kriterler | C41 | C42 | C43 | |
| | I_p | 2 | 3 | 1 | |
| S1 | Kriterler | | | | C53 |
| | I_p | | | | 0 |
| S2 | Kriterler | C51 | | | |
| | I_p | 1 | | | |
| S3 | Kriterler | | | C52 | C54 |
| | I_p | | | 1 | 2 |

TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA

Maksimum Değerin ve Esneklik Katsayısının Belirlenmesi (KV5)

| Alt Kümeler | Esneklik Katsayısı | |
|--|--------------------|---|
| $S_1 = \{C1, C3\}$ | r | 2 |
| $S_2 = \{C4, C5\}$ | r_0 | 3 |
| $S_3 = \{C2\}$ | | |
| <hr style="border: 1px solid black;"/> | | |
| $S_1 = \{C12, C13\}$ | r | 3 |
| $S_2 = \{C11, C16\}$ | r_0 | 4 |
| $S_3 = \{C14, C15, C17\}$ | | |
| <hr style="border: 1px solid black;"/> | | |
| $S_1 = \{C26\}$ | r | 2 |
| $S_3 = \{C21\}$ | r_0 | 3 |
| $S_4 = \{C22, C23\}$ | | |
| $S_5 = \{C24, C25\}$ | | |
| <hr style="border: 1px solid black;"/> | | |
| $S_1 = \{C31, C34\}$ | r | 2 |
| $S_2 = \{C33, C35\}$ | r_0 | 3 |
| $S_3 = \{C32, C36\}$ | | |
| <hr style="border: 1px solid black;"/> | | |
| $S_1 = \{C44\}$ | r | 3 |
| $S_2 = \{C41, C42, C43\}$ | r_0 | 4 |
| <hr style="border: 1px solid black;"/> | | |
| $S_1 = \{C53\}$ | r | 2 |
| $S_2 = \{C51\}$ | r_0 | 3 |
| $S_3 = \{C52, C54\}$ | | |
| <hr style="border: 1px solid black;"/> | | |

TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA

Etki Fonksiyon Değerleri (KV5)

| Seviye | Etki Fonksiyon Değeri | |
|----------------|-----------------------|------|
| S ₁ | $f(C_1)$ | 1/1 |
| | $f(C_3)$ | 3/4 |
| S ₂ | $f(C_4)$ | 3/7 |
| | $f(C_5)$ | 3/8 |
| S ₃ | $f(C_2)$ | 3/10 |
| S ₁ | $f(C_{12})$ | 1/1 |
| | $f(C_{13})$ | 4/5 |
| S ₂ | $f(C_{11})$ | 4/9 |
| | $f(C_{16})$ | 2/5 |
| S ₃ | $f(C_{14})$ | 4/13 |
| | $f(C_{15})$ | 2/7 |
| | $f(C_{17})$ | 4/15 |
| S ₁ | $f(C_{26})$ | 1/1 |
| S ₃ | $f(C_{21})$ | 3/10 |
| S ₄ | $f(C_{22})$ | 3/13 |
| | $f(C_{23})$ | 3/14 |
| S ₅ | $f(C_{24})$ | 3/16 |
| | $f(C_{25})$ | 3/17 |
| S ₁ | $f(C_{31})$ | 1/1 |
| | $f(C_{34})$ | 3/4 |
| S ₂ | $f(C_{33})$ | 3/7 |
| | $f(C_{35})$ | 3/8 |
| S ₃ | $f(C_{32})$ | 3/10 |
| | $f(C_{36})$ | 3/11 |
| S ₁ | $f(C_{44})$ | 1/1 |
| S ₂ | $f(C_{41})$ | 2/5 |
| | $f(C_{42})$ | 4/11 |
| | $f(C_{43})$ | 4/9 |
| S ₁ | $f(C_{53})$ | 1/1 |
| S ₂ | $f(C_{51})$ | 3/7 |
| S ₃ | $f(C_{54})$ | 3/11 |
| | $f(C_{52})$ | 3/10 |

*TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA*

**Ana Kriterlerin ve Alt Kriterlerin Önem Düzeylerine Göre Gruplandırılması
(KV6)**

| En Önemli Kriter | Seviye Belirleme | | Kriterler | | | | | |
|-------------------------------|------------------|-------------------------------------|---------------|-----|-----|-----|-----|-----|
| | | | C1 | C2 | C3 | C4 | C5 | |
| C1 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | X | | X | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | X | | X | | |
| En Önemli Alt Kriter | Seviye Belirleme | | Alt Kriterler | | | | | |
| | | | C11 | C12 | C13 | C14 | C15 | C16 |
| C12 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | X | X | | | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | | | X | X | X |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | | | | | X |
| C26 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | | | | X |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | X | | | | |
| | Seviye 4 | 4'ten 5 kata kadar daha önemli | | | X | X | | |
| | Seviye 5 | 5'ten 6 kata kadar daha önemli | | | | | X | |
| C31 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | X | X | | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | | | | X | |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | X | | | | X |
| C44 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | | C41 | C42 | C43 | C44 | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | X | | X | | | |
| C53 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | | X | | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | C51 | C52 | C53 | C54 | |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | | | | | X |

TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA

Alt Kümelere İlişkin Karşılaştırma Değerleri (KV6)

| Seviye | | Ana Kriter Karşılaştırma Değerleri | | | |
|--------|-----------|------------------------------------|-----|-----|-----|
| S1 | Kriterler | C1 | | C3 | C5 |
| | I_p | 0 | | 1 | 2 |
| S2 | Kriterler | C2 | | C4 | |
| | I_p | 2 | | 1 | |
| Seviye | | Alt Kriter Karşılaştırma Değerleri | | | |
| S1 | Kriterler | C11 | C12 | C13 | |
| | I_p | 2 | 0 | 1 | |
| S2 | Kriterler | C14 | | C15 | C16 |
| | I_p | 2 | | 3 | 1 |
| S3 | Kriterler | C17 | | | |
| | I_p | 1 | | | |
| S1 | Kriterler | C21 | C26 | | |
| | I_p | 1 | 0 | | |
| S3 | Kriterler | C22 | | | |
| | I_p | 1 | | | |
| S4 | Kriterler | C23 | | C24 | |
| | I_p | 2 | | 1 | |
| S5 | Kriterler | C25 | | | |
| | I_p | 1 | | | |
| S1 | Kriterler | C31 | C33 | C34 | |
| | I_p | 0 | 1 | 2 | |
| S2 | Kriterler | C35 | | | |
| | I_p | 1 | | | |
| S3 | Kriterler | C32 | | C36 | |
| | I_p | 1 | | 2 | |
| S1 | Kriterler | C43 | | C44 | |
| | I_p | 1 | | 0 | |
| S2 | Kriterler | C41 | C42 | | |
| | I_p | 1 | 2 | | |
| S1 | Kriterler | C51 | C53 | | |
| | I_p | 1 | 0 | | |
| S2 | Kriterler | C52 | | | |
| | I_p | 1 | | | |
| S3 | Kriterler | C54 | | | |
| | I_p | 1 | | | |

TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA

Maksimum Değerin ve Esneklik Katsayısının Belirlenmesi (KV6)

| Alt Kümeler | Esneklik Katsayısı | |
|---------------------------|--------------------|---|
| $S_1 = \{C1, C3, C5\}$ | | |
| $S_2 = \{C2, C4\}$ | | |
| | r | 3 |
| | r_0 | 4 |
| $S_1 = \{C11, C12, C13\}$ | | |
| $S_2 = \{C14, C15, C16\}$ | | |
| $S_3 = \{C17\}$ | | |
| | r | 3 |
| | r_0 | 4 |
| $S_1 = \{C21, C26\}$ | | |
| $S_3 = \{C22\}$ | | |
| $S_4 = \{C23, C24\}$ | | |
| $S_5 = \{C25\}$ | | |
| | r | 2 |
| | r_0 | 3 |
| $S_1 = \{C31, C33, C34\}$ | | |
| $S_2 = \{C35\}$ | | |
| $S_3 = \{C32, C36\}$ | | |
| | r | 3 |
| | r_0 | 4 |
| $S_1 = \{C43, C44\}$ | | |
| $S_2 = \{C41, C42\}$ | | |
| | r | 2 |
| | r_0 | 3 |
| $S_1 = \{C51, C53\}$ | | |
| $S_2 = \{C52\}$ | | |
| $S_3 = \{C54\}$ | | |
| | r | 2 |
| | r_0 | 3 |

TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA

Etki Fonksiyon Değerleri (KV6)

| Seviye | Etki Fonksiyon Değeri | |
|--------|-----------------------|------|
| S_1 | $f(C_1)$ | 1/1 |
| | $f(C_3)$ | 4/5 |
| | $f(C_5)$ | 2/3 |
| S_2 | $f(C_2)$ | 2/5 |
| | $f(C_4)$ | 4/9 |
| S_1 | $f(C_{11})$ | 2/3 |
| | $f(C_{12})$ | 1/1 |
| | $f(C_{13})$ | 4/5 |
| S_2 | $f(C_{14})$ | 2/5 |
| | $f(C_{15})$ | 4/11 |
| | $f(C_{16})$ | 4/9 |
| S_3 | $f(C_{17})$ | 4/13 |
| S_1 | $f(C_{21})$ | 3/4 |
| | $f(C_{26})$ | 1/1 |
| S_3 | $f(C_{22})$ | 3/10 |
| S_4 | $f(C_{23})$ | 3/14 |
| | $f(C_{24})$ | 3/13 |
| S_5 | $f(C_{25})$ | 3/16 |
| S_1 | $f(C_{31})$ | 1/1 |
| | $f(C_{33})$ | 4/5 |
| | $f(C_{34})$ | 2/3 |
| S_2 | $f(C_{35})$ | 4/9 |
| S_3 | $f(C_{32})$ | 4/13 |
| | $f(C_{36})$ | 2/7 |
| S_1 | $f(C_{43})$ | 3/4 |
| | $f(C_{44})$ | 1/1 |
| S_2 | $f(C_{41})$ | 3/7 |
| | $f(C_{42})$ | 3/8 |
| S_1 | $f(C_{51})$ | 3/4 |
| | $f(C_{53})$ | 1/1 |
| S_2 | $f(C_{52})$ | 3/7 |
| S_3 | $f(C_{54})$ | 3/10 |

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

**Ana Kriterlerin ve Alt Kriterlerin Önem Düzeylerine Göre Gruplandırılması
(KV7)**

| En Önemli Kriter | Seviye Belirleme | | Kriterler | | | | | | |
|-------------------------------|------------------|-------------------------------------|---------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| | | | C1 | C2 | C3 | C4 | C5 | | |
| C1 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | X | X | | | X | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | | | | X | | |
| En Önemli Alt Kriter | Seviye Belirleme | | Alt Kriterler | | | | | | |
| | | | C11 | C12 | C13 | C14 | C15 | C16 | C17 |
| C12 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | X | X | | | X | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | | | X | | X | |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | | | | X | | |
| C21 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | | | | | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | X | | | | X | |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | | X | X | X | | |
| C31 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | | X | X | | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | X | X | | | | |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | | | | | X | |
| C44 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | | | | X | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | | X | X | | | |
| C53 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | | | | X | | | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | X | X | | | | | |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | | | | | X | |

TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA

Alt Kümelere İlişkin Karşılaştırma Değerleri (KV7)

| Seviye | | Ana Kriter Karşılaştırma Değerleri | | | | |
|--------|-----------|------------------------------------|-----|-----|-----|-----|
| | Kriterler | C1 | C2 | C3 | C5 | |
| S1 | I_p | 0 | 3 | 1 | 2 | |
| S2 | | Kriterler | | | C4 | |
| | I_p | | | | 1 | |
| Seviye | | Alt Kriter Karşılaştırma Değerleri | | | | |
| | Kriterler | C11 | C12 | C13 | C16 | |
| S1 | I_p | 1 | 0 | 2 | 3 | |
| S2 | | Kriterler | | | C14 | C17 |
| | I_p | | | | 1 | 2 |
| S3 | | Kriterler | | | C15 | |
| | I_p | | | | 1 | |
| S1 | | Kriterler | C21 | | | |
| | I_p | | | | 0 | |
| S2 | | Kriterler | | | C22 | C26 |
| | I_p | | | | 2 | 1 |
| S3 | | Kriterler | | C23 | C24 | C25 |
| | I_p | | | 2 | 1 | 3 |
| S1 | | Kriterler | C31 | | | |
| | I_p | | | | C34 | C35 |
| | I_p | | | | 1 | 2 |
| S2 | | Kriterler | | C32 | C33 | |
| | I_p | | | 2 | 1 | |
| S3 | | Kriterler | | | | C36 |
| | I_p | | | | | 1 |
| S1 | | Kriterler | C41 | | | C44 |
| | I_p | | | | | 0 |
| S2 | | Kriterler | | C42 | C43 | |
| | I_p | | | 2 | 1 | |
| S1 | | Kriterler | | | C53 | |
| | I_p | | | | 0 | |
| S2 | | Kriterler | | C51 | C52 | |
| | I_p | | | 1 | 2 | |
| S3 | | Kriterler | | | | C54 |
| | I_p | | | | | 1 |

TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA

Maksimum Değerin ve Esneklik Katsayısının Belirlenmesi (KV7)

| Alt Kümeler | Esneklik Katsayısı | |
|--------------------------------|--------------------|---|
| $S_1 = \{C1, C2, C3, C5\}$ | | |
| $S_2 = \{C4\}$ | | |
| | r | 4 |
| | r_0 | 5 |
| $S_1 = \{C11, C12, C13, C16\}$ | | |
| $S_2 = \{C14, C17\}$ | | |
| $S_3 = \{C15\}$ | | |
| | r | 4 |
| | r_0 | 5 |
| $S_1 = \{C21\}$ | | |
| $S_2 = \{C22, C26\}$ | | |
| $S_3 = \{C23, C24, C25\}$ | | |
| | r | 3 |
| | r_0 | 4 |
| $S_1 = \{C31, C34, C35\}$ | | |
| $S_2 = \{C32, C33\}$ | | |
| $S_3 = \{C36\}$ | | |
| | r | 3 |
| | r_0 | 4 |
| $S_1 = \{C41, C44\}$ | | |
| $S_2 = \{C42, C43\}$ | | |
| | r | 2 |
| | r_0 | 3 |
| $S_1 = \{C53\}$ | | |
| $S_2 = \{C51, C52\}$ | | |
| $S_3 = \{C54\}$ | | |
| | r | 2 |
| | r_0 | 3 |

TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA

Etki Fonksiyon Değerleri (KV7)

| Seviye | Etki Fonksiyon Değeri | |
|--------|-----------------------|------|
| S_1 | $f(C_1)$ | 1/1 |
| | $f(C_2)$ | 5/8 |
| | $f(C_3)$ | 5/6 |
| | $f(C_5)$ | 5/7 |
| S_2 | $f(C_4)$ | 5/11 |
| S_1 | $f(C_{11})$ | 5/6 |
| | $f(C_{12})$ | 1/1 |
| | $f(C_{13})$ | 5/7 |
| | $f(C_{16})$ | 5/8 |
| S_2 | $f(C_{14})$ | 5/11 |
| | $f(C_{17})$ | 5/12 |
| S_3 | $f(C_{15})$ | 5/16 |
| S_1 | $f(C_{21})$ | 1/1 |
| | $f(C_{22})$ | 2/5 |
| S_2 | $f(C_{26})$ | 4/9 |
| | $f(C_{23})$ | 2/7 |
| S_3 | $f(C_{24})$ | 4/13 |
| | $f(C_{25})$ | 4/15 |
| | $f(C_{31})$ | 1/1 |
| S_1 | $f(C_{34})$ | 4/5 |
| | $f(C_{35})$ | 2/3 |
| S_2 | $f(C_{32})$ | 2/5 |
| | $f(C_{33})$ | 4/9 |
| S_3 | $f(C_{36})$ | 4/13 |
| S_1 | $f(C_{41})$ | 3/4 |
| | $f(C_{44})$ | 1/1 |
| S_2 | $f(C_{42})$ | 3/8 |
| | $f(C_{43})$ | 3/7 |
| S_1 | $f(C_{53})$ | 1/1 |
| S_2 | $f(C_{51})$ | 3/7 |
| | $f(C_{52})$ | 3/8 |
| S_3 | $f(C_{54})$ | 3/10 |

*TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA*

**Ana Kriterlerin ve Alt Kriterlerin Önem Düzeylerine Göre Gruplandırılması
(KV8)**

| En Önemli Kriter | Seviye Belirleme | | Kriterler | | | | | | |
|-------------------------------|------------------|-------------------------------------|---------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| | | | C1 | C2 | C3 | C4 | C5 | | |
| C1 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | X | | X | | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | X | | X | | | |
| En Önemli Alt Kriter | Seviye Belirleme | | Alt Kriterler | | | | | | |
| | | | C11 | C12 | C13 | C14 | C15 | C16 | C17 |
| C12 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | X | X | | | X | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | | | X | X | X | |
| C26 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | | | | | | X | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | X | X | | | | | |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | | X | X | X | | |
| C31 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | X | X | | | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | | | | X | | |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | X | | | | X | |
| C44 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | | | | X | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | | X | X | | | |
| C53 | Seviye 1 | Eşit ya da 2 kata kadar daha önemli | X | | | X | | | |
| | Seviye 2 | 2'den 3 kata kadar daha önemli | | | X | | | | |
| | Seviye 3 | 3'ten 4 kata kadar daha önemli | | | | | | X | |

TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA

Alt Kümelere İlişkin Karşılaştırma Değerleri (KV8)

| Seviye | | Ana Kriter Karşılaştırma Değerleri | | | |
|--------|-----------|------------------------------------|-----|-----|-----|
| S1 | Kriterler | C1 | | C3 | C5 |
| | I_p | 0 | | 1 | 2 |
| S2 | Kriterler | C2 | | C4 | |
| | I_p | 1 | | 2 | |
| Seviye | | Alt Kriter Karşılaştırma Değerleri | | | |
| S1 | Kriterler | C11 | C12 | C13 | C16 |
| | I_p | 1 | 0 | 2 | 3 |
| S2 | Kriterler | C14 | | C15 | C17 |
| | I_p | 1 | | 2 | 3 |
| S1 | Kriterler | | | | C26 |
| | I_p | | | | 0 |
| S2 | Kriterler | C21 | C22 | | |
| | I_p | 1 | 2 | | |
| S3 | Kriterler | C23 | | C24 | C25 |
| | I_p | 2 | | 1 | 3 |
| S1 | Kriterler | C31 | C33 | C34 | |
| | I_p | 0 | 2 | 1 | |
| S2 | Kriterler | | | | C35 |
| | I_p | | | | 1 |
| S3 | Kriterler | C32 | | C36 | |
| | I_p | 1 | | 2 | |
| S1 | Kriterler | C41 | | | C44 |
| | I_p | 1 | | | 0 |
| S2 | Kriterler | C42 | | C43 | |
| | I_p | 1 | | 2 | |
| S1 | Kriterler | C51 | C53 | | |
| | I_p | 1 | 0 | | |
| S2 | Kriterler | C52 | | | |
| | I_p | 1 | | | |
| S3 | Kriterler | | | | C54 |
| | I_p | | | | 1 |

TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA

Maksimum Değerin ve Esneklik Katsayısının Belirlenmesi (KV8)

| Alt Kümeler | Esneklik Katsayısı | |
|--------------------------------|--------------------|---|
| $S_1 = \{C1, C3, C5\}$ | | |
| $S_2 = \{C2, C4\}$ | | |
| | r | 3 |
| | r_0 | 4 |
| $S_1 = \{C11, C12, C13, C16\}$ | | |
| $S_2 = \{C14, C15, C17\}$ | | |
| | r | 4 |
| | r_0 | 5 |
| $S_1 = \{C26\}$ | | |
| $S_2 = \{C21, C22\}$ | | |
| $S_3 = \{C23, C24, C25\}$ | | |
| | r | 3 |
| | r_0 | 4 |
| $S_1 = \{C31, C33, C34\}$ | | |
| $S_2 = \{C35\}$ | | |
| $S_3 = \{C32, C36\}$ | | |
| | r | 3 |
| | r_0 | 4 |
| $S_1 = \{C41, C44\}$ | | |
| $S_2 = \{C42, C43\}$ | | |
| | r | 2 |
| | r_0 | 3 |
| $S_1 = \{C51, C53\}$ | | |
| $S_2 = \{C52\}$ | | |
| $S_3 = \{C54\}$ | | |
| | r | 2 |
| | r_0 | 3 |

TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA

Etki Fonksiyon Değerleri (KV8)

| Seviye | Etki Fonksiyon Değeri | |
|----------------|-----------------------|------|
| S ₁ | $f(C_1)$ | 1/1 |
| | $f(C_3)$ | 4/5 |
| | $f(C_5)$ | 2/3 |
| S ₂ | $f(C_2)$ | 4/9 |
| | $f(C_4)$ | 2/5 |
| S ₁ | $f(C_{11})$ | 5/6 |
| | $f(C_{12})$ | 1/1 |
| | $f(C_{13})$ | 5/7 |
| | $f(C_{16})$ | 5/8 |
| S ₂ | $f(C_{14})$ | 5/11 |
| | $f(C_{15})$ | 5/12 |
| | $f(C_{17})$ | 5/13 |
| S ₁ | $f(C_{26})$ | 1/1 |
| S ₂ | $f(C_{21})$ | 4/9 |
| | $f(C_{22})$ | 2/5 |
| S ₃ | $f(C_{23})$ | 2/7 |
| | $f(C_{24})$ | 4/13 |
| | $f(C_{25})$ | 4/15 |
| S ₁ | $f(C_{31})$ | 1/1 |
| | $f(C_{33})$ | 2/3 |
| | $f(C_{34})$ | 4/5 |
| S ₂ | $f(C_{35})$ | 4/9 |
| S ₃ | $f(C_{32})$ | 4/13 |
| | $f(C_{36})$ | 2/7 |
| S ₁ | $f(C_{41})$ | 3/4 |
| | $f(C_{44})$ | 1/1 |
| S ₂ | $f(C_{42})$ | 3/7 |
| | $f(C_{43})$ | 3/8 |
| S ₁ | $f(C_{51})$ | 3/4 |
| | $f(C_{53})$ | 1/1 |
| S ₂ | $f(C_{52})$ | 3/7 |
| S ₃ | $f(C_{54})$ | 3/10 |

