

T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**ÇOK ÜRÜNLÜ ÇOK AŞAMALI TEDARİK
ZİNCİRLERİNDE TALEP VE TEMİN
SÜRESİ BELİRSİZLİĞİ ALTINDA İLERİ
SEVİYE STOK YÖNETİMİ İÇİN YENİ BİR
YAKLAŞIM**

Sena KESKİN SEVER

DOKTORA TEZİ

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı

Endüstri Mühendisliği Programı

Danışman

Prof. Dr. Alev TAŞKIN

Mart, 2025

T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**ÇOK ÜRÜNLÜ ÇOK AŞAMALI TEDARİK ZİNCİRLERİNDE
TALEP VE TEMİN SÜRESİ BELİRSİZLİĞİ ALTINDA İLERİ
SEVİYE STOK YÖNETİMİ İÇİN YENİ BİR YAKLAŞIM**

Sena KESKİN SEVER tarafından hazırlanan tez çalışması 12.03.2025 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı, Endüstri Mühendisliği Programı **DOKTORA TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Alev TAŞKIN
Yıldız Teknik Üniversitesi
Danışman

Jüri Üyeleri

Prof. Dr. Alev TAŞKIN, Danışman
Yıldız Teknik Üniversitesi

Dr.Öğr.Üyesi Esra İLBAHAR , Üye
Yıldız Teknik Üniversitesi

Doç. Dr. Yavuz ÖZDEMİR, Üye
İstanbul Sağlık ve Teknoloji Üniversitesi

Prof. Dr. Selin SONER KARA, Üye
Yıldız Teknik Üniversitesi

Dr.Öğr.Üyesi Selin YALÇIN, Üye
Beykent Üniversitesi

Danışmanım Prof. Dr. Alev TAŞKIN sorumluluğunda tarafımca hazırlanan “Çok Ürünlü Çok Aşamalı Tedarik Zincirlerinde Talep ve Temin Süresi Belirsizliği Altında İleri Seviye Stok Yönetimi için Yeni Bir Yaklaşım” başlıklı çalışmada veri toplama ve veri kullanımında gerekli yasal izinleri aldığımı, diğer kaynaklardan aldığım bilgileri ana metin ve referanslarda eksiksiz gösterdiğimi, araştırma verilerine ve sonuçlarına ilişkin çarpıtma ve/veya sahtecilik yapmadığımı, çalışmam süresince bilimsel araştırma ve etik ilkelerine uygun davrandığımı beyan ederim. Beyanımın aksinin ispatı halinde her türlü yasal sonucu kabul ederim.

Sena KESKİN SEVER

İmza



Bu çalışma, “YÖK Doktora 100/2000 Bursu” ile desteklenmiştir.



Aileme
ve
eşime

TEŞEKKÜR

Tez çalışmam boyunca her aşamada beni destekleyen, bilgi birikimiyle yol gösteren ve değerli yönlendirmeleriyle tez sürecime ışık tutan danışmanım sayın Prof. Dr. Alev TAŞKIN'a en içten teşekkürlerimi sunuyorum.

Tezimin inşası konusunda vermiş oldukları değerli fikirleriyle daha güçlü bir tez oluşturmamı sağlayan sayın Dr.Öğr.Üyesi Esra İLBAHAR ve sayın Doç. Dr. Yavuz ÖZDEMİR'e değerli katkıları için ayrıca teşekkürlerimi sunarım.

Tez savunma jürisinde yer alarak tezimin son haline gelmesine katkı sunan sayın Prof. Dr. Selin SONER KARA ve sayın Dr.Öğr.Üyesi Selin YALÇIN'a teşekkür ederim.

Hayatımın her anında sonsuz ilgi ve sevgilerini hissettiren bu süreçte bana inanan ve yanımda olan sevgili anne ve babama teşekkür ediyorum.

Son olarak, tez çalışmam boyunca sürekli yanımda olan bu süreçte bana inanan ve kuvvetli desteğini hissettiren değerli eşim Ömercan SEVER'e teşekkürlerimi sunuyorum.

Sena KESKİN SEVER

İÇİNDEKİLER

SİMGE LİSTESİ	viii
KISALTMA LİSTESİ	ix
ŞEKİL LİSTESİ	xi
TABLO LİSTESİ	xiii
ÖZET	xiv
ABSTRACT	xvi
1 GİRİŞ	1
1.1 Literatür Özeti	2
1.2 Tezin Amacı	12
1.3 Orijinal Katkı	12
2 STOK SINIFLANDIRMA	14
2.1 Stok Sınıflandırma Literatür Araştırması.....	14
2.1.1 İstatistiksel Analiz Özeti	15
2.1.2 Stok Sınıflandırma Metodolojileri	17
2.2 Uygulamada Kullanılan Metotlar.....	32
2.2.1 Kümeleme	32
2.2.2 K-Ortalamlar	33
2.2.3 Gauss Karışımı Model Bazlı Kümeleme	34
2.2.4 Birleştirici Hiyerarşik Kümeleme	34
2.2.5 Spektral Kümeleme	36
2.2.6 Bulanık C-Ortalamlar	37
2.2.7 AutoEncoder	38
2.3 Uygulama	42
2.3.1 Stok Sınıflandırma Uygulamaları	47
2.3.2 Stok Sınıflandırma için AutoEncoder ile Kümeleme Uygulamaları	52

2.3.3 Bulanık C-Ortalamlar ile Stok Sınıflandırma	58
2.3.4 Önerilen Model için Karşılaştırma ve Değerlendirme	59
3 STOK OPTİMİZASYONU	66
3.1 Literatür Araştırması	66
3.2 Uygulamada Kullanılan Metotlar.....	77
3.2.1 Baskın Olmayan Sıralama Genetik Algoritması - II	77
3.2.2 Baskın Olmayan Derecelendirme Genetik Algoritması	78
3.2.3 Baskın Olmayan Sıralama Genetik Algoritma - II ve Baskın Olmayan Derecelendirme Genetik Algoritma Karakteristikleri	78
3.2.4 Takviyeli Öğrenme	80
3.3 Çok Ürünlü ve Çok Aşamalı Tedarik Zincirlerinde Stok Optimizasyonu Uygulaması	82
3.3.1 Matematiksel Model	82
3.3.2 Baskın Olmayan Sıralama Genetik Algoritması - II ve Baskın Olmayan Derecelendirme Genetik Algoritması Uygulamaları	89
3.3.3 Takviyeli Öğrenme Uygulaması	92
3.3.4 Optimizasyon Metotlarının Karşılaştırılması ve Değerlendirilmesi	94
4 DEĞERLENDİRME	99
4.1 Yapay Zeka Kümeleme – Autoencoder Hibrit Metodunun Değerlendirilmesi.....	99
4.2 Optimizasyon Problemlerinde Takviyeli Öğrenme Metodunun Değerlendirilmesi.....	100
5 SONUÇ	102
5.1 Çalışmanın Sonuçları ve Genel Değerlendirme.....	102
5.2 Gelecek Çalışmalar	106
KAYNAKÇA	107
TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR	131

SİMGE LİSTESİ

ω_k	Ağırlık
λ	Düzenleme katsayısını
Φ	Gauss olasılık yoğunluk fonksiyonu
$g1(\cdot)$	Gizli katmana uygulanan aktivasyon fonksiyonunu
w_{ij}	İlişkilendirme ağırlığı
C_i	Küme
K	Küme sayısı
Z_j	Küme merkezi
C_i	Küme i'nin ağırlık merkezi
μ_k	Ortalama
d_{ij}	Öklid mesafesi
σ_k	Sapma
$s(a)$	Silhouette katsayısı
O_i	Veri nesnesi
S_i	Veri noktalarının kümesi

KISALTMA LİSTESİ

AE	AutoEncoder
AE-CL	Tez içinde, AE ve YZ Kümeleme Yöntemlerinin Hibrit Yöntemi Olan Yeni Bir Model
AHP	Analitik Hiyerarşi Süreci (Analytic Hierarchy Process)
AMPSO	Uyarlanabilir Mutasyon Parçacık Sürüsü Optimize Edicisi (Adaptive Mutation Particle Swarm Optimization)
BBO	Biyocoğrafya Tabanlı Optimizasyon (Biogeography Based Optimization)
BP	Geri Yayılım (Backpropagation)
BPN	Geri Yayılımlı Sinir Ağı (Backpropagation Neural Network)
ÇKKV	Çok Kriterli Karar Verme
DEA	Veri Zarflama Analizi (Data Envelopment Analysis)
EOQ	Ekonomik Sipariş Miktarı (Economic Order Quantity)
FAHP	Bulanık Analitik Hiyerarşi Prosesi (Fuzzy Analytic Hierarchy Process)
FANP	Bulanık Analitik Ağ Süreci (Fuzzy Analytic Network Process)
FCM	Bulanık C-Ortalamlar (Fuzzy C-Means)
KNN	K-En Yakın Komşu (K-Nearest Neighbors)
LDA	Doğrusal Ayırıcı Analiz (Linear Discriminant Analysis)
MAPE	Ortalama Mutlak Yüzde Hata (Mean Absolute Percentage Error)
MCIC	Çok Kriterli Envanter Sınıflandırması (Multi-Criteria Inventory Classification)
MDA	Çoklu Ayırma Analiz (Multiple Discriminant Analysis)
MILP	Karma Tamsayılı Doğrusal Programlama (Mixed-Integer Linear Programming)
NRGA	Baskın Olmayan Derecelendirme Genetik Algoritması (Non Dominated Ranking Genetic Algorithm)
NSGA-II	Baskın Olmayan Sıralama Genetik Algoritması - II (Non Dominated Sorting Genetic Algorithm)
PCA	Temel Bileşenler Analizi (Principal Components Analysis)

PROAFTN	Nominal Sıralama için Bulanık Atama Prosedürü
PSO	Parçacık Sürü Optimizasyonunu (Particle Swarm Optimization)
RL	Takviyeli Öğrenme (Reinforcement Learning)
SA	Simüle Edilmiş Tavlama (Simulated Annealing)
SAW	Basit Ağırlıklı Toplama (Simple Additive Qeighting)
SKU	Stok Tutma Birimi (Stock Keeping Unit)
SMAPE	Simetrik Ortalama Mutlak Yüzde Hata (Symmetric Mean Absolute Percentage Error)
SSA	Dağılım Arama Algoritması (Scatter Search Algorithm)
SVM	Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machine)
TZY	Tedarik Zinciri Yönetimi
WAE-CL	Tez içinde, AE Hibrit Edilmeden Sadece YZ Kümeleme Yöntemleri Kullanımı
WCSS	Küme İçi Kareler Toplamı (Within-Cluster Sum of Square)
WLO	Ağırlıklı Doğrusal Optimizasyon (Weighted Linear Optimization)
YSA	Yapay Sinir Ağları
YZ	Yapay Zeka

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 1.1 Çok aşamalı tedarik zinciri stok yönetimi literatür araştırmasındaki tedarik zinciri aşama seviyeleri.....	11
Şekil 2.1 Prisma ile sistematik literatür incelemesi.....	15
Şekil 2.2 Yıllar bazında stok sınıflandırma literatür analizi.....	15
Şekil 2.3 Stok sınıflandırma alanında en çok yayın yapan dergiler	16
Şekil 2.4 Stok sınıflandırma alanında en çok kullanılan metotlar	16
Şekil 2.5 "Stok Sınıflandırması" ile ilgili en sık kullanılan 2 eş zamanlı anahtar kelimeyi içeren bibliyometrik ağ	17
Şekil 2.6 Stok sınıflandırmada en çok kullanılan kriterler	22
Şekil 2.7 AE mimarisi	41
Şekil 2.8 Önerilen metot akış şeması.....	43
Şekil 2.9 Uygulama veri seti.....	44
Şekil 2.10 Dirsek noktası.....	45
Şekil 2.11 SKU bazlı K-Ortalamlar sonuçları	48
Şekil 2.12 SKU bazlı gauss karışımı sonuçları.....	48
Şekil 2.13 SKU bazlı birleştirici hiyerarşik kümeleme sonuçları	49
Şekil 2.14 SKU bazlı spektral kümeleme sonuçları	49
Şekil 2.15 Ürün grubu bazlı K-Ortalamlar sonuçları.....	50
Şekil 2.16 Ürün grubu bazlı gauss karışımı sonuçları	50
Şekil 2.17 Ürün grubu bazlı birleştirici hiyerarşik kümeleme sonuçları	51
Şekil 2.18 Ürün grubu bazlı spektral kümeleme sonuçları.....	51
Şekil 2.19 SKU bazlı AE & K-Ortalamlar sonuçları.....	53
Şekil 2.20 SKU bazlı AE & gauss karışımı sonuçları	53
Şekil 2.21 SKU bazlı AE & birleştirici hiyerarşik kümeleme sonuçları	54
Şekil 2.22 SKU bazlı AE & spektral kümeleme sonuçları.....	54
Şekil 2.23 Ürün grubu bazlı AE & K-Ortalamlar sonuçları	56
Şekil 2.24 Ürün grubu bazla AE & gauss karışımı sonuçları	56
Şekil 2.25 Ürün grubu bazlı AE & birleştirici hiyerarşik kümeleme sonuçları	57
Şekil 2.26 Ürün grubu bazlı AE & spektral kümeleme sonuçları	57

Şekil 2.27 SKU bazlı FCM sonuçları	58
Şekil 2.28 Ürün grubu bazlı FCM sonuçları.....	59
Şekil 3.1 RL akışı (Sutton,1998)	82
Şekil 3.2 RL prosesi.....	94



TABLO LİSTESİ

Tablo 1.1 Çok amaçlı, çok ürünli ve çok aşamalı tedarik zinciri literatür araştırması özetі.....	11
Tablo 2.1 Kümeleme metotlarının karşılaştırılması - SKU bazlı.....	61
Tablo 2.2 Kümeleme metotlarının karşılaştırılması - ürün grubu bazlı	63
Tablo 2.3 FCM sonuçları - SKU ve ürün grubu bazlı kıyaslamalı	64
Tablo 3.1 Stok optimizasyonu literatür araştırması	73
Tablo 3.2 NSGA-II sonuçları.....	89
Tablo 3.3 NREGA sonuçları	90
Tablo 3.4 Genetik algoritma parametre seti	91
Tablo 3.5 Izgara araması ile NSGA-II ve NREGA sonuçları	91
Tablo 3.6 Optimizasyon metotlarının karşılaştırılması	96
Tablo 3.7 Z1 ve Z2 Sonuçları	98

Çok Ürünlü Çok Aşamalı Tedarik Zincirlerinde Talep ve Temin Süresi Belirsizliği Altında İleri Seviye Stok Yönetimi için Yeni Bir Yaklaşım

Sena KESKİN SEVER

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı

Endüstri Mühendisliği Programı

Doktora Tezi

Danışman: Prof. Dr. Alev TAŞKIN

Tedarik zinciri sistemlerinde stok yönetimi oldukça önemlidir. Hatalı stok yönetimi beklenmedik maliyetlere, fazla stoklanmaya, satış kaçırmaya ve en önemlisi de son müşteri memnuniyetsizliğine sebebiyet verebilir. Bu çalışmanın amacı son müşteri odaklı yeni stok yönetim iş modelini sunmaktır. Çalışmanın ilk fazında stok sınıflandırma alanına odaklanılmıştır. İki farklı veri seti kullanılmış ve bu veri setleri kendi aralarında karşılaştırılmıştır. Bu veri setlerinden büyük olanı Stok Tutma Birimi (Stock Keeping Unit - SKU) tabanlı (6.032 SKU) ve küçük olanı ise ürün grubu tabanlıdır (270 ürün grubu). İlk aşamada stok sınıflandırma alanında bilgimize göre daha önce kullanılmamış Yapay Zeka (YZ) kümeleme yöntemleri; K-Ortalamalar, Gauss Karışımı, Birleştirici Hiyerarşik Kümeleme, Spektral Kümeleme yöntemleri kullanılarak sonuçlar elde edilmiş ve karşılaştırılmıştır. İkinci aşamada literatürde daha önce uygulanmamış yeni hibrit metot uygulanmıştır. Bu yeni metot AutoEncoder (AE) ve YZ kümeleme yöntemleriyle ayrı ayrı hibritlenerek stok sınıflandırmaya yeni bir yaklaşım getirmiştir. Üçüncü

ařamada Bulanık C-Ortalamalar (Fuzzy C-Means - FCM) kullanılmıřtır. alıřmanın sonunda, 9 farklı metodoloji (AE hibrit, AE olmadan ve FCM) iki farklı veri seti iin karřılařtırılmıřtır. nerilen yeni hibrit yntemin, YZ yntemlerinden ok daha iyi sonular verdiėi gsterilmiřtir. Yeni nerilen AE ve YZ hibrit metodundan ıkan sonulara gre en nemli rn grupları iin optimizasyon alıřması yapılarak maliyet minimizasyonu hedeflenmiřtir. Optimizasyon, ok rnl, 3 ařamalı tedarik zinciri siteminde belirsiz talep ve belirsiz temin sresi kořulları altında gerekleřtirilmiřtir. Stok optimizasyonu iin 4 farklı metot uygulanmıř ve bu metotlar birbiri ile kıyaslanarak gerek dnya problemlerine en doėru sonucu verecek metot seilmiřtir. Bu metotlar; takviyeli ėrenme (Reinforcement Learning - RL), kesin zm, Baskın Olmayan Sıralama Genetik Algoritması - II (a non-dominated sorting genetic algorithm - NSGA-II), Baskın Olmayan Derecelendirme Genetik Algoritması (non-dominated ranking genetic algorithm - NRGGA). ok ařamalı, ok rnl, belirsiz talep ve belirsiz temin sresi kořulları altında bulunan tedarik zinciri sisteminde RL daha nce kullanılmamıř olup, optimizasyon alıřmalarına yeni bir bakıř aısı sunulmuřtur.

Anahtar Kelimeler: Kmeleme, Yapay Zeka, AutoEncoder, Optimizasyon, Takviyeli ėrenme

ABSTRACT

A New Approach for Advanced Inventory Management Under Demand and Lead Time Uncertainty in Multi Product Multi Echelon Supply Chains

Sena KESKİN SEVER

Department of Industrial Engineering
Doctor of Philosophy Thesis

Supervisor: Prof. Dr. Alev TAŞKIN

Inventory management is important in supply chain systems. Incorrect inventory management can lead to unexpected costs, overstocking, missed sales and importantly, end customer dissatisfaction. The aim is to present a end customer focused inventory management model. 1st phase of the study focused on inventory classification. Two different data sets are used and compared. The larger one is based on Stock Keeping Unit (SKU) (6.032 SKUs) and the smaller one is based on product group (270 product groups). Firstly, according to our knowledge, Artificial Intelligence (AI) clustering methods that have not been used before in the inventory classification; K-Means, Gaussian mixture, Agglomerative Hierarchical Clustering, Spectral Clustering methods are used and results are compared. Secondly, a new hybrid method that has not been applied in the literature before is applied. This new method is hybridized separately with AutoEncoder (AE) and AI clustering methods, bringing a new approach to inventory classification. Thirdly, Fuzzy C-Means (FCM) is used. 9 different methodologies (AE hybrid, without AE and FCM) are compared for two different data sets. It is shown that the proposed new hybrid

method gives much better results than AI methods. According to the newly proposed hybrid method, an optimization study is carried out for the most important products and cost minimization is aimed. The optimization is carried out under uncertain demand and uncertain lead time conditions in a multi-product, 3-echelon supply chain. 4 different methods are applied for optimization and results are compared. The method that would give the most accurate result for real-world problems is selected. These methods; Reinforcement Learning (RL), exact solution, Non-dominated sorting genetic algorithm - II (NSGA-II), Non-dominated ranking genetic algorithm (NRGA). RL has not been used before in the supply chain under multi-echelon, multi-product, uncertain demand and uncertain lead time conditions, and a new perspective is presented for optimization.

Keywords: Clustering, Artificial Intelligence, AutoEncoder, Optimization, Reinforcement Learning

1 GİRİŞ

Tedarik zinciri yönetimi (TZY), bilgi yönetim sistemi aracılığıyla tedarik zincirindeki tüm bağlantıları ve iş süreçlerini birleştirir. Tedarik zinciri, sipariştten ürünün müşterilere teslimine kadar geçen tam bir süreçtir. Tedarik zincirini oluşturan diğer süreçler arasında ham madde satın alma, depolama, üretim, stok, nakliye ve dağıtım yer alır. İşletmeler stratejilerini pazar değişikliklerine sürekli olarak ayarladıklarında etkili bir şekilde gelişir ve büyürler. Sonuç olarak, bilgi, para, lojistiğin sorunsuz, verimli ve maliyet tasarruflu akışı, modern işletmelerin işleyişi için olmazsa olmazdır. TZY, firmanın iş operasyonlarında önemli bir bağlantıdır. Bununla birlikte, operasyon bağlantısında, operasyon optimizasyonu, müşterilerin maksimum talebini minimum maliyetle karşılamak için anahtardır. TZY'nin amacı, firmanın sermaye devir süresini kısaltmak, işletmenin karşılaştığı riskleri azaltmak, şirket performansının karlarını artırmak ve yöneticilere öngörülebilir gelir sağlamaktır (Lin vd., 2022). Herhangi bir işletmenin temel amacı, sürekli araştırma yaparak yeni stratejiler benimseyerek toplam maliyeti en aza indirmek veya toplam karı en üst düzeye çıkarmaktır (Sarkar vd., 2022).

Etkili stok yönetimi, tedarik zinciri denetimi alanında hayati bir bileşendir. Hem ileri hem de geri hareketin stratejisini, uygulamasını ve düzenlenmesini ve ayrıca kaynak ile tüketici arasındaki malların, hizmetlerin ve ilgili verilerin tüketici gereksinimlerini karşılamak için depolanmasını içerir. Stoğu yönetme ve kontrol etme süreci, stokta bulundurulacak optimum ürün miktarı ve bunların düzenlenmiş depolama yerleri ile ilgili belirlemeler yapmayı gerektirir. Stok denetiminin temel amacı, operasyonel giderleri minimumda tutarken gerekli malzemelerin ve malların zamanında teslimini sağlayarak tedarik zinciri ağının uyumlu bir şekilde çalışmasını kolaylaştıran bir stok seviyesini incelemek ve sürdürmektir. Bu karar, talepteki dalgalanmalar, temin süreleri ve depolama giderleri dahil olmak üzere

birçok deęiřkenden etkilenir. Bu grevlerin uyumlu senkronizasyonu, tedarik zinciri refahı iin temel tařı grevi grr (Dadaneh vd., 2023). Stok kontrol, tedarik zinciri operasyonlarında nemli bir rol oynar ve rn talebini karřılamak iin doęru sipariř miktarlarını hesaplayarak stok seviyelerinin optimum durumda kalmasını saęlar. Gnlk sipariř yerleřtirmelerinin ince ayarlanmasıyla, rn kalemi eksikliklerinden kaynaklanan, kaırılan satıř fırsatlarından kaınmak mmkn hale gelir. Ayrıca, bu yaklařım ařırı sipariřlerden kaynaklanan stok giderlerindeki gereksiz artıřları nlemeye yardımcı olur (Demizu vd., 2023). Verimli stok kontrol, ncelikle satıř veya retimle uęrařan iřletmeler iin nemlidir. Bu baęlamda, stok bir řirketin varlık portfy iinde kritik bir yatırımdır. Satıřları artırmada ve karları maksimize etmede nemli bir rol oynar (Cuartas vd., 2023).

Bu tezde tedarik zincirinde stok ynetiminin nemini vurgulayan adımlar zerinde alıřmalar gerekleřtirilmiřtir. Uygulama ařamasına gemeden nce tezin ana elementlerini oluřturan zellikler kapsamında detaylı literatr arařtırması yapılmıřtır. Bu zellikler: belirsiz talep, belirsiz temin sresi, ok amalı optimizasyon, ok rnl ve ok ařamalı tedarik zinciri sistemi řeklindeyir. Bu zellikleri ieren detaylı literatr arařtırması blm “1.1 Literatr zeti” kısmında detaylandırılmıřtır.

Bu zellikler kapsamında ilk fazda stok sınıflandırma iin yeni bir metod geliřtirilmiř ve sunulmuřtur. İkinci fazda ise stok sınıflandırma sonularına gre stok optimizasyonu iin yeni yaklařımlar geliřtirilmiř ve sunulmuřtur.

1.1 Literatr zeti

Bu blmde, belirsiz talep ve temin sresi ile ok amalı, ok rnl ve ok ařamalı tedarik zinciri sistemi altında stok seviyesinin optimizasyonu konusu iin literatr arařtırması Scopus ve ScienceDirect’te detaylı olarak incelenmiřtir. Literatrde rnek bir yaklařımın mevcut olup olmadıęı, hedeflenen yaklařımın literatrdeki bořluęu doldurup doldurmayacaęı arařtırılmıřtır.

Bu blmde; ok ařamalı tedarik zincirinde stok ynetimi incelenmiřtir. Tezin odaęında olan;

- Tedarik zinciri seviyesinin ok ařamalı olup/olmadıęı

- Stok sınıflandırma olup/olmadığı
- Çok ürünli olup/olmadığı
- Çok amaçlı olup/olmadığı

maddeleri detaylıca incelenip analiz edilmiştir. Aşağıda yapılan detaylı literatür araştırması sonuçları özetlenmiştir:

Liu ve Nishi (2024), bozulabilir ürünler için çok aşamalı dağıtım sistemlerinde stok politikalarını optimize etmek için bir vekil destekli evrimsel optimizasyon yaklaşımı önermiştir. Rastgele orman algoritması, stok politikalarının performansının daha hızlı bir tahmini için vekil modeli oluşturmak için kullanılır. Birden fazla arama stratejisi aracılığıyla popülasyonu aynı anda evrimleştirmek için eş-evrimsel diferansiyel evrim algoritması önerilmektedir. Karthick ve Shafiya (2024), nütrosifik bulanık talep altında üç tedarik zinciri oyuncusunun yer aldığı çok aşamalı bir tedarik zinciri modelini açıklamışlardır. Zhou vd. (2023), temin süresinin, inceleme süresinden daha az olduğu, daha genel bir (s, S) stratejisinin benimsendiği daha pratik ve yaygın bir durumu ele almaktadırlar. Sabit durum analizi sırasında boyutluluğun problemi, geçiş olasılıklarının ayrıştırılmasıyla hafifletilir. Daha sonra, maliyet ve tedarik zinciri güvenilirliği sabit durum dağılımlarından türetilir. Bu çalışmada, rüzgar türbinlerinin yedek parça stoklarını içeren bir vaka çalışmasını ele almışlardır. Hemmati vd. (2023), talebin stok ve fiyata bağlı olduğu, konsinye stoklu, satıcı tarafından yönetilen çok aşamalı model geliştirmişlerdir. Çok aşamalı bozulmayı hesaba katmak matematiksel modeli karmaşık hale getirir de, toplam karı maksimize etmek için her aşamada ve fiyatta temin edilen partilerin optimum değerlerini elde etmek için sezgisel bir algoritma geliştirilmiştir. Yazdekhashti vd. (2022), iki katmanlı bir sistem olarak hareket ettiği toplu sipariş envanter politikası kapsamında özelleştirilmiş bir konum tahsisi modeli önermişlerdir. Ardliana vd. (2022), taşıma faaliyetlerinin çok modlu bir kombinasyonu içerdiği durumlarda üretim ve taşıma kararını optimize etmek için bir karma tamsayılı doğrusal programlama (Mixed-Integer Linear Programming - MILP) modeli sunmuşlardır. Sheikh-Zadeh vd. (2021), çok kalemlili bir envanter sistemi için bir gruplandırma çözümü bulan performansa dayalı bir envanter sınıflandırma yöntemi geliştirmişlerdir. Coelho vd. (2020), çok aşamalı bir yedek parça envanter sisteminin konfigürasyonunu tanımlamak için simülasyon tabanlı

bir optimizasyon modeli önermişlerdir. Ya vd. (2020), lojistik sistemdeki hatalı envanter ve kaynak israfı sorunlarını çözmek için çok aşamalı ağ modeli aracılığıyla yeni bir yöntem sunmuşlardır. Chinello vd. (2020), stok yönetiminde optimizasyonun ana itici güçlerini belirlemek ve bunların tedarik zinciri üzerindeki etkilerini değerlendirmişlerdir. Firoozi vd. (2020), durağan olmayan bir talep ile iki aşamalı bir envanter optimizasyon problemini çözmek için senaryo tabanlı bir modelleme yaklaşımı önerdiler. Wenjin vd. (2019), çok aşamalı hibrit tedarik zincirinde kamçı etkisinin performans ölçütlerini önerdiler. Saragih vd. (2019), üç kademeli bir tedarik zinciri sisteminde konum-envanter-yönlendirme problemi için yöntem geliştirilmektedir. Stauffer (2018), bekleyen siparişlerle ilgili sorunları ele almışlardır. Kok vd. (2018), stokastik çok aşamalı envanter modelleri üzerine literatür taraması yapmışlardır. Stenius vd. (2018), zamana dayalı sevkiyat konsolidasyonu ile stok sisteminde tek depolu-N-perakendecinin sürdürülebilir kontrolü için bir modelin tam analizini sağlamışlardır. Johansson ve Olsson (2018), bir merkezi depo ve poisson talebiyle karşı karşıya olan birkaç yerel depo ile iki aşamalı bir yedek parça envanter sistemi ile ilgili çalışma yapmışlardır. Guerrero Campanur vd. (2018), dört aşamalı bir tedarik zinciri için bir dağıtım ağı tasarım problemini analiz etmektedir. Minie vd. (2017), felaket misyonları için kaynakların dağıtımını ve envanter yönetimini iyileştirmek için modellerin ve algoritmaların geliştirilmesini açıkladılar. Angelus ve Zhu (2017), indirimli maliyet ayarları için her aşamada stokastik talep ve işleme kapasitesi kısıtlamaları olan çok aşamalı bir envanter sistemi ele almışlardır. Dorado vd. (2017), çok aşamalı bir envanter sisteminde simülasyon çalışması yapmışlardır. Y. Yang vd. (2017), çok aşamalı tedarik zincirinde zaman bağımlı sabit olmayan talep ile sipariş sistemi üzerine çalışmışlardır. Grace Hua ve Willems (2016), iki aşamalı tedarik zincirinde güvenlik stoğu optimize eder. Hua ve Willems (2016), iki aşamalı tedarik zincirinde farklı satıcılardan ve farklı nakliye alternatiflerinden tek bir parça tedarik etmeyi amaçlayan bir çalışma üstüne odaklanmışlardır. Van den Berg vd. (2016), Hollanda'lı bir kamu hizmet şirketinde çok ürünlü, iki aşamalı, sürekli gözden geçirme envanter problemini incelenmişlerdir. M. F. Yang vd. (2016), temel olarak lojistik modelin faydalarını artırmak için belirsiz temin süresi ile çok aşamalı entegre tam zamanında envanter modeli geliştirmeyi amaçlamışlardır. Berling & Martínez-De-Albéniz (2016), stokastik talep altında stok kontrol kararlarını optimize etmek için çok aşamalı bir model sunmuşlardır. Jindal vd. (2015)

tarafından belirsiz bir ortamda çok ürünli, çok zamanlı, çok aşamalı kapasiteye sahip kapalı döngü tedarik zincirinin ağ tasarımını ve optimizasyonunu önermişlerdir. Yi ve Reklaitis (2014), bir dizi müşteriye hizmet veren ve birden fazla satıcıdan ürün satın alan çoklu ürün deposundan oluşan bir dağıtım sistemi için envanter kontrol sistemi geliştirmişlerdir. J. Li ve Muckstadt (2014) farklı temin süreli talepler için çok aşamalı bir sipariş karşılama sistemi üzerinde çalışmışlardır. Bu makalenin odak noktası envanter seviyelerini planlamaktır. Giri ve Maiti (2014), bir tedarikçi, bir üretici ve bir perakendecinin fiyata duyarlı deterministik talebe sahip olduğu çok aşamalı bir tedarik zincirinde karı artırma girişiminde çalışmaları üzerinde durmuşlardır. Y. Zhang vd. (2014), çok aşamalı tedarik zinciri ile bir katı atık yönetim sistemi geliştirmişlerdir. Parvini vd. (2014), iade oranlarının açıkça talep akışlarına bağlı olduğu tek yeniden kullanılabilir ürün için iki aşamalı bir envanter modeli geliştirmişlerdir. Shafieezadeh ve Sadegheih (2014), çok öğeli, çok aşamalı bir tedarik zinciri içinde entegre bir envanter yönetimi modeli önermişlerdir. Pal vd. (2014), aynı anda tedarik kesintisi, makine arızası, emniyet stoğu, bakım arızası meydana gelirken tedarikçi, üretici ve perakendeciden oluşan entegre birçok katmanlı tedarik zinciri modelini incelemektedirler. Wang ve Axsäter (2013), merkezi bir depo ve bağımsız stokastik taleple karşı karşıya olan bir grup perakendeciden oluşan bir dağıtım sistemi ele alınmıştır. Bu çalışmada zamana dayalı bir ortak ikmal politikası geliştirilmiştir. Shahabi vd. (2013), birden fazla tedarikçi, depo, merkez ve perakendeciden oluşan dört aşamalı bir tedarik zinciri ağı için tesis yerleşimi ve envanter kontrolünü koordine etmek için matematiksel modeller geliştirmektedirler. Guerrero vd. (2013), Fransa'daki bir üniversite tıp merkezinde tek depolu, n-perakendeci dağıtım sisteminin gerçek durumu ve optimuma yakın ortak envanter kontrol politikalarını bulmak için bir metodoloji sunmaktadırlar. Fernandes vd. (2013), piyasa belirsizliği ve yönetim esnekliği altında çok aşamalı tedarik zincirlerinde envanter ve dağıtım sorununu ele almaktadırlar. Zhou vd. (2013), çok aşamalı envanter kontrolü ile ilgili mevcut çalışmaların eksikliklerini analiz ederek ve bazı kısıtlamaları göz önünde bulundurarak, ortak ikmal stratejisini envanter sistemine uygular ve çok ürünli çok aşamalı bir envanter kontrol modeli oluştururlar. Arts ve Kiesmüller (2013), en üst stok noktasında iki tedarik modu olan bir seri iki kademeli periyodik gözden geçirme envanter sistemini ele almışlardır. Costantino vd. (2013), İtalyan hava kuvvetleri için yedek parça tahsisinin yenilikçi bir modelini sunmakta olup, aynı