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

Ek 3. Her Bir Karar Vericiye Ait Değerlendirme Matrisleri

KV1'e Ait Değerlendirme Matrisi

| Ana Kriterler | | Finansal Kriterler | | | | | | Müşteri İlişkileri Kriterleri | | | | | | | |
|---------------|-----|----------------------------|-----|-----|-----|-----|-----|-------------------------------|-----|-----|-----|---------------------|-----|-----|-----|
| Alt Kriterler | | C11 | C12 | C13 | C14 | C15 | C16 | C17 | C21 | C22 | C23 | C24 | C25 | C26 | |
| | | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Min | |
| ALTERNATİFLER | A | 90 | 85 | 85 | 65 | 70 | 75 | 65 | 70 | 75 | 70 | 85 | 80 | 15 | |
| | B | 85 | 75 | 75 | 55 | 65 | 75 | 60 | 75 | 80 | 85 | 75 | 75 | 20 | |
| | C | 100 | 95 | 95 | 80 | 85 | 80 | 75 | 80 | 85 | 75 | 80 | 75 | 15 | |
| | F | 75 | 65 | 65 | 45 | 35 | 60 | 45 | 60 | 60 | 75 | 70 | 80 | 30 | |
| | J | 65 | 55 | 55 | 35 | 45 | 55 | 40 | 60 | 65 | 60 | 70 | 45 | 30 | |
| | Min | 65 | 55 | 55 | 35 | 35 | 55 | 40 | 60 | 60 | 60 | 70 | 45 | 15 | |
| | Mak | 100 | 95 | 95 | 80 | 85 | 80 | 75 | 80 | 85 | 85 | 85 | 80 | 30 | |
| Ana Kriterler | | Teknik Alt Yapı Kriterleri | | | | | | İnsan Kaynakları Kriterleri | | | | Lokasyon Kriterleri | | | |
| Alt Kriterler | | C31 | C32 | C33 | C34 | C35 | C36 | C41 | C42 | C43 | C44 | C51 | C52 | C53 | C54 |
| | | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Min | Max | Max | Max | Max | Min |
| ALTERNATİFLER | A | 70 | 70 | 75 | 80 | 80 | 70 | 80 | 75 | 50 | 75 | 60 | 90 | 70 | 75 |
| | B | 80 | 70 | 85 | 70 | 75 | 65 | 65 | 70 | 55 | 70 | 65 | 65 | 70 | 65 |
| | C | 85 | 75 | 90 | 90 | 85 | 75 | 70 | 85 | 45 | 90 | 100 | 100 | 85 | 75 |
| | F | 65 | 70 | 60 | 55 | 70 | 60 | 60 | 65 | 55 | 60 | 45 | 80 | 65 | 75 |
| | J | 60 | 70 | 65 | 50 | 60 | 60 | 55 | 45 | 55 | 60 | 75 | 45 | 65 | 35 |
| | Min | 60 | 70 | 60 | 50 | 60 | 60 | 55 | 45 | 45 | 60 | 45 | 45 | 65 | 35 |
| | Mak | 85 | 75 | 90 | 90 | 85 | 75 | 80 | 85 | 55 | 90 | 100 | 100 | 85 | 75 |

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

KV2'ye Ait Değerlendirme Matrisi

| Ana Kriterler | | Finansal Kriterler | | | | | | Müşteri İlişkileri Kriterleri | | | | | | | |
|---------------|-----|----------------------------|-----|-----|-----|-----|-----|-------------------------------|-----|-----|-----|---------------------|-----|-----|-----|
| Alt Kriterler | | C11 | C12 | C13 | C14 | C15 | C16 | C17 | C21 | C22 | C23 | C24 | C25 | C26 | |
| | | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Min | |
| ALTERNATİFLER | A | 90 | 95 | 70 | 65 | 70 | 85 | 75 | 85 | 55 | 80 | 85 | 75 | 20 | |
| | B | 80 | 85 | 65 | 60 | 65 | 80 | 70 | 80 | 45 | 75 | 90 | 80 | 20 | |
| | C | 95 | 100 | 80 | 70 | 80 | 100 | 85 | 100 | 75 | 85 | 100 | 85 | 15 | |
| | F | 65 | 75 | 45 | 50 | 35 | 75 | 60 | 70 | 45 | 65 | 75 | 70 | 45 | |
| | J | 45 | 65 | 35 | 25 | 25 | 45 | 45 | 55 | 35 | 60 | 70 | 60 | 35 | |
| | Min | 45 | 65 | 35 | 25 | 25 | 45 | 45 | 55 | 35 | 60 | 70 | 60 | 15 | |
| | Mak | 95 | 100 | 80 | 70 | 80 | 100 | 85 | 100 | 75 | 85 | 100 | 85 | 45 | |
| Ana Kriterler | | Teknik Alt Yapı Kriterleri | | | | | | İnsan Kaynakları Kriterleri | | | | Lokasyon Kriterleri | | | |
| Alt Kriterler | | C31 | C32 | C33 | C34 | C35 | C36 | C41 | C42 | C43 | C44 | C51 | C52 | C53 | C54 |
| | | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Min | Max | Max | Max | Max | Min |
| ALTERNATİFLER | A | 95 | 75 | 85 | 95 | 70 | 80 | 75 | 100 | 55 | 85 | 60 | 90 | 80 | 90 |
| | B | 90 | 85 | 90 | 90 | 65 | 75 | 85 | 75 | 45 | 75 | 65 | 65 | 85 | 65 |
| | C | 100 | 90 | 95 | 100 | 80 | 90 | 95 | 85 | 25 | 100 | 100 | 100 | 95 | 95 |
| | F | 75 | 55 | 80 | 75 | 55 | 55 | 55 | 55 | 35 | 60 | 35 | 80 | 70 | 85 |
| | J | 65 | 45 | 75 | 70 | 50 | 55 | 45 | 65 | 30 | 65 | 75 | 45 | 65 | 50 |
| | Min | 65 | 45 | 75 | 70 | 50 | 55 | 45 | 55 | 25 | 60 | 35 | 45 | 65 | 50 |
| | Mak | 100 | 90 | 95 | 100 | 80 | 90 | 95 | 100 | 55 | 100 | 100 | 100 | 95 | 95 |