zamanda, gerçek uçuş planına bağlı olarak %99'luk bir mevcudiyet sağlamayı ve bekleyen siparişleri en aza indirmeyi amaçlamaktadırlar. Nyberg vd. (2013), belirsiz müşteri talepleri olan çok aşamalı stokastik bir envanter sisteminin tasarımı için etkili formül sunmuşlardır. Mureşan vd. (2012), çok ürünlü, çok aşamalı biyokütle tedarik zinciri vaka çalışması için sistem analizini ele almak üzere ayrık bir olay simülasyon modeli geliştirilmişlerdir. Eruguz vd. (2012), emniyet stoğu yerleştirme problemi için, sınırlı talep ve garantili servis süreleri altında çok aşamalı bir envanter sisteminde emniyet stoklarının optimal yerleşimini bulmayı amaçlamaktadırlar. Massonnet vd. (2012), iki deterministik envanter modelini ele almışlardır: Tek depolu çok perakendeli sorunu ve özel durumu ortak ikmal sorunu. Bu çalışma, her iki model için yaklaşık bir çözüm sağlamak için basit ve hızlı bir yöntem geliştirmeyi amaçlamaktadır. Y. Li vd. (2012), iki aşamalı yedek parça desteği ve operasyonel hazır olma ilişkisini analiz ederek, çok amaçlı onarılabilir yedek parçaların bir optimizasyon modeli önermişlerdir. R. H. Guo vd. (2012), çok aşamalı envanter modeli araştırmışlardır. Matematiksel modelde, optimizasyon hedefi olarak destek bütçesi kısıtı altında beklenen siparişlerin minimum değeri kullanılmış ve model, pratik bir örneğin simülasyonu ile analiz edilmiştir. G. Y. Zhang vd. (2012), aktarmalara sadece tek yönde izin verilen bir sistem üzerine çalışmışlardır. Bu tür politikalar, lokasyonların çok farklı kıtlık maliyetlerine sahip olması durumunda ilgi çekici olabilir. Teknik, basit ve verimli bir buluşsal algoritma sunmuşlardır. S. Liu vd. (2012), stok sapması ve fiyat dalgalanması dikkate alarak talep belirsizliği altında çok aşamalı çok ürünlü tedarik zinciri planlaması için bir optimizasyon çerçevesi önermişlerdir. Y. Zhang vd. (2012), stokastik talebe sahip iki aşamalı, çok öğeli bir envanter sistemi üzerinde çalışmışlardır ve bir hibrit genetik algoritma metodu uygulamışlardır. He ve Zhao (2012), hem talep hem de arz belirsizliği olan çok aşamalı tedarik zincirinin stok ve üretim kararlarını incelemişlerdir. Saetta vd. (2012), bir ayrıştırma ilkesine dayalı olarak performans analizi için analitik bir yaklaşım sunmaktadırlar. Bu yaklaşım, bir üretim tesisi ve bir dağıtım merkezinden oluşan ve çekme sistemi ile çalışan iki aşamalı tedarik zincirine uygulanmaktadır. Mitra (2012), kapalı döngü tedarik zincirlerinde envanter yönetimi konusu ele almış ve genelleştirilmiş maliyet yapıları altında ilişkili talepler ve getiriler ile iki aşamalı bir sistem için deterministik ve stokastik modeller geliştirmiştir. Prestwich vd. (2012), senaryo ağacını kompakt bir şekilde temsil etmek için yapay sinir ağı (YSA) ve simülasyon

tabanlı bir evrimsel algoritma ile ağı eğiterek model geliştirmişlerdir. Stauffer (2012), perakendecilerin sabit oranlarda sürekli taleplerle karşı karşıya kaldığı bir depo ve n perakendeciden oluşan bir dağıtım ağında tek bir ürünün stok kontrolünü ele almışlardır. Sarlak ve Nookabadi (2012), bir üretici, bir distribütör ve birkaç perakendeciden oluşan bir dağıtım sisteminin koordinasyon konularını ele almışlardır. Melo vd. (2012), bir tedarik zincirini yeniden tasarlama problemini ele almışlardır. Problemde, büyük ölçekli bir MILP modellenmiştir. Qin vd. (2011), perakendecilerin, dağıtım merkezlerinin ve tedarikçilerin bölgesel lojistik ağındaki envanter talep tahminini incelemişlerdir. J. Li vd. (2011), bir satıcı, bir depo ve birden fazla coğrafi olarak dağılmış perakendeci içeren üç seviyeli bir dağıtım sisteminde sonsuz ufuklu envanter yönlendirme problemini ele almışlardır. Lin vd. (2010), diğer çalışmalardan farklı olarak, farklı dört senaryo için sabit bir hizmet oranıyla tamamlanmış karşılanamayan siparişe izin verilmemektedir. Bu modellerin optimalliğini araştırılmış ve optimal çözümü bulmak için bir prosedür sunmuşlardır. Kang ve Lee (2010), depolama alanı, verim oranı, miktar indirimleri ve birden çok tedarikçi dikkate alınarak ikmal sorununu ele almaktadırlar. Bulanık çok amaçlı bir programlama önermişlerdir. Rambau ve Schade (2010), yeni stokastik garantili hizmet modeli sunmuşlardır. Garantili hizmet modeli, teslimat sürelerinin garanti edilebileceği ve talebin sınırlı olduğu varsayımları altında çok aşamalı envanter kontrolünde optimal sipariş noktalarını hesaplar. Lei Sun ve Hongfu Zuo (2010), çok kalemli, çok aşamalı bir envanter sisteminde uçak yedek parça stok seviyesini belirlemek için sistem yaklaşımına dayalı bir model sunmuşlardır. Y. Zhang vd. (2010), deterministik, zamanla değişen talebe sahip çok aşamalı, çok ögeli dinamik bir envanter problemini ele almışlardır. M. F. Yang ve Lin (2010), belirsiz temin süresi ve kalite güvenilmezliği değerlendirmelerine dayanan bir seri, çok aşamalı entegre tam zamanında modeli sağlarlar. Doğrusal olmayan karışık tamsayı problemini çözen gelişmiş bir çözüm elde etmek için bir yöntem olarak parçacık sürü optimizasyonunu (Particle Swarm Optimization - PSO) uygulamışlardır. You ve Grossmann (2010), çok aşamalı stokastik envanter sisteminin modellemek için garantili hizmet yaklaşımını kullanarak, nakliye, envanter ve ağ yapısını eşzamanlı olarak belirlemek için bir optimizasyon modeli geliştirmişlerdir. Xu (2009), tesis 1'in ürünü tesisten sipariş ettiği ve tesis 2'nin ürünü her dönemde bir tedarikçiden sipariş ettiği tek bir ürün için iki tesisli bir tedarik zincirini ele almaktadırlar. Askin ve Krishnan (2009), parça türlerinin ortak

retim kaynakları iin birbiriyle rekabet ettięi oklu rn ekme ayarını ele almışlardır. Taratynava vd. (2009), ara rn stoęundan sorumlu bir tedariki ve pazara ynelik talep zerine retim yapan bir perakendeciden oluřan sistemde, tedariki ve perakendeci arasında, zellikle talep tahmini ile ilgili asimetrik bilgi ieren bir stok ynetimi karar oyununu analiz etmişlerdir. Mendona ve Bispo (2009), stokastik talebe sahip ok rnl, sınırlı kapasiteli retim sistemleri iin dinamik kapasite tahsisi konusunu incelemişlerdir. Nie ve Sheng (2009a), ok ařamalı bir yapı sisteminde onarılabilir ęeleri ynetmek iin bir simlasyon modeli geliřtirilmişlerdir. Nie ve Sheng (2009b), ok ařamalı kapalı dngl tedarik zincirinde onarılabilir envanter sistemleri zerine alışmışlardır. Sun vd. (2009),  kademeli montaj iliřkisine dayanan yarı  ařamalı envanter modeli zerine alışmışlardır. Torabi ve Hassini (2008), maliyet/zaman katsayıları ve pazar talepleri gibi bazı kritik parametrelerin belirsiz doęasının yanı sıra, eřitli eliřkili hedefleri aynı anda gz nnde bulundurarak tedarik, retim ve daęıtım planlamasını entegre etmek iin yeni birok amalı olasılıklı MILP model zerine alışmışlardır. Du ve Qiu (2008), modellerin durum uzayını azaltmak ve izomorfik Markov zinciri oluřturmak iin stokastik petri aęını analiz etmek iin bir yaklařım uygulamışlardır. Sundar Raj ve Lakshminarayanan (2008), ok amalı optimizasyon kullanarak tedarik zinciri performansını iyileřtirmeye alışmaktadırlar. Zougaret vd. (2007), tm tedarik zinciri iinde gerekleřtirilen, zaman koordinasyonu olmayan, merkezi olmayan planlama srelerini incelemişlerdir. M. Liu ve Zhang (2007), firma deposu ve oklu daęıtım noktalarından oluřan ok ařamalı bir envanter sistemine odaklanan, toplam maliyeti en aza indirmeyi amalayan bir model ortaya koymuşlardır. Solis ve Schmidt (2007), tek depolu, N-perakendeci durumunda orijinal deterministik temin sreleri yerine depo ve perakende siteleri arasındaki stokastik temin srelerini tanıtan ok ařamalı bir envanter modelini geliřtirmişlerdir. H. F. Guo (2007), ok ařamalı bir tedarik zinciri sisteminin durum matrisi modeli oluřturur ve kamı etkisi analiz eder. H. Song ve Lau (2006), ok ařamalı tamir edilebilir bir envanter sisteminde mevcut yedek paraların yeniden tahsisinin ne zaman ve nasıl gerekleřtirileceęine karar verme problemini incelemişlerdir. Lam ve Tang (2006), ok ařamalı bir tedarik zinciri iin yeni bir entegre tedarik zinciri modeli nermişlerdir. Bu model, byk lekli ok amalı doęrusal bir program aracılıęıyla en st dzey tedarikilerin kalitesinden son mřterilerin memnuniyet dzeyine kadar uzanan ok

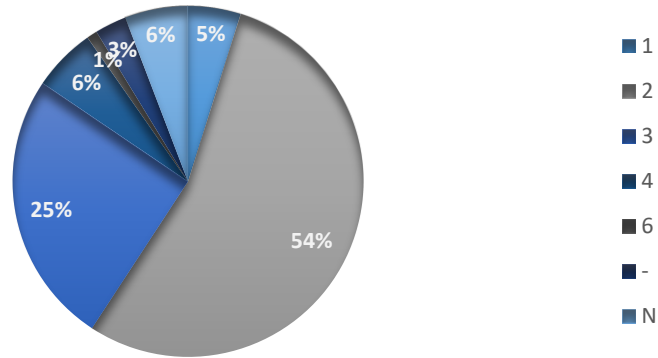
aşamalı bir tedarik zincirindeki olağan maliyet hedefini ve diğer önemli kriterleri hesaba katılmıştır. Huang vd. (2005), her teslimat dönemi için taşıma kapasitesine tabi olan, sabit ve deterministik talep altında tek depolu çok perakencili bir sistem ele almışlardır. Chan vd. (2005), araç aralığını ve çoklu hizmet frekansı gereksinimlerini içerecek şekilde genişletilmiş bir karma tam sayılı formülasyonunu ele almışlardır. Kiesmüller vd. (2004), tüm stok noktaları, sürekli gözden geçirme (s, nQ)-kurulum stok politikaları ile kontrol edilmesi gerektiğini belirtmişlerdir. Bir stok noktasından öncekilere kadar olan siparişlerin beklemesi gerekebileceğinden, bu gecikme tedarik süresine dahil edilmesi gerektiğine vurgu yapmışlardır. Bu bekleme süresinin ilk iki anı için analitik yaklaşımlar geliştirmişlerdir. Jung vd. (2003), merkezi bir depoya sahip olan ve çok aşamalı envanter sistemi için en uygun yedek envanter düzeyini belirleme sorunuyla ilgilenmişlerdir. Fransoo vd. (2001), çok aşamalı envanter teorisinin, tam bilgi olmadan merkezi olmayan karar vericiler (bir tedarikçi ve birkaç perakende grubu) ile bir ortama nasıl uyum sağlayabileceğini araştırmışlardır. Axsäter (2001), merkezi bir depo ve bir dizi perakendeci ile çok aşamalı bir envanter sisteminin merkezi olmayan kontrolü için kullanılabilecek bir maliyet yapısı üzerine çalışmışlardır. Andersson ve Marklund (2000), bir merkezi depo ve N aynı olmayan perakendeci ile iki aşamalı bir dağıtım sisteminde merkezi olmayan envanter kontrolü için bir model üzerine çalışmışlardır. Chen (2000), merkezi bir depoya ve birden çok perakendeciye sahip bir dağıtım sistemini ve (R, Q) politikalarının maliyet etkinliğini incelemiştir. Rappold ve Muckstadt (2000), bir üretim tesisi, bir merkezi depo ve stokastik talebi karşılayan M bölgesel dağıtım merkezlerinden oluşan tek kalemli, iki aşamalı üretim-envanter sistemi üzerinde dönem başına uzun dönem ortalama sistem maliyetini en aza indiren stok seviyesini belirlemişlerdir. Andersson vd. (1998), bir merkezi depo ve birkaç perakendeciden oluşan bir envanter sisteminin merkezi olmayan kontrolü için bir model ele almaktadırlar. Diaz ve Fu (1997), tek sınıflı üstel olarak dağıtılmış onarım dağıtımları ve çok sınıflı genel onarım dağıtımları senaryoları altında sınırlı onarım tesisleriyle ilgilenebilecek yaklaşımları tanıtmışlardır. Yeong-joon Yoo vd. (1997), sipariş miktarlarının ve sipariş noktalarının dinamik olarak tam zamanında konseptini karşılaması üstüne çalışmışlardır. Chew ve Johnson (1996), (Q, r) sipariş politikası altında çalışan tek depolu/N-özdeş perakendeci sisteminin hizmet düzeylerini tahmin etmek için yaklaşık bir yöntem geliştirmişlerdir. Forsberg

(1996), bir depo ve N farklı perakendeciye sahip iki aşamalı bir envanter sistemi için elde tutma ve kıtlık maliyetlerinin tam olarak nasıl değerlendirileceğini göstermiştir. Jeong ve Maday (1996), yinelenen bir problem, üretim oranlarını nihai tüketici satış oranıyla eşleştirme üzerine çalışılmışlardır. Güllü ve Erkip (1996), bir merkezi depo ve iki özdeş perakendeciden oluşan iki aşamalı bir dağıtım sisteminde stok tahsis problemlerini incelemişlerdir. J.-S. Song ve Zipkin (1996), dışsal taleplerin sadece perakendeci lokasyonlarında meydana geldiği ve talep oranlarının temelde sürekli zamanlı Markov zincirinin fonksiyonları olduğu iki aşamalı bir envanter sistemi üzerine çalışılmışlardır. Forsberg (1995), bir depo ve N perakendeciden oluşan iki aşamalı bir envanter sistemi ele alınmıştır. Teslimat süreleri sabittir ve perakendeciler farklı bileşik poisson talep süreçleriyle karşı karşıyadır. Elde tutma ve kıtlık maliyetlerini tam olarak nasıl değerlendirileceğini göstermişlerdir. Cheung ve Hausman (1993), çok aşamalı bir envanter ortamında performans değerlendirmesi için kurtarılabılır bir yedek parça modeli sunmuşlardır. J.-S. Song ve Zipkin (1992), çok aşamalı bir envanter sistemi modelini analiz etmişlerdir. Zipkin (1991), çok aşamalı bir envanter sisteminin bir modelini analiz etmektedir: Ortalama eksik siparişler ve ortalama stoklar dahil olmak üzere kararlı durum performans ölçümlerini hesaplamak için prosedürler geliştirmiştir. Albright (1989), birkaç üssün merkezi bir depo tarafından desteklendiği, çok aşamalı, onarılabılır bir envanter sistemini ele almıştır. Albright ve Soni (1988); sürekli zamanlı Markov süreçleri kullanarak iki aşamalı (iki onarım düzeyi, bir tedarik düzeyi) onarılabılır öge envanter sistemi modellemişlerdir. Lee ve Moinszadeh (1987), toplu sipariş ve sevkiyat politikası durumlarını ve öğelerin ne zaman tamir edilebileceğini kapsayacak şekilde çok aşamalı kurtarılabılır envanter sistemlerine ilişkin modeller üzerine çalışmışlardır. Lebienc (1987), çok aşamalı bir sistemde envanter stok seviyelerini ve farklı parçaların yerlerini belirleme problemi incelemiştir. Gross vd. (1987), büyük Markovian sonlu kaynak, sonlu onarım kapasiteli iki aşamalı onarılabılır malzeme envanter modelleri için hesaplamaların, randomizasyon tekniği ve bir kesik durum uzayı yaklaşımı kullanılarak uygulanabilir olduğu göstermişlerdir. Frazza ve Kaplan (1986), optimum şekilde yönetilen çok aşamalı bir tedarik sisteminin en üst aşamasındaki tedarik performansının özelliklerini araştırılmışlardır; çok aşamalı yönetimden elde edilen faydaları yaklaşık olarak tahmin edebilen koordineli tek aşamalı politikaların tasarlanmasında faydalı olan içgörüler geliştirmişlerdir.