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

KV3'e Ait Değerlendirme Matrisi

| Ana Kriterler | | Finansal Kriterler | | | | | | Müşteri İlişkileri Kriterleri | | | | | | | |
|---------------|-----|----------------------------|-----|-----|-----|-----|-----|-------------------------------|-----|-----|---------------------|-----|-----|-----|-----|
| Alt Kriterler | | C11 | C12 | C13 | C14 | C15 | C16 | C17 | C21 | C22 | C23 | C24 | C25 | C26 | |
| | | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Min | |
| ALTERNATİFLER | A | 80 | 90 | 80 | 85 | 75 | 85 | 75 | 75 | 100 | 65 | 70 | 60 | 30 | |
| | B | 70 | 80 | 75 | 80 | 60 | 75 | 65 | 95 | 80 | 80 | 90 | 85 | 25 | |
| | C | 85 | 100 | 90 | 95 | 95 | 100 | 85 | 85 | 95 | 90 | 100 | 90 | 20 | |
| | F | 55 | 70 | 65 | 75 | 45 | 55 | 55 | 60 | 55 | 60 | 85 | 75 | 45 | |
| | J | 45 | 65 | 45 | 70 | 40 | 45 | 50 | 65 | 75 | 55 | 75 | 70 | 35 | |
| | Min | 45 | 65 | 45 | 70 | 40 | 45 | 50 | 60 | 55 | 55 | 70 | 60 | 20 | |
| | Mak | 85 | 100 | 90 | 95 | 95 | 100 | 85 | 95 | 100 | 90 | 100 | 90 | 45 | |
| Ana Kriterler | | Teknik Alt Yapı Kriterleri | | | | | | İnsan Kaynakları Kriterleri | | | Lokasyon Kriterleri | | | | |
| Alt Kriterler | | C31 | C32 | C33 | C34 | C35 | C36 | C41 | C42 | C43 | C44 | C51 | C52 | C53 | C54 |
| | | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Min | Max | Max | Max | Max | Min |
| ALTERNATİFLER | A | 85 | 75 | 85 | 85 | 80 | 70 | 65 | 90 | 30 | 75 | 65 | 85 | 85 | 80 |
| | B | 80 | 80 | 75 | 80 | 65 | 75 | 85 | 75 | 35 | 85 | 85 | 70 | 80 | 65 |
| | C | 90 | 90 | 90 | 100 | 90 | 80 | 90 | 85 | 25 | 100 | 100 | 90 | 90 | 90 |
| | F | 75 | 60 | 80 | 70 | 75 | 65 | 55 | 60 | 50 | 65 | 60 | 80 | 65 | 75 |
| | J | 70 | 65 | 60 | 60 | 60 | 60 | 75 | 55 | 40 | 55 | 75 | 55 | 75 | 45 |
| | Min | 70 | 60 | 60 | 60 | 60 | 60 | 55 | 55 | 25 | 55 | 60 | 55 | 65 | 45 |
| | Mak | 90 | 90 | 90 | 100 | 90 | 80 | 90 | 90 | 50 | 100 | 100 | 90 | 90 | 90 |

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

KV4'e Ait Değerlendirme Matrisi

| Ana Kriterler | | Finansal Kriterler | | | | | | Müşteri İlişkileri Kriterleri | | | | | | | |
|---------------|-----|----------------------------|-----|-----|-----|-----|-----|-------------------------------|-----|-----|---------------------|-----|-----|-----|-----|
| Alt Kriterler | | C11 | C12 | C13 | C14 | C15 | C16 | C17 | C21 | C22 | C23 | C24 | C25 | C26 | |
| | | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Min | |
| ALTERNATİFLER | A | 80 | 90 | 90 | 70 | 85 | 90 | 90 | 85 | 80 | 85 | 65 | 55 | 65 | |
| | B | 70 | 80 | 80 | 60 | 75 | 85 | 80 | 70 | 75 | 90 | 75 | 75 | 45 | |
| | C | 90 | 100 | 100 | 80 | 90 | 80 | 95 | 90 | 85 | 100 | 85 | 95 | 35 | |
| | F | 60 | 70 | 60 | 65 | 70 | 70 | 75 | 65 | 65 | 75 | 45 | 40 | 75 | |
| | J | 50 | 60 | 50 | 55 | 65 | 65 | 70 | 55 | 45 | 80 | 100 | 85 | 25 | |
| | Min | 50 | 60 | 50 | 55 | 65 | 65 | 70 | 55 | 45 | 75 | 45 | 40 | 25 | |
| | Mak | 90 | 100 | 100 | 80 | 90 | 90 | 95 | 90 | 85 | 100 | 100 | 95 | 75 | |
| Ana Kriterler | | Teknik Alt Yapı Kriterleri | | | | | | İnsan Kaynakları Kriterleri | | | Lokasyon Kriterleri | | | | |
| Alt Kriterler | | C31 | C32 | C33 | C34 | C35 | C36 | C41 | C42 | C43 | C44 | C51 | C52 | C53 | C54 |
| | | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Min | Max | Max | Max | Max | Min |
| ALTERNATİFLER | A | 95 | 70 | 80 | 90 | 90 | 80 | 85 | 90 | 55 | 90 | 75 | 85 | 85 | 60 |
| | B | 85 | 75 | 70 | 80 | 75 | 70 | 80 | 75 | 85 | 85 | 80 | 65 | 75 | 45 |
| | C | 100 | 90 | 90 | 100 | 100 | 90 | 95 | 85 | 25 | 100 | 100 | 90 | 95 | 65 |
| | F | 80 | 55 | 75 | 65 | 80 | 75 | 65 | 65 | 100 | 80 | 65 | 75 | 70 | 55 |
| | J | 70 | 80 | 60 | 70 | 55 | 55 | 75 | 70 | 45 | 75 | 85 | 55 | 60 | 25 |
| | Min | 70 | 55 | 60 | 65 | 55 | 55 | 65 | 65 | 25 | 75 | 65 | 55 | 60 | 25 |
| | Mak | 100 | 90 | 90 | 100 | 100 | 90 | 95 | 90 | 100 | 100 | 100 | 90 | 95 | 65 |