Tablo 1.1 Çok amaçlı, çok ürünlü ve çok aşamalı tedarik zinciri literatür araştırması özeti

MAKALE	ÇOK AMAÇLI	STOK SINIFLANDIRMA	ÇOK ÜRÜNLÜ	ÇOK AŞAMALI
110	5	1	17	106
	4,5%	0,9%	16%	96%

Tablo 1.1’de gözüktüğü üzere çok aşamalı tedarik zinciri çalışmalarında stok sınıflandırma çalışmasının yapılması ve buna ilave olarak hem çok amaçlı hem çok ürünlü bir yapı altında çalışma oranı oldukça düşüktür. Bu bütünsel bakış açısına sahip olarak; çok aşamalı, çok ürünlü tedarik zincirinde stok sınıflandırması sonucuna göre çok amaçlı bir optimizasyon çalışması bulunmamaktadır. Bu tez çalışmasında +5000 SKU, +2000 mağaza ve 5 dağıtım merkezine sahip çok aşamalı ve çok ürünlü tedarik zinciri sisteminde; stok sınıflandırması sonucunda elde edilen sınıflara göre optimizasyon çalışması yapılarak; uçtan uca bütüncül bakış açısı ile son müşteri odaklı yeni stok yönetim modeli önerilecek ve literatürdeki bu boşluk doldurulacaktır.



Şekil 1.1 Çok aşamalı tedarik zinciri stok yönetimi literatür araştırmasındaki tedarik zinciri aşama seviyeleri

Şekil 1.1’de görüldüğü üzere literatürdeki çalışmalar iki aşamalı (%54) tedarik zinciri sistemlerine odaklanmışlardır. Bu tez çalışmasında hedeflenen tedarik zinciri aşaması olan üç aşamalı tedarik zinciri çalışma oranı %25 şeklindedir. Bu da çok aşamalı tedarik zinciri çalışmalarında aşama sayısı arttıkça çalışma sayısının azaldığını ve bu noktalarda gelişmeye açık alanların olduğunu göstermektedir.

1.2 Tezin Amacı

Son müşteriye odağına alacak şekilde, uçtan uca tüm paydaşları bir bütün olarak ele alan yeni tedarik zinciri modelinde bütünsel stok yönetimi hedeflenmiştir.

Bu tezin amacı stok yönetimi sistemlerine bütüncül bir bakış açısı sunmaktır. Bunu yapmak için stok yönetiminin ilk elementi olan stok sınıflandırma çalışmasına yeni bir bakış açısı sunulması hedeflenmiştir. Stok sınıflandırma için detaylı literatür taraması yapılmış olup, literatür boşluğunu doldurmak üzere YZ kümeleme ve AE metotlarının hibritlenmesi ile yeni bir yaklaşım sunulması amaçlanmıştır.

Tezin 2. aşamasında stok sınıflandırma sonuçlarını baz alarak, stok optimizasyonu yapılması hedeflenmiştir. Stok optimizasyonu için de çok amaçlı, çok aşamalı, çok ürünli belirsiz talep ve belirsiz temin süresi özelliklerinden bir veya birkaçına sahip çalışmalar için detaylı literatür araştırması yapılmış olup, literatürdeki boşluğu doldurmaya yönelik yeni optimizasyon modeli sunulması hedeflenmiştir.

Özetle, bu tez çalışmasında çok ürünli ve çok aşamalı bir tedarik zinciri yapısı ele alınarak yeni stok yönetim modeli kurulması hedeflenmiştir. Bu hedefe ulaşmak için ilk olarak stok sınıflandırma için yeni bir metot sunulması ardından stok sınıflandırma sonucuna göre stok optimizasyonu için yeni bir yaklaşım sunulması hedeflenmiştir.

1.3 Orijinal Katkı

Bu tez kapsamındaki orijinal katkılar aşağıda sıralandığı gibidir:

1. Çok ürünli ve çok aşamalı özelliklerine sahip tedarik zinciri yapısının bütünsel olarak uçtan uca ele alınması
2. Kümeleme metotları (K-Ortalamalar, gauss karışımı, birleştirici hiyerarşik kümeleme, spektral kümeleme) stok sınıflandırma için kullanılmıştır ve bu kümeleme metotlarının her biri, AE ile hibrit edilerek stok sınıflandırma alanına yeni bir yöntem sunulmuştur. Ardından FCM stok sınıflandırma için kullanılmıştır. Sonuç olarak tüm bu metotlar kıyaslanmıştır ve en iyi metot sunulmuştur.
3. Yapay zeka tabanlı stok sınıflandırma yapılması. AE ile YZ kümeleme metotları (K-Ortalamalar, gauss karışımı, birleştirici hiyerarşik kümeleme,

spektral kümeleme) hibrit edilerek stok sınıflandırma alanında yeni bir metot sunulması

4. Stok sınıflandırma çalışmasının büyük veri seti ve küçük veri seti (SKU bazlı, 6.032 SKU ve ürün grubu bazlı, 270 ürün grubu) olmak üzere 2 ayrı veri seti ile çalışma yapılması ve bu veri seti tiplerinin çalışma sonucuna olan etkisinin gösterilmesi
5. Stok sınıflandırma sonuçlarına göre, stok optimizasyonu yapılması
6. 14 kısıta sahip kapsamlı matematiksel modelin kurulması
7. Stok optimizasyonu için dört farklı metot kullanılması ve bunların kıyaslamasının yapılması (Optimizasyon kesin çözüm, RL, NSGA-II, NREGA)
8. Çok ürünli ve çok aşamalı tedarik zinciri yapısında uygulama yapılan alanda optimizasyon için ilk kez RL algoritmasının kullanılması

2 STOK SINIFLANDIRMA

2.1 Stok Sınıflandırma Literatür Araştırması

Bu bölümde son 25 yılda stok sınıflandırma yöntemleri üzerine yapılan çalışmalar detaylı olarak incelenmiştir. İlk olarak literatür tarama yöntemi, ikinci olarak literatür taraması hakkında istatistiksel bilgiler sunulmuş ve son olarak literatürdeki çalışmalar detaylı olarak açıklanmıştır.

İlgili araştırma çalışmasında, son 25 yılda tedarik zincirinin mevcut stok sınıflandırma yöntemleri bir araya getirilmiş ve yapılan çalışmalar detaylandırılmıştır. 2000-2025 yılları arasındaki çalışmalar Scopus aracılığıyla elde edilmiş ve ayrıntılı olarak incelenmiştir.

İlk olarak, Scopus'un "Makale Başlığı, Özet, Anahtar Sözcükler" arama alanındaki "stok sınıflandırması" gibi anahtar sözcükler dikkate alınmıştır. İnceleme sonucunda 13000'den fazla makale olduğu görülmüştür. Ancak bunların amacımızla ilgili olmadığı sonucu çıkmıştır. Aramamız "Makale Başlığı" ile sınırlandırılarak rafine edilir ve sonuçlar 437 makale ile daha odaklı çalışmalar çıkarılır. Daha sonra 2000-2025 yıl filtresi eklendiğinde, yayınlanan makale sayısı 332'e ulaşır. Konferans çalışmaları hariç, 216 çalışma filtrelenir. Son olarak, envanter sınıflandırmasıyla ilgisi olmayan çalışmalar elendiğinde, 105 çalışma, inceleme hedefimiz haline gelir. Literatür inceleme yöntemi Prisma akış diyagramı ile gösterilmiştir (Şekil 2.1). TYZ makalelerinin stok sınıflandırması için genel inceleme metodolojisi adımları şu şekildedir:

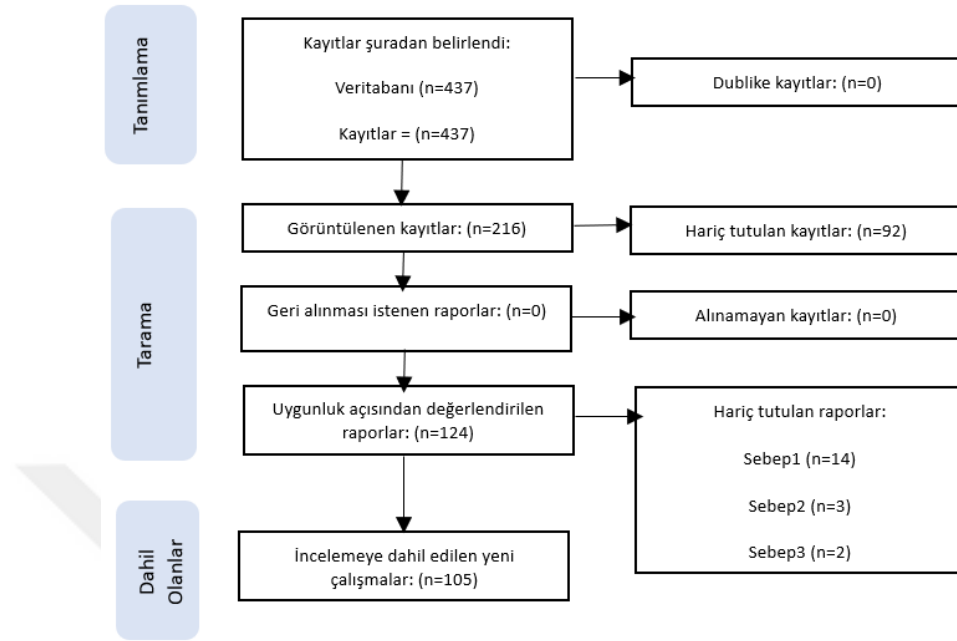
Adım 1- Kaynaklara erişim (çevrimiçi veri tabanları)

Adım 2- Anahtar kelimelere göre araştırma

Adım 3- Dergi makalelerine dayalı bir taksonomi ve analiz geliştirme

Adım 4- Stok sınıflandırmasıyla ilgili çıkarımlar ve araştırmaları belirleme

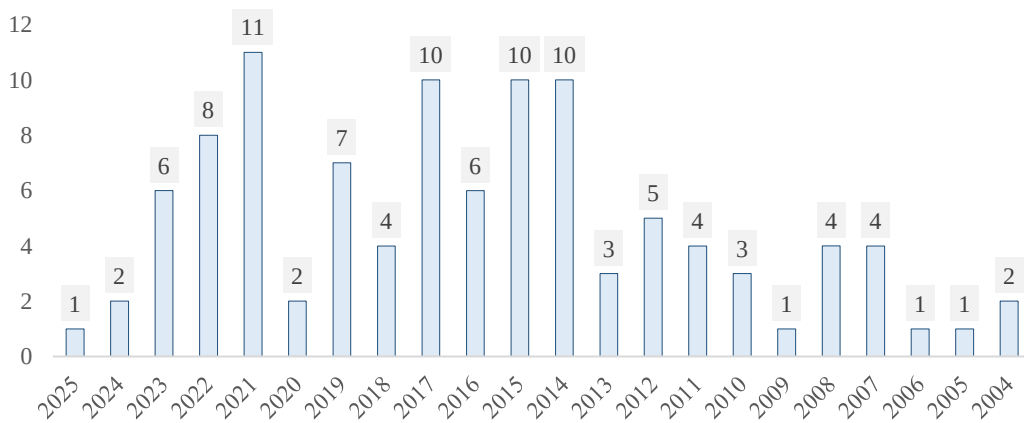
Adım 5- Literatür inceleme sonuçları: istatistikler, sonuçlar ve daha fazla araştırma



Şekil 2.1 Prisma ile sistematik literatür incelemesi

2.1.1 İstatistiksel Analiz Özeti

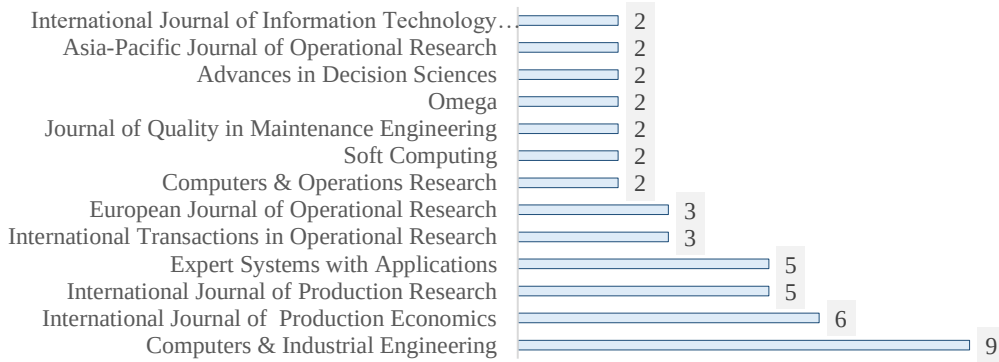
2000-2025 yılları arasında yayınlanan makalelerin yıllara göre analizi Şekil 2.2’te gösterilmektedir.



Şekil 2.2 Yıllar bazında stok sınıflandırma literatür analizi

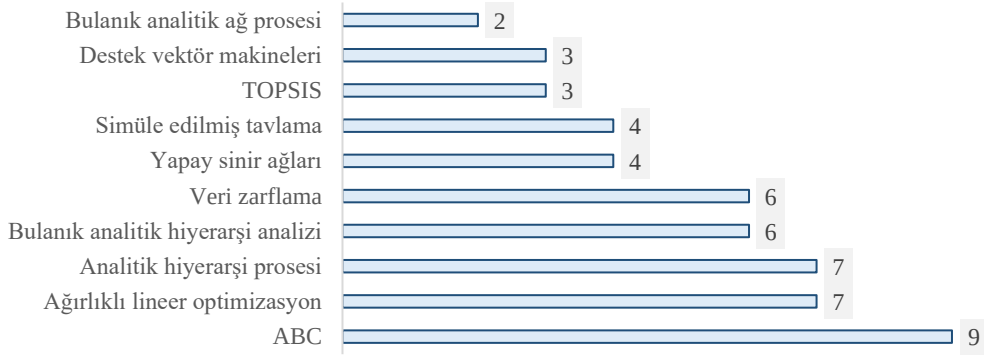
2000-2025 yılları arasında stok sınıflandırma makalelerinin yayınlandığı dergilerin analizi Şekil 2.3'te gösterilmiştir. Stok sınıflandırma alanında en çok makale

yayınlayan dergi "Computers & Industrial Engineering" olup bunu "International Journal of Production Economics" takip etmektedir.



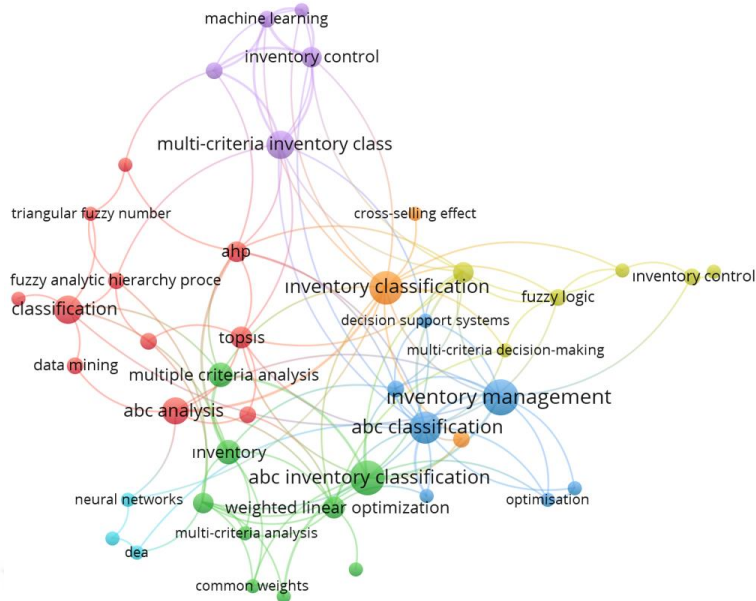
Şekil 2.3 Stok sınıflandırma alanında en çok yayın yapan dergiler

Stok sınıflandırma alanında 2000-2025 yılları arasında en çok kullanılan ilk 10 yöntem Şekil 2.4'te gösterilmiştir. Stok sınıflandırma alanında en yaygın kullanılan yöntem ABC yöntemidir. Analitik Hiyerarşi Prosesi (Analytic Hierarchy Process - AHP) ve Ağırlıklı Doğrusal Optimizasyon (Weighted Linear Optimization - WLO) yöntemleri sırasıyla 2. ve 3. sırada yer almaktadır.



Şekil 2.4 Stok sınıflandırma alanında en çok kullanılan metotlar

Stok sınıflandırma alanında en sık birlikte geçen anahtar kelimelerin analizi için "Vosviewer" kullanılarak bibliyometrik ağ oluşturulmuş ve Şekil 2.5'te gösterilmiştir. Bu analizde seçilen anahtar kelime 49 adet olup, 2000-2025 yılları arasında stok sınıflandırma alanındaki makalelerde, makalenin konusu olan anahtar kelimenin en az (2) kez geçtiği gösterilmiştir.



Şekil 2.5 "Stok Sınıflandırması" ile ilgili en sık kullanılan 2 eş zamanlı anahtar kelimeyi içeren bibliyometrik ağ

2.1.2 Stok Sınıflandırma Metodolojileri

Bu bölümde stok sınıflandırma yöntemleri 5 farklı alt bölümde incelenmekte ve bu alanlarda yapılan çalışmalar açıklanmaktadır. Bu bölümler; YZ, çok kriterli envanter sınıflandırması (Multi-Criteria Inventory Classification - MCIC), Optimizasyon, ABC ve diğerleridir.

2.1.2.1 Yapay Zeka ile Stok Sınıflandırma

YZ teknikleri günümüzde birçok problemin çözümünde yaygın olarak kullanılan ve gelişmeye devam eden yöntemlerdir. Stok sınıflandırma alanında son yıllarda YZ tekniklerinin kullanımının arttığı görülmektedir. Gelişen teknoloji ile birlikte stok sınıflandırma problemi için elde edilen sonuçlar YZ kullanılarak iyileştirilmiş olmasına rağmen hala iyileştirmeye açıktır.

Li vd. (2004), stok sınıflandırma problemi için geri yayılım (Backpropagation - BP) algoritmasıyla YSA kullanırlar. Bu modelin katkısı, YSA'daki girdi kısıtlamalarının eksikliklerini aşmak ve tahmin doğruluğunu geliştirmek olmuştur. Önerilen model, gerçek dünya karar alma sistemleri için analitik bir araçtır. Lei vd. (2005) da YSA yöntemini kullanmışlardır. İlk olarak, stok sınıflandırma problemi

için temel bileşenler analizi (Principal Component Analysis - PCA) kullanılır. İkinci olarak, PCA YSA'ya entegre edilir. Bulgular, önerilen hibrit PCA-YSA yönteminin çok belirgin şekilde artırılmış tahmin doğruluğuna sahip olduğunu göstermektedir. Tsai ve Yeh (2008), stok sınıflandırma problemi için PSO kullanmışlardır. Bu vakada, envanter öğeleri kesin hedeflerle sınıflandırılmaktadır. Bu model, optimum stok kategorisi sayısını belirler ve kesin hedeflere ulaşmak için öğelerin sınıflandırılmasını öngörür. Sonuç olarak, PSO tabanlı algoritma stok sınıflandırma problemlerini çözmek için esneklik ve etkinlik sunar. Ayrıca, önerilen model ABC yöntemiyle karşılaştırılır; yeni modelin daha iyi sonuçlara sahip olduğu görülür. Šimunović vd. (2009) stok sınıflandırma problemi için YSA kullanmışlardır. YSA, AHP modeliyle karşılaştırılmaktadır. Sonuçlar YSA'nın çok daha kabul edilebilir bir doğruluğa sahip olduğunu göstermektedir. Yu (2011) YZ ve geleneksel çoklu ayırma analiz (Multiple Discriminant Analysis - MDA) olmak üzere 2 farklı yöntem kullanmıştır ve bunları stok sınıflandırma problemleri için karşılaştırmıştır. Destek vektör makineleri (Support Vector Machine - SVM), geri yayımlı sinir ağı (Backpropagation Neural Network - BPN) ve K-En Yakın Komşu (K-Nearest Neighbors - KNN) algoritmaları YZ teknikleri olarak kullanılmaktadır. Bulgular, YZ tekniklerinin MDA'dan belirgin şekilde daha iyi sonuçlar verdiğini göstermektedir. YZ tekniklerinin kendi içinde sonuçlarının karşılaştırılması sonucu SVM'nin diğerlerinden çok daha iyi sonuçlara sahip olduğunu göstermektedir. Mohammaditabar vd. (2012) aynı anda en iyi politikayı bulmaya çalışmakta, uygun çözümler elde etmek için simüle edilmiş tavlama (Simulated Annealing - SA) yöntemini kullanmışlardır. Elde edilen sonuçlar, farklılıkları ve toplam stok değerlerini içeren diğer modellerin (yıllık dolar kullanımı, AHP ağırlıklı puanı ve önerilen yöntem dahil) sonuçlarıyla karşılaştırılmaktadır. SA'nın toplam stok değerlerini en aza indirmeye göre diğer modellerden daha iyi sonuçlara sahip olduğunu gösterilmiştir. Kabir ve Hasin (2013), MCIC problemi için bulanık analitik hiyerarşi prosesi (Fuzzy Analytic Hierarchy Process - FAHP) ve YSA'nın birleşimini kullanmışlardır. Bangladeş'teki büyük bir enerji mühendisliği şirketinde bu modeli denemişlerdir. Lolli vd. (2014), MCIC problemleri için yeni bir hibrit AHP ve K-Ortalamlar kümeleme modeli önermişlerdir. Bu yöntem, AHP-K-Veto olan gizli kötü puanı önlemeyi amaçlamaktadır. Belirsiz olumsuz derecelendirmeleri önlemek için AHP-K-Veto olan farklı bir yaklaşım tanıtılmıştır. Sıralama sürecinde, her kriter ayrı ayrı ele

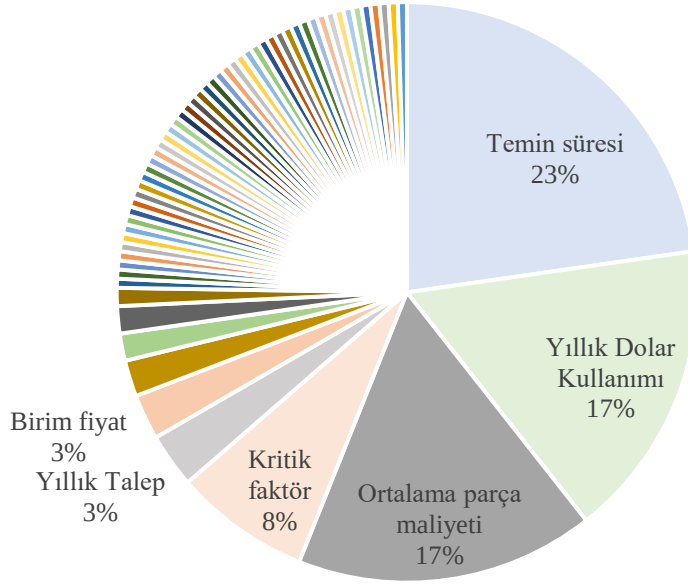
alınır ve bir veto sisteminin kullanılması, en az bir kriterde yüksek/kötü olarak değerlendirilen bir öğenin genel toplamada en üst/en alt olarak sıralanmasını önler. Bu çalışmanın sonucunda, veto sistemi gizli problemler için bir garanti olduğu, ancak kümeleme geçerlilik endeksi kötüleşebileceği gösterilmiştir. Xue (2014), stok sınıflandırma problemi için bulanık YSA kullanmıştır. Sonuç olarak, bu yöntem üretim kurumsal kaynak planlama sisteminde kullanılmıştır. Saric vd. (2014) stok sınıflandırma problemleri için çok kriterli yöntemler (AHP yöntemi ve küme analizi) ve YSA kullanmışlardır. Sonuç olarak, YSA AHP'den daha kabul edilebilir bir doğruluğa sahiptir. Kartal vd. (2016), stok sınıflandırması için çok kriterli karar verme (ÇKVV) ve makine öğrenimi içeren yeni bir hibrit sistem tanıtmışlardır. Uygun ürün sınıfını tanımlamak için basit eklemeli ağırlıklandırma, AHP, çok kriterli optimizasyon ve uzlaşmalı çözüm (IseKriterijumska Optimizacija I Kompromisno Resenje – VIKOR) teknikleri kullanılmış ve başlangıç sınıf stok ürünleri kümesini tahmin etmek için naif Bayes, Bayes ağı, YSA ve SVM algoritmaları eklenmiştir. Bu çalışmanın sonucunda, makine öğrenme yöntemleri MCIC problemlerinde etkili bir şekilde kullanılabileceği sonucuna varılmıştır. Ayrıca SVM ile sınıflandırılmış envanter, Bayes sınıflandırıcılarından çok daha iyi sonuçlara sahiptir. Makine öğrenimi ve MCIC yöntemlerini birleştirmek yönetsel karar vermeyi destekleyebileceğini vurgulamışlardır. López-Soto vd. (2017)'nin amacı, çok kriterli ABC ekosistemi için yeni bir ürün yaratıldığında bu yeni ürün için uygun sınıfı tanımlamaktır. Bu sorunu çözmek için, gizli katmana nöronlar eklemek için ağgözlü geçme stratejisini kullanarak ayrık YSA'yı eğitmek için çok başlangıçlı yapıcı bir algoritma geliştirilmiştir. Bu model 3 farklı büyük veri kümesinde kullanılmıştır. Sonuç olarak, önerilen model bu büyük veri kümeleri için yüksek düzeyde genelleme özelliğine sahip olduğu görülmüştür. Lolli vd. (2017)'nin amacı, stokları Endüstri 4.0 teknolojileriyle paralel olarak otomatik olarak sınıflandırmaktır. Bu hedefi gerçekleştirmek için, karar ağaçları ve rastgele ormanlar gibi denetlenen sınıflandırıcıları kullanan bir MCIC yöntemi önermişlerdir. Karar ağaçları ve rastgele ormanlar, MCIC'yi optimize etmek için kullanılır. Yeni yöntem gerçek dünya durumunda kullanılmış ve en doğru ağaç ve rastgele orman aranmıştır. Kontrolsüz MCIC yöntemi ile önerilen model arasındaki karşılaştırma, önerilen modelin çok daha iyi sonuçlara sahip olduğunu göstermektedir. Isen ve Boran (2018) YZ yöntemlerini içeren yeni bir hibrit sistem üzerinde çalışmışlardır. 3 farklı YZ modeli kullanılmıştır; FCM, genetik algoritma,

uyarlanabilir nöro-bulanık çıkarım sistemi. FCM'nin optimizasyonu için genetik algoritma kullanılmış ve daha sonra kümeleme FCM algoritması kullanılarak uyarlanabilir nöro-bulanık çıkarım sistemi sınıflandırma modeli üretilmiştir. Yeni sistem sayesinde; yeni ürün varsa yeni bir sınıflandırma sürecine gerek kalmadığı gösterilmiştir. Bu yeni hibrit sistem gerçek yaşam durumuna uygulanmış ve bir YSA modeli ile karşılaştırılmıştır. Sonuçlar, yeni hibrit modelin YSA modelinden daha başarılı olduğunu göstermektedir. Zhang vd. (2018) stok sınıflandırması ve ikmal modeli tanımlaması olmak üzere iki ana amaca sahip olduğunu belirtmişlerdir. Sınıflandırma için; FCM algoritmasının genetik algoritma ve SA algoritmaları ile birleştirilmiştir. Önerilen model MCIC problemi için kullanılmıştır. Kriterler yıllık dolar kullanımı, temin süresi ve kritikliktir. Bu modelin bir sonucu olarak, en düşük stok maliyetine ulaşılmıştır. Agarwal vd. (2019), stok sınıflandırma problemi için çok seviyeli ilişki kuralı madenciliğini kullanmışlardır. Bu çalışma, uzmanlar için en karlı ürünü tanımlamaya yardımcı olur. Zhang vd. (2019), gri kaba küme ve olasılıklı sinir ağına dayalı yeni bir stok sınıflandırma yöntemi önermişlerdir. Bu çalışmanın yardımıyla, modelin uygulanabilirliği, işletmelerin stok yönetimi ve kontrolü konusunda karar almaları için bilimsel bir temel sağlanmıştır. Lolli vd. (2019), stok sınıflandırma problemleri için Gauss çekirdeği olan SVM ve derin sinir ağları olan makine öğrenmesi yöntemlerini kullanmışlardır. Sonuçlar, önerilen modelin aralıklı talepler için kullanılabileceğini ve yeni modelin stok sınıflandırma problemleri için kullanılabilecek mükemmel bir doğruluğa sahip olduğunu göstermektedir. Mohamadghasemi vd. (2019), MCIC problemini ele almak için, bir metodoloji olarak Gauss Aralığı Tip-2 Bulanık Kümeler'den yararlanan, ideal çözüme benzerliğe göre sıralama tekniği (The Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution - TOPSIS) yaklaşımını kullanmışlardır. Sonuçlar, yeni modelin TOPSIS, Ng (2007) modeli ve R (Ramanathan, 2006) modelinden çok daha mantıksal sonuçlara sahip olduğunu göstermektedir. Cui vd. (2021) MCIC problemleri için 2 farklı hibrit yöntem önermişlerdir. Bunlardan biri BBO-BPN'dir (biyocoğrafya tabanlı optimizasyon (Biogeography-Based Optimization - BBO) ve BPN). İkincisi AMPSO-BPN'dir (uyarlanabilir mutasyon parçacık sürüsü optimize edicisi (Adaptive Mutation Particle Swarm Optimizer - AMPSO) ve BPN). Ana amaç eğitim parametrelerini optimize etmektir. Svoboda ve Minner (2022), stok sınıflandırma problemi için çok daha hassas sınıflandırma kararlarına izin veren

makine öğrenimi sınıflandırıcısına dayalı karar ağaçlarını eğitmek için genetik algoritmayı kullanmışlardır. Bu çalışmanın sonucunda; karar ağaçları görsel kurallar üretmekte ve verilerden makul maliyetli sınıflandırmaya giden yolları açıklamaktadır. Kaabi (2022), stok sınıflandırma problemlerini çözmek için TOPSIS, ağırlıkları tanımlamak amacıyla YZ tekniklerini kullanmıştır. Sonuç olarak, bu yeni model literatürdeki bazı mevcut modellerden daha iyi sonuçlara sahiptir. Ayrıca bu model rekabetçidir ve tatmin edici sonuçlara sahiptir. Khanorkar ve Kane (2023) 3 farklı sınıflandırma yöntemi kullanmış ve sonuçlarını karşılaştırmışlardır. Bu yöntemler klasik ABC yöntemi, Hadi-Vencheh (2010) ve K-Ortalamlar algoritmasıdır. Sonuçlar K-Ortalamlar metodunun daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir. Cakmak ve Guney (2023), havacılık endüstrisinde tutarsız ve belirsiz bilgiler durumunda yüksek stok yönetimi verimliliği elde etmek için nütrosifik bulanık ortalama bir çözüme olan mesafeler (Evaluation Based on Distance from Average Solution - EDAS) yöntemini kullanarak yedek parça stoklarını sınıflandırmayı amaçlamışlardır. Bu yeni ÇKVV yöntemini benimseyerek, bu çalışma yalnızca yüksek stok yönetimi verimliliği sağlamakla kalmaz, aynı zamanda havacılık endüstrisi için gerekli yedek parça sınıflandırma kriterlerini de belirler. Roy vd. (2023), zaman tüketimini ve kesintiyi azaltmak için, yeni eklenen stok öğelerinin sınıfını tahmin etmek için makine öğrenimi yöntemleri kullanmışlardır. Bu araştırmanın amacı, SVM ve KNN çok kriterli envanter öğesi sınıflandırması için en doğru makine öğrenme modelini belirlemek üzere TOPSIS ile karşılaştırmaktır. Wu (2023), esnek kararları mümkün kılmak için insan zekasının ortaya çıkarılması ve korunmasının esas olduğu endüstri 3.5'te akıllı üretim için uygun olan tutumlu etkileşimli çok nitelikli derecelendirme yöntemlerini araştırmıştır. Abidin vd. (2024), geleneksel ve makine öğrenimi stok sınıflandırma yöntemlerinin iki kriterli ve çok kriterli yöntemlerini karşılaştırarak stok kategorizasyon stratejilerinin kapsamlı bir analizini sunmuşlardır.