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

KV5'e Ait Değerlendirme Matrisi

| Ana Kriterler | | Finansal Kriterler | | | | | | Müşteri İlişkileri Kriterleri | | | | | | | |
|---------------|-----|----------------------------|-----|-----|-----|-----|-----|-------------------------------|-----|-----|-----|---------------------|-----|-----|-----|
| Alt Kriterler | | C11 | C12 | C13 | C14 | C15 | C16 | C17 | C21 | C22 | C23 | C24 | C25 | C26 | |
| | | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Min | |
| ALTERNATİFLER | A | 85 | 90 | 85 | 95 | 90 | 85 | 85 | 90 | 70 | 80 | 70 | 70 | 45 | |
| | B | 80 | 85 | 75 | 75 | 85 | 75 | 75 | 80 | 80 | 75 | 80 | 75 | 35 | |
| | C | 90 | 100 | 95 | 100 | 95 | 90 | 90 | 100 | 90 | 90 | 90 | 100 | 15 | |
| | F | 70 | 75 | 70 | 85 | 80 | 80 | 70 | 75 | 65 | 65 | 55 | 60 | 55 | |
| | J | 65 | 65 | 60 | 55 | 70 | 70 | 80 | 70 | 85 | 100 | 100 | 85 | 25 | |
| | Min | 65 | 65 | 60 | 55 | 70 | 70 | 70 | 70 | 65 | 65 | 55 | 60 | 15 | |
| | Mak | 90 | 100 | 95 | 100 | 95 | 90 | 90 | 100 | 90 | 100 | 100 | 100 | 55 | |
| Ana Kriterler | | Teknik Alt Yapı Kriterleri | | | | | | İnsan Kaynakları Kriterleri | | | | Lokasyon Kriterleri | | | |
| Alt Kriterler | | C31 | C32 | C33 | C34 | C35 | C36 | C41 | C42 | C43 | C44 | C51 | C52 | C53 | C54 |
| | | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Min | Max | Max | Max | Max | Min |
| ALTERNATİFLER | A | 90 | 80 | 85 | 85 | 90 | 75 | 80 | 100 | 100 | 90 | 75 | 85 | 90 | 85 |
| | B | 75 | 75 | 75 | 80 | 75 | 80 | 90 | 80 | 85 | 80 | 85 | 75 | 85 | 75 |
| | C | 100 | 90 | 90 | 90 | 95 | 95 | 100 | 90 | 90 | 100 | 100 | 90 | 100 | 90 |
| | F | 80 | 65 | 80 | 65 | 85 | 65 | 65 | 65 | 65 | 70 | 65 | 80 | 80 | 80 |
| | J | 65 | 70 | 65 | 75 | 70 | 85 | 70 | 70 | 75 | 75 | 90 | 65 | 75 | 65 |
| | Min | 65 | 65 | 65 | 65 | 70 | 65 | 65 | 65 | 65 | 70 | 65 | 65 | 75 | 65 |
| | Mak | 100 | 90 | 90 | 90 | 95 | 95 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 90 | 100 | 90 |

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

KV6'ya Ait Değerlendirme Matrisi

| Ana Kriterler | | Finansal Kriterler | | | | | | Müşteri İlişkileri Kriterleri | | | | | | | |
|---------------|-----|----------------------------|-----|-----|-----|-----|-----|-------------------------------|-----|-----|-----|---------------------|-----|-----|-----|
| Alt Kriterler | | C11 | C12 | C13 | C14 | C15 | C16 | C17 | C21 | C22 | C23 | C24 | C25 | C26 | |
| | | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Min | |
| ALTERNATİFLER | A | 80 | 90 | 90 | 85 | 80 | 85 | 75 | 85 | 70 | 70 | 65 | 65 | 20 | |
| | B | 75 | 80 | 85 | 75 | 70 | 75 | 85 | 75 | 75 | 75 | 80 | 70 | 25 | |
| | C | 90 | 95 | 95 | 90 | 85 | 90 | 95 | 90 | 90 | 85 | 95 | 85 | 15 | |
| | F | 70 | 70 | 75 | 60 | 65 | 70 | 70 | 70 | 65 | 65 | 55 | 45 | 85 | |
| | J | 60 | 60 | 70 | 50 | 55 | 65 | 65 | 60 | 80 | 95 | 85 | 90 | 55 | |
| | Min | 60 | 60 | 70 | 50 | 55 | 65 | 65 | 60 | 65 | 65 | 55 | 45 | 15 | |
| | Mak | 90 | 95 | 95 | 90 | 85 | 90 | 95 | 90 | 90 | 95 | 95 | 90 | 85 | |
| Ana Kriterler | | Teknik Alt Yapı Kriterleri | | | | | | İnsan Kaynakları Kriterleri | | | | Lokasyon Kriterleri | | | |
| Alt Kriterler | | C31 | C32 | C33 | C34 | C35 | C36 | C41 | C42 | C43 | C44 | C51 | C52 | C53 | C54 |
| | | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Min | Max | Max | Max | Max | Min |
| ALTERNATİFLER | A | 90 | 80 | 90 | 90 | 85 | 75 | 65 | 85 | 85 | 85 | 70 | 90 | 85 | 75 |
| | B | 85 | 85 | 85 | 85 | 80 | 80 | 70 | 75 | 75 | 80 | 80 | 70 | 80 | 65 |
| | C | 100 | 90 | 95 | 100 | 90 | 85 | 85 | 80 | 90 | 90 | 100 | 100 | 90 | 80 |
| | F | 80 | 70 | 80 | 80 | 75 | 65 | 55 | 45 | 55 | 75 | 60 | 80 | 75 | 70 |
| | J | 70 | 75 | 75 | 70 | 70 | 90 | 75 | 65 | 70 | 70 | 90 | 60 | 70 | 55 |
| | Min | 70 | 70 | 75 | 70 | 70 | 65 | 55 | 45 | 55 | 70 | 60 | 60 | 70 | 55 |
| | Mak | 100 | 90 | 95 | 100 | 90 | 90 | 85 | 85 | 90 | 90 | 100 | 100 | 90 | 80 |