2.1.2.2 Çok Kriterli Stok Sınıflandırma

Stok sınıflandırma çalışmalarında en çok kullanılan kriterler Şekil 2.6'da gösterilmektedir. Bunlar; temin süresi, yıllık dolar kullanımı, ortalama birim maliyet, kritik faktör, yıllık talep, birim fiyat şeklindedir.



Şekil 2.6 Stok sınıflandırmada en çok kullanılan kriterler

MCIC alanında yapılan araştırmalar aşağıda detaylandırılmıştır:

Braglia vd. (2004) stok yönetimi için AHP üzerinde çalışmışlardır. Ramanathan (2006) MCIC problemi için WLO kullanmaktadır. Bu çalışmanın önemi, önerilen yeni modelin yöneticiler için kolayca anlaşılabilir olmasıdır. Zhou ve Fan (2007) stok sınıflandırma problemi için geliştirilmiş R (Ramanathan, 2006) modelini kullanmışlardır. En uygun ve en az uygun olmak üzere iki ağırlık kullanılmaktadır. Bu model sayesinde kapsayıcı bir endeks sunabilmektedirler. Cakir ve Canbolat (2008) MCIC problemi için FAHP kullanmışlardır. Bulanık kavramlar stok veri setine entegre edilmiş ve MCIC problemi için bir karar destek sistemi oluşturulmuştur. Web tabanlı bir MCIC sistemi önermektedirler. Bu çalışmanın katkısı, yeni modelin web tabanlı olması nedeniyle çok daha erişilebilir ve esnek olmasıdır. Šimunović vd. (2008) stok sınıflandırma problemi için geleneksel ABC yöntemini ve AHP'yi kullanmışlardır. Sonuçlar, birden fazla kriter kullanmanın stok sınıflandırmasında etkili olduğunu göstermektedir. Rezaei ve Dowlatshahi (2010) MCIC problemi için bulanık çıkarım sistemini kullanmışlardır. Sonuçlar ABC yöntemleriyle karşılaştırılır. Bu çalışmanın sonucunda, problem için optimum bir çözüm tanımlarlar ve bu çalışmanın yardımıyla uzman yargısına gerek kalmaz. Hadi-Vencheh (2010) doğrusal olmayan programlama modeliyle MCIC'ye

odaklanmıştır. Ağırlıklar bu model öğeleri sayesinde tanımlanabilir ve NG (2007) modelini iyileştirir. Bu çalışmanın katkısı, yeni modelin ABC sınıflandırması için birden fazla ölçütü birleştirmesi ve nihai çözümde ağırlıkların etkilerini korumasıdır. Chen (2011), MCIC problemi için akran tahmin yaklaşımını tanıtmıştır. Yenilikçi model, iki standartlaştırılmış kriter ağırlıkları seti oluşturur ve her bir madde için en uygun ve en az uygun duyuları temsil eden iki performans puanı toplayarak öznel yargıları ortadan kaldırır. Bu çalışmanın sonucunda; model, klasik MCIC problemine dayalı daha uygun bir ABC sınıflandırmasına sahiptir. Hadi-Vencheh ve Mohamadghasemi (2011), çok kriterli ABC stok sınıflandırma problemleri için FAHP - veri zarflama analizini (Data Envelopment Analysis - DEA), (FAHP-DEA) tanıtmışlardır. Önerilen model gerçek bir yaşam vakasında test edilmiştir. Sonuç olarak, yeni model kullanımı kolaydır, herhangi bir sayıda karar alternatifine uyar ve özellikle birçok karar alternatifini içeren karmaşık MCIC problemleri için pratik ve etkilidir. Torabi vd. (2012), ABC analiz çerçevesinde stok sınıflandırma problemlerini ele almak için DEA benzeri yaklaşımı içeren bir model tanıtmışlardır. Bu model, stok değeri veya kullanımı gibi nicel ölçümleri ve tedarikçi güvenilirliği veya ürün kalitesi gibi nitel kriterleri hesaba katar. Yeni modelin MCIC problemleri için faydasını göstermişlerdir. Bu çalışmanın katkısı, nicel ve nitel kriterlerin her ikisini de kullanmasıdır. Chen (2012), MCIC problemi için TOPSIS'i kullanmıştır. ABC yöntemi, sınıflandırma problemleri için yaygın olarak kullanılır ancak yalnızca bir kriteri vardır. TOPSIS çok kriterli sınıflandırma problemlerinde kullanılabilir. Kabir ve Hasin (2012), çok kriterli ABC sınıflandırma problemi için FAHP'yi kullanmışlardır. Kriterlerin göreceli ağırlıklarını tanımlama ve öğeleri sınıflandırma bağlamında, FAHP kullanılır. Önerilen modeli doğrulamak için, Bangladeş'teki bir enerji mühendisliği şirketinde 351 öğeyle test edilmiştir. Sonuç olarak, FAHP yönteminin pratik ÇKVV problemlerini ele almak için uygun bir yöntem olduğu doğrulanmıştır. Kabir (2012), önemli kriterleri belirlemek için bulanık Delphi yöntemini, kriterlerin göreceli ağırlıklarını belirlemek ve stokları farklı sınıflara sınıflandırmak için FAHP'yi kullanmıştır. Kiriş (2013), stok sınıflandırma problemleri için bulanık analitik ağ süreci (Fuzzy Analytic Network Process - FANP) yaklaşımını kullanmıştır. Soylu ve Akyol (2014), referans kelimelerinden iki tür fayda fonksiyonu (doğrusal ve parça parça doğrusal) oluşturduğunu belirtmişlerdir. Sınıflandırma yöntemi, stok maliyetlerine ve sipariş karşılama oranına göre değerlendirilir. Hatefi vd. (2014), stok

sınıflandırma problemleri için modifiye edilmiş doğrusal optimizasyon yöntemini uygulamışlardır. Modifiye edilmiş doğrusal optimizasyonun hem nitel hem de nicel kriterleri vardır. Bu yöntem, önerilen modeli doğrulamak için literatürden alınan bir vaka çalışması üzerinde test edilir. Bu çalışmanın katkısı, deneme-yanılma yaklaşımını kullanmaya veya duyarlılık analizi yapmaya gerek kalmadan hem nitel hem de nicel kriterleri kullanarak ϵ 'nin maksimum uygulanabilir değerini uygulayarak farklılaştırma gücünü artırmasıdır. Park vd. (2014) MCIC problemleri için çapraz değerlendirme (Cross Evaluation - CE) tabanlı WLO (CE-WLO) modelini önermişlerdir. Maliyet iyileştirme sürecini göstermek için bir simülasyon tekniği kullanmakta ve bunu diğer ilgili çalışmalarla karşılaştırmaktadırlar. Bu çalışmanın sonucunda, yeni CE-WLO, DEA benzeri modellerden daha iyi sonuçlar vermektedir. CE-WLO, stok sınıflandırması için basit ve etkili bir yöntemdir. Balajia ve Kumar (2014) bir kauçuk bileşenleri üretim fabrikasındaki MCIC problemleri için AHP tekniğini kullanmışlardır. Bu çalışmanın yardımıyla, depoda sınıflandırmaya kolay erişilebilirlik sağlanmış ve izlenebilirliği de iyileştirilmiştir. Ketkar ve Vaidya (2014) sınıflandırma problemleri için basit ağırlıklı toplama (Simple Additive Weighting - SAW) yöntemini kullanmışlardır. Bu çalışmanın sonucunda, SAW metodunun daha kolay olduğu ve daha yüksek bir kullanıma sahip olduğu gösterilmiştir. Ghorabae (2015), MCIC problemleri için ortalama çözümden uzaklık değerlendirmesini kullanmıştır. Önerilen model 47 ürün modeli üzerinde test edilir. Sonuçlar, yeni modelin farklı kriter ağırlıkları arasında kararlılık gösterdiğini ve diğer modellere kıyasla daha yüksek bir tutarlılık düzeyine sahip olduğunu göstermektedir. Sarmah ve Moharana (2015), yedek parçaların çok kriterli sınıflandırması için bulanık kural tabanlı yaklaşımını kullanmıştır. Bu çalışmanın sonucunda, yeni yöntemin; ABC ve toplu puanlamadan daha iyi sonuçlara sahip olduğu gösterilmiştir. Kaabi vd. (2015), kriter ağırlıklarını açıklığa kavuşturmak için otomatik öğrenme yöntemini kullanmışlardır. Otomatik öğrenme yöntemi, öğelerin derecesini hesaplamak için TOPSIS tekniğine ve kriter ağırlıklarını tanımlamak için sürekli değişkenli mahalle aramasına dayanır. Yöntem diğer ABC yöntemleriyle karşılaştırılır. Envanter maliyet fonksiyonuna dayanarak, önerilen model daha iyi sonuçlara sahiptir. Babai vd. (2015) çok kriterli stok kontrol yöntemi üzerinde çalışmış ve bunu deneysel bir çalışmada karşılaştırmışlardır. Öncelikle, stok performans değerlendirmesi literatürde yaygın olarak kullanılan 47 model ile yapılmış ve ardından Hollanda'daki perakende mağazalarındaki 9086'dan

fazla SKU için deneysel araştırma önerilmiştir. Sonuçlar, birim maliyet kriterlerinin ve yıllık dolar kullanımının diğer kriterlerden çok daha önemli olduğunu göstermektedir. Qatawneh ve Hafeez (2015) sağlık tedarik zinciri için bir MCIC modeli önermişlerdir. Bu çalışmanın bulguları, önerilen stok sınıflandırma yönteminin her bir kritik yaşam ögesine belirli bir hizmet seviyesinin atanmasını sağladığını göstermektedir. Bu durum, bu ögelerin bulunabilirliğini sağlarken aynı zamanda maliyetleri ve stok tükenmelerinin oluşumunu en aza indirir. Shamsaddini vd. (2015) MCIC problemi için FAHP yöntemini kullanmışlardır. Bu çalışma, lojistik yöneticilerinin stok yönetim sistemini tasarlamalarına yardımcı olabilir. Fua vd. (2016) Ng (2007) modelini geliştirmek için çoklu kriterli ABC stok sınıflandırması için mesafe tabanlı bir karar verme yöntemi kullanmışlardır. Bu çalışmanın katkısı mesafe tabanlı bir yöntem kullanmaktır. Baykasoglu vd. (2016), bir grup karar alma ekosistemindeki çok özellikli karar verme problemlerinin belirsiz doğasıyla mücadele etmek için bulanık küme teorisinden farklı kavramları birleştirerek yeni bir bulanık doğrusal atama yöntemi sunmuşlardır. Bu çalışmanın geçerliliğini göstermek için, bu model Türkiye'deki gerçek bir MCIC örneğine uygulanmıştır. Sonuçlar, önerilen yeni modelin belirsiz durumlarda kullanılabileceğini göstermektedir. Douissa ve Jabeur (2016) ABC stok sınıflandırma problemini bir atama problemi olarak ele almışlardır. Her ürün en benzer özelliklerine göre bir sınıfa ayrılır. Sınıflandırma problemi için nominal sıralama için bulanık atama prosedürü (PROcdure dAffectation Floue pour la problématique du Tri Nominal - PROAFTN) yöntemi kullanılmıştır. Sonuçlar PROAFTN yönteminin stok maliyetlerine göre diğer sınıflandırma yöntemlerinden çok daha iyi sonuçlara sahip olduğunu göstermektedir. López-Soto vd. (2016) amacı ürünlerdeki aşinalık önyargısı varlığını tanımlamak ve düzeltmektir. Sonuçlar, sınıflandırmanın öznel olabileceğini göstermektedir. Lolli vd. (2017) ayırık olay simülasyon yöntemini kullanarak çok kriterli bir çerçeve sunmuşlardır. Bu çerçeve sınıflandırmayı, yeniden sipariş noktasını ve talep sorunlarının istatistiksel modellemesini birleştirebilir. Bu çalışma yardımıyla stok yönetimi prosedürü açıklığa kavuşturulmuş ve iyileştirilmiştir. Shanshan vd. (2017) Ng (2007) modelini geliştirmek için çok kriterli ABC stok sınıflandırması için Shannon entropisini kullanmışlardır. Bu çalışmanın katkısı Shannon entropisini kullanmaktır. Prakash ve Chin (2017) sürekli iş süreci (Constant Work in Process - CONWIP) sistemleri bağlamında dört farklı stok sınıflandırma tekniğinin

birleştirilmesinin sonuçlarını araştırmışlardır. Bu sınıflandırma modelleri çoklu kapalı devre CONWIP, paralel CONWIP, AHP ve WLO'dur. Paralel CONWIP ve WLO çok daha iyi sonuçları nedeniyle seçilmiştir. Iqbal ve Malzahn (2017) belirli bir veri kümesiyle ürün modellerini sınıflandırmada tek kriterli ve çok kriterli stok modellerinin uygulanabilirliğini karşılaştırmışlardır. Model uygunluğunun ön analizi için bir ayırt edici güç testi başlatırlar. Ayrıca daha etkili sonuçlar için azalan sıralama düzeninin kullanılmasını önerirler. Iqbal vd. (2017) stok ve müşteri sipariş karşılama oranı dikkate alındığında MCIC modelinin performansının istatistiksel olarak anlamlı olduğunu ve araştırma amaçlarına ulaşmak için istatistiksel yöntemler ve duyarlılık analizi kullanmayı hedeflemişlerdir. Iqbal vd. (2017) müşteri sipariş karşılama oranını iyileştirmek için stok sınıflandırma yönteminin ne kadar önemli olduğunu göstermeyi amaçlamışlardır. Bu çalışmanın ilk sonucu, azaltılmış kriter kullanımının modelin performansını iyileştirdiğini göstermektedir. Bu çalışmanın ikinci çıktısı, model seçimine veri kümesi, tutma maliyeti, talebin standart sapmasına dayanarak karar vermektir. Arikan ve Citak (2017) bir elektronik firma için stok sınıflandırma problemi için AHP ve TOPSIS-ABC entegre bir yöntem önermişlerdir. Entegre yeni yöntem geleneksel ABC tekniği ile karşılaştırıldığında, sonuçlar yeni yöntemin etkili ve uygulanabilir çıktıları olduğunu göstermektedir. Lia vd. (2019) ABC sınıflandırma yöntemini geliştirmek için en uygun ve en uygunuz noktaları hesaplayarak alt ve üst sınırları olan bir aralık tanımlamışlardır. Mallick vd. (2019) stok sınıflandırması için değiştirilmiş benzerlik tabanlı yöntemi kullanmışlardır. Yeni önerilen model TOPSIS ve AHP ile karşılaştırılır. Sonuç olarak, madde değerinin %71,35'i (%12 parça) değiştirilmiş benzerlik tabanlı yöntemle A kategorisinde yönetilebilirken, TOPSIS veya AHP kategori A için kullanıldığında bu oran %69,94'tür. Değiştirilmiş benzerlik tabanlı yöntem, stok sınıflandırma problemi için pratik bir kullanıma sahiptir. Karagiannis ve Paleologou (2021), çok kriterli ABC stok analizinde ağırlıkları belirlemek için regresyon tabanlı bir bakış açısı kullanmışlardır. Sonuç olarak; yıllık dolar kullanımı olan üç sınıflandırma kriterinin öneminin, en azından ortalama birim maliyet kadar ve en azından siparişin temin süresi kadar önemli olduğunu göstermektedir. Yiğit ve Esnaf (2021), MCIC'ye yeni bir hibrit yöntem geliştirmişlerdir. AHP, FCM algoritması ve yakın zamanda tanıtılan gözden geçirilmiş veto (Rveto) yöntemlerini kullanarak yeni bir hibrit model oluşturmak için üç aşama kullanılmıştır. Literatürden bir örnek olay alınmış ve önerilen AHP-

FCM-Rveto modeli kullanılmıştır. Bu çalışmanın avantajları; önerilen yöntem daha iyi sonuçlar vermesi, nitel ve nicel kriterlerin kullanımında esneklik sağlanmaktadır. Ayrıca, tedarik zinciri sistemine yeni bir ürün eklendiğinde, sınıflandırma için FCM ve Rveto yeterlidir, AHP yalnızca yeni bir kriter varsa kullanılır. Hajiagha vd. (2021) MCIC problemini çözmek için hibrit bir yöntem önermişlerdir. Hibrit model, şansa bağlı ve olasılıklı programlamayı içermektedir. Bu problem stokastik talep bilgisi altında çözülmektedir. Bu çalışma, heterojen bilgileri hesaba katarak belirsiz ABC sınıflandırmasını heterojen ortama genişletmekte, hibrit bulanık stokastik model farklı belirsizlik tipleriyle başa çıkmayı iyileştirmektedir. Bu yeni model 51 envanter ögesine uygulanmış ve sonuçlar şu şekildedir; A sınıfı-%22, B sınıfı-%39 ve C sınıfı-%39. Miškić vd. (2021), MCIC problemi için birleşik adım adım ağırlık değerlendirme oranı analizi (Step-wise Weight Assessment Ratio Analysis - SWARA) , uzlaşma çözümüne göre ölçüm alternatifleri ve sıralama (Measurement Alternatives and Ranking according to Compromise Solution - MARCOS) modeli kullanmışlardır. Bu modelde satın alınan ürün miktarı, birim fiyat ve yıllık satın alma değeri kriterleri dikkate alınmaktadır. SWARA ve MARCOS'un modelde farklı rolleri vardır; SWARA kriterlerin önemini tanımlamakla ilgilenirken MARCOS ürünleri sınıflandırır. SWARA'yı kullanmanın avantajı, uygulanmasının kolay olmasıdır. Assis vd. (2022), ilaç ve malzeme sınıflandırma problemi için esnek ve etkileşimli takas yöntemini kullanmışlardır. Daha sonra doğrulama için duyarlılık analizi kullanılır. Sınıflandırma yardımıyla satın alma kararı daha verimli hale gelir ve malzeme stoğu optimize edilir. Hadi-Vencheh vd. (2022), ABC sınıflandırmasını çözmek için çözüm alternatifli faktör çıkarma yaklaşımını (Alternative Factor Extraction Approach - AFEA) TOPSIS-AFEA kullanmışlardır. TOPSIS-AFEA, ABC stok sınıflandırma problemleri için puan sıralamalarının bir gösterimini sağlayabilir. Xu vd. (2022), çok kriterli ABC stok sınıflandırma durumları için bir grup karar verme modeli önermişlerdir. Bu çalışmanın sonucunda, bu yeni modelin faydalarını göstermek için memnuniyet endeksi iyileştirilmiştir. Şimşek vd. (2023) mevcut literatür, eczacıların stok yönetimi konusunda bilgi eksikliği olabileceğini belirtmesine rağmen, MCIC literatürünün eczacıların her açıdan nasıl faydalanabileceğini açıklamada zayıf olduğu görüldüğünü ortaya koymuşlardır. Bu boşluğu kapatmak için çalışma, eczacıların stok yönetimi bağlamında yalnızca sınıflandırmanın ötesinde daha derin içgörüler elde etmek için ÇKVV tekniklerini

kullanabileceklerini göstermeyi amaçlamaktadırlar. Shivade ve Sapkal (2024), önerilen çalışmada, her birine uygun ağırlıklar tahsis ederek nitel kriterlerin ve alt kriterlerin önemini değerlendirmek için FAHP süreçlerini kullanmışlardır. Khan vd. (2025), sınıflandırma esnekliğini artırmak ve karar verme etkinliğini iyileştirmek için bulanık küme teorisini dahil ederek, VIKOR ÇKVV yaklaşımının bir çeşidi olan VIKORSort yöntemindeki katı sınıflandırma sınırlarının sınırlamalarını ele almışlardır. Önerilen yöntem ile, her alternatif için her sınıfa ait olma yüzdesini veren yamuk şeklinde bulanık üyelik fonksiyonuna sahip bulanık küme teorisini kullanarak VIKORSort'un net sınırlarını yeniden tanımlar.

2.1.2.3 Optimizasyon ile Stok Sınıflandırma

Hadad ve Keren (2013), stok sınıflandırma problemi için doğrusal ayırıcı analiz (Linear Discriminant Analysis - LDA) ve DEA'yı kullanmışlardır. Bu çalışmanın katkısı, stok sınıflandırma problemini çözmek için ilk kez LDA'yı kullanmaktır. Millstein vd. (2014), stok sınıflandırma problemleri için optimizasyon modelini kullanmışlardır. Bu yeni model, geleneksel ABC yönteminden daha iyi bir performansa sahiptir. Bu modelin katkıları, stok maliyetini en aza indirmek yerine karlılığı en üst düzeye çıkarmak, stok maliyeti ile kâr arasındaki dengeyi optimize etmek ve bütçeyi buna göre SKU'ya tahsis etmektir. Tavassoli vd. (2014), stok sınıflandırma problemleri için DEA'yı kullanmışlardır. Daha sonra stok sisteminde yeni bir ürün oluşturulduğunda, yeni ürünün sınıfını belirlemek için DEA ve ayırıcı analiz entegre edilir. Rezaei ve Salimi (2015), ABC sınıflandırma problemleri için yeni bir aralık programlama modeli önermişlerdir. Aralık programlamada iki temel özellik vardır. Bunlardan biri, modelin optimum çözümüne ulaşmaktır. Diğeri, modelin parametreler için kesin değerlere ihtiyaç duymamasıdır. Önerilen model sayısal bir örnek üzerinde test edilmiştir. Bu çalışmanın katkısı, karar vericinin öznel görüşünden bağımsız olması ve bu modelin gerçek uygulamada bulunmayan kesin öge parametrelerine ihtiyaç duymamasıdır. Hatefi ve Torabi (2015), ortak WLO'ya dayalı yeni bir model sunmuşlardır. Bu yeni model, çok kriterli problemleri çözmek için kullanılır. Ortak ağırlık aracılığıyla stok öğelerini sınıflandırılabilir. Ortak WLO'nun geleneksel yaklaşımlarla karşılaştırılması sonucunda, yeni model çok daha fazla hesaplama avantajına sahiptir. Ladhari vd. (2015), Zhou ve Fan (2007) modelinin bileşik endeks kavramını Ng (2007) modeline ekleyerek WLO modelini stok sınıflandırma problemi için kullanmayı

amaçlamışlardır. Bu çalışmanın katkısı, bu hibrit modelin yalnızca yanlış sınıflandırılmış öğeler üzerinde çalışması değil, aynı zamanda dikkate alınan iki model arasındaki çatışma durumlarını da ele almasıdır. Liu vd. (2016), stok sınıflandırma problemini çözmek için SA algoritmasını ve kümeleme analizini birleştirmişlerdir. Önerilen model, üstünlük sağlamaya dayanmaktadır. Kümeleme analizi bir grup oluşturur ve ardından SA algoritmasının amacı optimum çözümü bulmaktır. Bu çalışmanın katkısı, önerilen modelin büyük boyutlu problemlere kolayca uygulanabilmesi ve tatmin edici sınıflandırma sonuçlarına sahip olmasıdır. Yang vd. (2017), çok dönemli stok sınıflandırması için MILP modeli geliştirmişlerdir. Bu model, istikrarsız talep, sonlu stok bütçesi gibi gerçek dünya koşulları altında geliştirilmiştir. Model, kar maksimizasyonu doğrultusunda stoğu kontrol etmek için yeni bir araç önermektedir. An vd. (2019), MCIC problemlerini ele almak için ortak ağırlıklı bir DEA modeli geliştirmişlerdir. Bu model hem nicel hem de nitel kriterleri içermektedir. Sonuçlar, önerilen modelin geleneksel yöntemlerden daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir. Lin ve Chang (2020), MCIC problemi için geliştirilmiş bir Hadi-Vencheh (2010) modeli önermişlerdir. Bu önerilen model, doğrusal olmayan ağırlıklı ürün yöntemine dayanmaktadır. Bu çalışmanın amacı, doğrusal olmayan modelleri hesaplamak için bir çözücü geliştirmektir ve bu modelin yardımıyla geliştirme süresi ve alanı iyileştirilebilir. Ly ve Raweevan (2021), bütçe ve depo kısıtlamaları altında stok sınıflandırma problemi için MILP kullanmışlardır. Bu çalışmanın amacı, stok sınıfını optimize etmek ve optimum hizmet seviyesini bulmaktır. Xu ve Xu (2021), yedek parça stok sınıflandırma problemi için DEA yardımıyla ABC yöntemini iyileştirmişlerdir. Sonuç olarak, bu model, sınıflandırma sonuçlarının bilimsel ve pratikliğini artıran öznel ve nesnel kombinasyonunu üretebilir. Saracoglu (2022), MCIC durumunu iki amaç için ele alır: (1) Stokla ilişkili toplam maliyetin en aza indirilmesi (2) varyans indeksinin en aza indirilmesi. Dağılım arama algoritması (Scatter Search Algorithm - SSA), karma tamsayı doğrusal olmayan programlama modeli için kullanılır. Tavassoli ve Saen (2022), yeni stok kalemlerinin nitel ve nicel kriterler kullanılarak tahmin edilmesini ve kategorize edilmesini sağlayan MCIC problemleri için yeni bir stokastik karışık tamsayı programlama modeli sunmuşlardır. Bu çalışmanın sonucunda; tahmin doğruluğu tatmin edicidir (%86) ve stok kalemleri çok kriterli olarak kategorize edilebilir. Sheikh-Zadeh vd. (2022), yedek parça stok sınıflandırması için girdi olarak tanımlayıcı verileri

kullanmışlardır. Doğrusal boyut azaltma yaklaşımı, doğrusal olmayan boyut azaltma yaklaşımı, yıllık dolar kullanımı, DEA, kıtlık oranı ve sipariş maliyeti olmak üzere farklı yöntemler kullanılmış ve karşılaştırılmıştır. Ayrıca, çok ögeli ve çok aşamalı ikmallere odaklanmışlardır. Kuo ve Jiang (2023), tüm ürün öğelerini dört gruba sınıflandırarak dolum oranını en üst düzeye çıkarmak için bir matematiksel model önermişlerdir.

2.1.2.4 ABC ile Stok Sınıflandırma

Stanford ve Martin (2007), sabit talep, çok ürünlü, büyük stok devir hızı olan tedarik zinciri sistemlerindeki stok sınıflandırma problemleri için ABC'yi kullanmışlardır. Sonuç olarak, bir stok bakım maliyet fonksiyonu tanımlarlar ve her SKU'daki sınıf başına sipariş politikasını tanımlarlar. Chu vd. (2008), ABC-bulanık (ABC-FC) sınıflandırması olarak yeni bir stok sınıflandırma yaklaşımı sunmuşlardır. ABC-FC sayesinde, yöneticinin bakış açısı modele eklenebilir ve nominal veya nominal olmayan değişkenler işlenebilir. Teunter vd. (2010), stok sınıflandırma problemleri için ABC'yi kullanmışlardır. Bu model farklı hizmet seviyeleri altında kullanılır ve sonuç olarak, hizmet seviyeleri sınıf başına sabittir ve yeni bir maliyet kriteri önerilir. Xiao vd. (2011), ABC stok sınıflandırma yönteminde dolar kullanımı yerine bir kriter olan çapraz satış etkisini kullanmışlardır. Sonuçlar, yeni modelin büyük işlem veri tabanları için uygulanabileceğini göstermektedir. Yeni model ile ürünler arasındaki çapraz satış etkisine ilişkin kapsamlı bir anlayış elde edilmiştir. Dhoka ve Choudary (2015) stok sınıfını ABC ve XYZ analizleriyle araştırmışlardır. Sonuçları Pareto ilkesinin dikkatli kullanılması gerektiğidir. Pasif kalemler açıklığa kavuşturulmalı ve yavaş hareket eden veya rastgele hareket eden kalemlere dahil edilmemelidir. Pasif kalemler açıkça tanımlanmalıdır. Aktepe vd. (2018) uzman sistemler, bulanık mantık yöntemleri ve kümeleme yöntemlerini birleştiren ABC yöntemi olan yeni bir hibrit sistem kullanmışlardır. Bu modelde girdi kriterleri; işleme sıklığı, temin süresi, sözleşmeli üretim sürecidir. Amaç stok kalemleri için yeni bir sınıf oluşturmaktır. Böylece çok kriterli fonksiyonel, normal, küçük (Functional,normal,small – FNS) geliştirilmiştir. K-Ortalamlar ve bulanık mantık entegre edilmiş ve bu sayede literatür için yeni bir bakış açısı oluşturulmuştur. Önerilen FNS algoritmasının sonuçlarına göre; stok yönetimi daha verimlidir, üretim dalgalanmaları azalır, stok sadece parasal değere göre sınıflandırılmaz,

verimli stok yönetimi sayesinde stok sayım süresi azalır. Eraslan ve İç (2020) stok sınıflandırma sonuçlarını desteklemek için yeni bir sistem geliştirmişlerdir. Bu ihtiyacı karşılamak için geliştirilmiş karar destek sistemi uygulanmıştır. Geliştirilmiş karar destek sisteminde iki önemli aşama vardır; bunlar ABC analizi ve veri tabanlı sistemlerdir. Uygun ABC sınıflandırma modeline uygulanan birkaç yöntem vardır; yıllık dolar kullanımı, AHP, Puanlama, FCM algoritması, ANP. Karagiannis (2021), ABC stok sınıflandırma problemleri için ortalama çapraz verimlilikten esinlenen kısmi ortalama çapraz ağırlık değerlendirmesini kullanmıştır. Önerilen yeni model, Shannon entropi, mesafeye dayalı, ağırlıklı en küçük kareler farklılık ve sapmayı maksimize etme yöntemleriyle karşılaştırılır. Sonuçlar, stok sınıflandırması hakkında genel bir fikir birliği olduğunu göstermektedir. Yung vd. (2021), stok sınıflandırma problemleri için bulanık tabanlı ABC sınıflandırma yöntemini kullanmışlardır. Bu çalışmanın yardımıyla; satın alma kararları verimli hale getirilir ve stok optimize edilir.

2.1.2.5 Diğer Metotlar ile Stok Sınıflandırma

Martin ve Stanford (2007), maksimum sistem karına ulaşmakla ilişkili ciro seviyesini belirlemek için resmi bir matematiksel modelin gerekli olduğu bir ABC stok sınıflandırma sistemini ele almak üzere özel olarak tasarlanmış bir model tanıtmışlardır. Wu vd. (2018), MCIC problemleri için ağırlıklı en küçük kareler farklılık yaklaşımını kullanmışlardır. Bu çalışmanın yardımıyla öznel yargılar ortadan kaldırılabilir ve makul ve etkili bir sınıflandırma mekanizması sağlanabilir. Sheikh-Zadeh vd. (2021) çalışması, politikayı kontrol etmenin ve performansla ilgili parametre değerinin stok sınıflandırması için birim maliyet, talep oranı veya stok ortamı için yeni bir yöntem olan performans dayalı envanter sınıflandırması geliştirilmiştir. Bu modelin avantajları, yapay stoklama politikası sıralaması kullanmasıdır. Geleneksel ABC yöntemine kıyasla milyonlarca dolar tasarruf edilebilir. Bhalla vd. (2021) stok kontrolü için yedek parça yönetiminin sınıflandırılması ve tahminlenmesine ilişkin literatür taraması üzerine çalışmışlardır.