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

KV7'ye Ait Değerlendirme Matrisi

| Ana Kriterler | | Finansal Kriterler | | | | | | Müşteri İlişkileri Kriterleri | | | | | | | |
|---------------|-----|----------------------------|-----|-----|-----|-----|-----|-------------------------------|-----|-----|---------------------|-----|-----|-----|-----|
| Alt Kriterler | | C11 | C12 | C13 | C14 | C15 | C16 | C17 | C21 | C22 | C23 | C24 | C25 | C26 | |
| | | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Min | |
| ALTERNATİFLER | A | 80 | 85 | 85 | 65 | 70 | 85 | 80 | 75 | 75 | 75 | 70 | 75 | 45 | |
| | B | 75 | 75 | 75 | 75 | 75 | 80 | 70 | 80 | 85 | 80 | 80 | 80 | 25 | |
| | C | 90 | 95 | 90 | 85 | 90 | 100 | 85 | 90 | 95 | 85 | 85 | 90 | 15 | |
| | F | 65 | 65 | 65 | 60 | 85 | 75 | 65 | 65 | 65 | 65 | 65 | 65 | 65 | |
| | J | 55 | 60 | 55 | 45 | 65 | 65 | 55 | 70 | 90 | 100 | 90 | 85 | 35 | |
| | Min | 55 | 60 | 55 | 45 | 65 | 65 | 55 | 65 | 65 | 65 | 65 | 15 | | |
| | Mak | 90 | 95 | 90 | 85 | 90 | 100 | 85 | 90 | 95 | 100 | 90 | 90 | 65 | |
| Ana Kriterler | | Teknik Alt Yapı Kriterleri | | | | | | İnsan Kaynakları Kriterleri | | | Lokasyon Kriterleri | | | | |
| Alt Kriterler | | C31 | C32 | C33 | C34 | C35 | C36 | C41 | C42 | C43 | C44 | C51 | C52 | C53 | C54 |
| | | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Min | Max | Max | Max | Max | Min |
| ALTERNATİFLER | A | 80 | 85 | 90 | 85 | 85 | 80 | 70 | 95 | 35 | 85 | 70 | 85 | 85 | 85 |
| | B | 75 | 80 | 75 | 80 | 80 | 75 | 85 | 75 | 45 | 70 | 80 | 70 | 80 | 70 |
| | C | 90 | 95 | 95 | 90 | 95 | 90 | 95 | 85 | 25 | 90 | 100 | 90 | 90 | 90 |
| | F | 70 | 70 | 85 | 65 | 75 | 70 | 65 | 55 | 90 | 55 | 55 | 80 | 70 | 80 |
| | J | 55 | 65 | 65 | 75 | 65 | 65 | 75 | 70 | 55 | 65 | 90 | 65 | 55 | 55 |
| | Min | 55 | 65 | 65 | 65 | 65 | 65 | 65 | 55 | 25 | 55 | 55 | 65 | 55 | 55 |
| | Mak | 90 | 95 | 95 | 90 | 95 | 90 | 95 | 95 | 90 | 90 | 100 | 90 | 90 | 90 |

**TAHMİNLEME VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE DEĞERLENDİRME
TEORİ VE UYGULAMA**

KV8'e Ait Değerlendirme Matrisi

| Ana Kriterler | | Finansal Kriterler | | | | | | Müşteri İlişkileri Kriterleri | | | | | | | |
|---------------|-----|----------------------------|-----|-----|-----|-----|-----|-------------------------------|-----|-----|-----|---------------------|-----|-----|-----|
| Alt Kriterler | | C11 | C12 | C13 | C14 | C15 | C16 | C17 | C21 | C22 | C23 | C24 | C25 | C26 | |
| | | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Min | |
| ALTERNATİFLER | A | 90 | 90 | 85 | 85 | 90 | 80 | 75 | 65 | 70 | 75 | 75 | 70 | 30 | |
| | B | 85 | 80 | 80 | 75 | 80 | 75 | 70 | 80 | 85 | 80 | 80 | 75 | 25 | |
| | C | 95 | 100 | 95 | 90 | 100 | 90 | 85 | 90 | 90 | 85 | 85 | 85 | 15 | |
| | F | 75 | 75 | 75 | 80 | 75 | 70 | 65 | 55 | 55 | 65 | 65 | 65 | 45 | |
| | J | 70 | 70 | 70 | 55 | 65 | 65 | 55 | 70 | 100 | 95 | 90 | 90 | 35 | |
| | Min | 70 | 70 | 70 | 55 | 65 | 65 | 55 | 55 | 55 | 65 | 65 | 65 | 15 | |
| | Mak | 95 | 100 | 95 | 90 | 100 | 90 | 85 | 90 | 100 | 95 | 90 | 90 | 45 | |
| Ana Kriterler | | Teknik Alt Yapı Kriterleri | | | | | | İnsan Kaynakları Kriterleri | | | | Lokasyon Kriterleri | | | |
| Alt Kriterler | | C31 | C32 | C33 | C34 | C35 | C36 | C41 | C42 | C43 | C44 | C51 | C52 | C53 | C54 |
| | | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Max | Min | Max | Max | Max | Max | Min |
| ALTERNATİFLER | A | 90 | 80 | 85 | 85 | 75 | 75 | 75 | 90 | 15 | 90 | 75 | 85 | 90 | 85 |
| | B | 80 | 70 | 80 | 80 | 70 | 70 | 80 | 75 | 25 | 80 | 80 | 75 | 85 | 70 |
| | C | 100 | 90 | 100 | 90 | 95 | 80 | 100 | 85 | 35 | 100 | 100 | 90 | 100 | 90 |
| | F | 75 | 65 | 95 | 65 | 85 | 65 | 65 | 65 | 55 | 70 | 65 | 80 | 80 | 80 |
| | J | 55 | 60 | 70 | 75 | 65 | 60 | 85 | 70 | 45 | 75 | 90 | 65 | 70 | 60 |
| | Min | 55 | 60 | 70 | 65 | 65 | 60 | 65 | 65 | 15 | 70 | 65 | 65 | 70 | 60 |
| | Mak | 100 | 90 | 100 | 90 | 95 | 80 | 100 | 90 | 55 | 100 | 100 | 90 | 100 | 90 |