2.2 Uygulamada Kullanılan Metotlar

2.2.1 Kümeleme

Kümeleme, bir nesne koleksiyonunu kümeler halinde bir araya getirme görevini içerir; burada küme içindeki öğeler benzerlikleri paylaşır ancak diğer kümelerde yer alan öğelerden farklı olarak öne çıkar (Park ve Jun, 2009). Kümelemenin temel hedefleri, anormallikleri tespit etme ve olağanüstü özellikleri belirleme gibi görevleri içeren veriler hakkında değerli içgörüler elde etmeyi kapsar. Ek olarak, kümeleme, verileri sınıflandırma ve veri sıkıştırma amaçlarına hizmet eder (Celebi vd., 2013). Kümeleme problemi ifadesinin matematiksel kesinliği, genellikle maliyet ölçütünü en aza indirilecek formülasyonunu içerir (Rose,1998). Daha da önemlisi, veri nesneleri arasındaki benzerliği değerlendirmek için mesafe ölçümü temel bir araçtır. Özellikle, problem şu şekilde tanımlanır: N nesne sunulduğunda, amaç her nesneyi K kümeden birine tahsis etmek ve her nesne ile atandığı kümenin merkezi arasındaki karelenmiş Öklid mesafelerinin toplamını en aza indirmeyi hedeflemektir:

$$F(O, Z) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K w_{ij} \| O_i - Z_j \|^2 \quad (2.1)$$

Bu bağlamda, $\| O_i - Z_j \|^2$ ifadesi, bir veri nesnesi O_i ile küme merkezi Z_j arasındaki Öklid mesafesini temsil eder. Değişkenler N ve K, sırasıyla veri nesnelerinin ve kümelerin sayısını belirtir. İlişkilendirme ağırlığı w_{ij} , veri nesnesi O_i 'nin j kümesine ait olup olmadığını ifade eder ve 1 veya 0 değerini alır. Özellikle, nesne i, j kümesine atanırsa w_{ij} 1'e, aksi takdirde 0'a ayarlanır (Hatamlou, 2013). Kümeleme algoritmalarının iki ana kategorisi vardır: hiyerarşik ve bölümsel yöntemler. Hiyerarşik algoritmalar, yukarıdan aşağıya (bölücü) veya aşağıdan yukarıya (birleştirici) bir yaklaşım kullanarak, yinelemeli bir süreçle iç içe geçmiş kümeleri sistematik olarak belirler. Hiyerarşik algoritmaların aksine, bölümsel algoritmalar, hiyerarşik bir yapıyı zorlamadan verilerin bir bölümünü oluşturarak tüm kümeleri aynı anda belirler. Birçok hiyerarşik algoritmanın, veri noktalarının sayısı ile ilgili olarak ikinci dereceden veya daha yüksek karmaşıklık sergilemesi oldukça önemlidir. Bölümlü kümeleme algoritması, dendrogram gibi hiyerarşik bir teknikle oluşturulan kümeleme yapısından farklı olarak verilerin tekil bir bölümünü

elde eder. Bölücü yöntemler, bir dendrogram oluşturma'nın hesaplama taleplerinin engelleyici hale geldiği ortak veri kümeleriyle ilgili uygulamalarda faydalı olduğunu kanıtlar (Jain vd., 1999). Kümelemenin uygulanması, antropoloji, biyoloji, tıp, psikoloji, istatistik, matematik, mühendislik ve bilgisayar bilimini kapsayan çeşitli bilimsel disiplinlere yayılan köklere sahip yaygın ve çeşitli bir tarihe sahiptir (Celebi vd., 2013).

2.2.2 K-Ortalamlar

K-Ortalamlar kümelemesi büyük ölçekli veri kümeleri için etkili bir şekilde kullanılabilir. K, bu veri kümelerinin küme sayısıdır ve her kümenin bir merkezi vardır. Öklid metriği benzerlik ve uzaklık ölçütü olarak seçilir. Her sınıftaki noktaların küme merkezine olan uzaklıklarının karelerinin toplamı, her küme içindeki karelerin toplamını en aza indirmek için hesaplanır. K-Ortalamlar performansı esas olarak iki bölümden etkilenir. Birincisi küme sayısı, K ve ikincisi başlangıç ortalama vektörleridir. Başlangıç ortalamlarını seçmek algoritmayı derinden etkiler. Ortalama vektörleri birçok farklı şekilde başlatılabilir. K değeri uzmanlar tarafından seçilmelidir (Wang vd., 2018).

K-Ortalamlar algoritmasının adımları aşağıdaki gibidir:

Adım 1: n noktadan $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ rastgele K başlangıç küme merkezi $z_1, z_2, z_3, \dots, z_k$ seçilir (2.2)

Adım 2: x_i noktası tahsis edilir, $i=1,2,3,\dots,n$ küme C_j $j \in \{1, 2, 3, \dots, N\}$ Eğer;

$$\|x_i - z_j\| \leq \|x_i - z_p\|, p = 1, 2, 3, \dots, K \text{ ve } j \neq p \quad (2.3)$$

Adım 3: Yeni küme merkezleri hesaplanır $z_1^*, z_2^*, z_3^*, \dots, z_K^*$

$$z_i^* = \frac{1}{n_i} \sum_{x_j \in C_i} x_j, i = 1, 2, 3, \dots, K \quad (2.4)$$

Burada n_i , C_i kümesinin üyeliğini göstermektedir.

Adım 4: Eğer $z_i^* = z_i \forall i = 1, 2, 3, \dots, K$ ise süreç tamamlanır. Diğer türlü, 2. aşamaya geri dönülür ve 4. adımda durmadığı sürece, işlemi belirli sayıda yineleme boyunca sürdürülür (Bandyopadhyay ve Maulik, 2002).

2.2.3 Gauss Karışımı Model Bazlı Kümeleme

Gauss karışımı modeli (Gaussian mixture model - GMM) tabanlı kümeleme, bir veri kümesindeki birden fazla gözlemi net kümelerle gruplamak için GMM'nin özelliklerini kullanır. GMM, karışım bileşenleri adı verilen bir dizi normal dağılımın ağırlıklı bir karışımına sahip bir veri kümesini gösteren olasılıksal bir modeldir. K karışım bileşenine sahip d boyutlu bir GMM Ψ aşağıdaki gibi tanımlanabilir:

$$\Psi(x) = \sum_{k=1}^K \omega_k \Phi(x|\mu_k, \Sigma_k) \quad (2.5)$$

$$\Phi(x|\mu_k, \Sigma_k) = \frac{1}{\sqrt{|\Sigma_k|} (2\pi)^{d/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} (x - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (x - \mu_k)\right\} \quad (2.6)$$

$$\sum_{k=1}^K \omega_k = 1 \quad (2.7)$$

K'inci karışım bileşeninin; Gauss olasılık yoğunluk fonksiyonu Φ , ağırlık ω_k , ortalama μ_k , standard sapma σ_k şeklindedir (Li vd., 2018).

2.2.4 Birleştirici Hiyerarşik Kümeleme

Hiyerarşik kümeleme iki ana türe ayrılabilir: Hiyerarşik algoritmalar, yukarıdan aşağıya (bölücü) veya aşağıdan yukarıya (birleştirici) şeklindedir. Birleştirici hiyerarşik kümeleme, iki temel işlevin uygulanmasını gerektirir: İki nokta arasındaki farklılığı değerlendiren bir mesafe işlevi ve alt kümeler C_i ve C_j arasındaki farklılığı ölçen $h(C_i, C_j)$ ile gösterilen bir bağlantı fonksiyonu. İlk olarak, veri kümesindeki her bir nokta ayrı bir alt küme olarak işler. Birleştirici hiyerarşik kümeleme daha sonra, bağlantı fonksiyonuna göre en benzer iki alt kümeyi sistematik olarak birleştirir ve bu işlemi, dendrogram olarak bilinen kapsamlı bir ağaç tabanlı yapı oluşana kadar yineler. Son olarak, kümeleme süreci dendrogramın kökünde tek bir kümenin oluşturulmasıyla sonuçlanır. Birleştirici hiyerarşik kümeleme algoritmasının uygulanmasında, bağlantı fonksiyonun seçimi kritik bir rol oynar, çünkü veri kümesinin özellikleriyle en iyi şekilde uyumlu olmalıdır. Bu seçim oldukça kritiktir, çünkü çeşitli bağlantı fonksiyonları farklı özellikler gösterir ve kümeleme sürecinin verimliliği, bunların eldeki verilere uygunluğuna bağlıdır (Han vd., 2023).

Birleştirici hiyerarşik kümelemenin genel bir biçimselleştirilmesi şu şekildedir:

X 'in k -bölümü, $k \geq 1$, şu şekilde tanımlanır $C = \{C_1, \dots, C_k\}$, şu koşullarda: $\emptyset \neq C_u \subseteq X$, $C_u \cap C_v \neq \emptyset$ ve $\bigcup_{u=1}^k C_u = X$ için

Adım 1: $C^{(0)} = \{C_1^{(0)}, \dots, C_n^{(0)}\}$, $C_i^{(0)} = \{x_i\}$ şeklinde başlanır. Bu süreçte her küme başlangıçta tek bir elemandan oluşur.

Adım 2: $j = 1, \dots, n - 1$, için aşağıdaki adımlar takip edilir:

Adım 2.1: Birleştirilecek kümeler seçilir

$$(u, v) = \arg \min_{(u, v), u < v} d(C_u^{(j-1)}, C_v^{(j-1)}); \quad (2.8)$$

$$\text{Adım 2.2 Kümeler birleştirilir } C_u^{(j-1)} \text{ ve } C_v^{(j-1)} \quad (2.9)$$

$$\text{Adım 2.2.1 } C_u^{(j)} = C_u^{(j-1)} \cup C_v^{(j-1)} \quad (2.10)$$

$$\text{Adım 2.2.2 } C_i^{(j)} = C_i^{(j-1)} \text{ için } u \neq i < v \quad (2.11)$$

$$\text{Adım 2.2.3 } C_i^{(j)} = C_{i+1}^{(j-1)} \text{ için } i > v \quad (2.12)$$

$d : 2^X \times 2^X \rightarrow [0, \infty]$ seçilmiş bir bağlantı fonksiyonunu temsil eder. Amacı, iki nokta kümesi arasındaki mesafeyi ölçmek ve en azından aşağıdakileri sağlamaktır:

$\|x_i - x_j\|$ verilen iki nokta arasındaki Öklid mesafesidir.

$d(\{x_i\}, \{x_j\}) = \|x_i - x_j\|$ herhangi biri için $U, V \subseteq X$ ve $x_i, x_j \in X$

Aşağıda alternatif bağlantı fonksiyonları (d) sıralanmıştır.

$$\text{Tek Bağlantı: } d_{\min}(U, V) = \min_{u \in U, v \in V} \|u - v\| \quad (2.13)$$

$$\text{Tam Bağlantı: } d_{\max}(U, V) = \max_{u \in U, v \in V} \|u - v\| \quad (2.14)$$

$$\text{Ortalama Bağlantı: } d_{\text{Amean}}(U, V) = \frac{1}{|U||V|} \sum_{u \in U, v \in V} \|u - v\| \quad (2.15)$$

$$\begin{aligned} \text{Ward Bağlantı: } d_{\text{Ward}}(U, V) = & \frac{2}{|U| + |V|} \sum_{u \in U, v \in V} \|u - v\|^2 - \\ & \frac{|V|}{|U|(|U| + |V|)} \sum_{u, u' \in U} \|u - u'\|^2 - \frac{|U|}{|V|(|U| + |V|)} \sum_{v, v' \in V} \|v - v'\|^2 \end{aligned} \quad (2.16)$$

$$\text{Merkez Bağlantı: } d_{cent}(U, V) = \| \mu_u - \mu_v \| \quad (2.17)$$

$$\begin{aligned} \text{Ağırlıklı Ortalama Bağlantı: } d_{W\text{Amean}}(U, V) &= \frac{|W|}{|W|+|Z|} d_{W\text{Amean}}(U, W) + \\ &\frac{|Z|}{|W|+|Z|} d_{W\text{Amean}}(U, Z), V = W \cup Z \text{ varsayıldığında} \end{aligned} \quad (2.18)$$

$$\begin{aligned} \text{Orta Bağlantı: } d_{Median}(U, V) &= \frac{1}{2} d_{Median}(U, W) + \frac{1}{2} d_{Median}(U, Z) - \frac{1}{4} \\ &d_{Median}(W, Z) \text{ assuming that } V = W \cup Z \end{aligned} \quad (2.19)$$

2.2.5 Spektral Kümeleme

Spektral kümeleme, grafik kümelemesinin bir modelidir. Verilerden gizli doğrusal olmayan yapıları öğrenmede diğer geleneksel kümeleme algoritmalarından daha umut verici olabilir. Bir kümeleme problemini, grafik bölümlene problemine dönüştürür ve ardından verinin etiket özelliklerini öğrenmek için grafiğin spektrumunu kullanır. Veriler arasındaki doğrusal olmayan çiftler arası benzerliği kullandığı için farklı küme şekillerini belirleyebilir (Bai vd., 2023).

Spektral kümeleme, verilen n veri noktası kümesi için açıklanmaktadır $\{x_i\}_{i=1}^n \in \mathbb{R}^+$, k kümeye bölünmesi gerekmektedir. Spektral kümelemenin veri noktaları, bağlı ve yönlendirilmemiş bir benzerlik grafiği olan $G = (V, E)$ olarak tanımlanır. Tepe noktası kümesi $\{v_i\}_{i=1}^n \in G$ 'nin V 'si x_i ile 1:1 değişime sahiptir. Kenar seti $\{e_{i,j}\}_{i,j=1, i \neq j}^n \in E$, bölgesel olarak simetrik ve negatif olmayan bir benzerlik matrisinden elde edilir $W \in \mathbb{R}^{+, n \times n}$. Bu benzerlik matrisi W , bir Gauss kernel fonksiyonu kullanılarak oluşturulur.

$$w_{i,j} = \begin{cases} \exp\left(\frac{-\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) & i \neq j \\ 0 & i = j \end{cases} \quad (2.20)$$

Standart sapma σ olarak tanımlanır. Mahalle büyüklüğü için kontrolü temsil eder. Öklid uzaklık ölçüsü $\| \cdot \|$ olarak tanımlanır. Bu ayarlamaların uygulanmasıyla kümeleme prosedürü grafik segmentasyonuna basitleştirilir. Spektral bileşenleri çıkarmak için, ana hatlarıyla belirtilen grafik Laplasyen yöntemi uygulanabilir. Bu bağlamda, diyagonal elemanlara karşılık gelen bir blok diyagonal matris D oluşturulur (Khan vd., 2023).

$$d_{i,j} = \begin{cases} \sum_{j=1}^n w_{i,j} & i \neq j \\ 0 & i = j \end{cases} \quad (2.21)$$

2.2.6 Bulanık C-Ortalamlar

FCM algoritması, c-ortalamlar algoritmasının geliştirilmiş, genişletilmiş bir versiyonudur. FCM bir veri kümeleme yöntemidir. Kümeleme ile veri seti n kümeye gruplandırılır. Her veri noktası her kümeye belirli bir dereceye kadar bağlanır (Akman,2015).

N nesneden oluşan FCM bölümleri kümesi $o = \{o_1, o_2, \dots, o_n\}$ şeklindedir. R_d boyutlu uzaydadır ve c ($1 < c < n$) bulanık kümeye bölünmüştür. Bulanık kümeler $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_c\}$ küme merkezlerine veya ağırlık merkezlerine sahiptir. Nesnelerin bulanık kümelenmesi, n satır ve c sütundan oluşan bulanık bir matris μ ile tanımlanır; burada c küme sayısı, n veri nesnesi sayısı ve μ_{ij} μ 'deki i 'inci satır ve j 'inci sütunu içeren elemandır. i 'inci nesnenin j 'inci kümeyle ilişkisinin veya üyelik fonksiyonunun derecesini gösterir.

μ 'nin karakterleri şu şekildedir (Izakian ve Abraham, 2011):

$$\mu_{ij} \in [0,1] \quad \forall i = 1,2,\dots,n; \quad \forall j = 1,2,\dots,c \quad (2.22)$$

$$\sum_{j=1}^c \mu_{ij} = 1 \quad \forall i = 1,2,\dots,n \quad (2.23)$$

$$0 < \sum_{i=1}^n \mu_{ij} < n \quad \forall j = 1,2,\dots,c \quad (2.24)$$

Amaç fonksiyonu şu şekildedir:

$$J_m = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^n \mu_{ij}^m d_{ij} \quad (2.25)$$

$$d_{ij} = \|o_i - z_j\| \quad (2.26)$$

m ($m > 1$), ağırlıklandırma üssü adı verilen bir skalerdir. Küme sonuçlarının bulanıklığını kontrol eder. Nesne o_i 'den küme merkezi z_j 'ye olan mesafeye Öklid mesafesi, d_{ij} denir. j 'inci kümenin ağırlık merkezi z_j 'dir.

$$z_j = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_{ij}^m o_i}{\sum_{i=1}^n \mu_{ij}^m} \quad (2.27)$$

FCM algoritmasının adımları şu şekildedir:

Adım 1: m seçilir ($m > 1$); üyelik fonksiyonu değerleri μ_{ij} , $i = 1, 2, 3, \dots, n$; $j = 1, 2, 3, \dots, c$ ile başlanır

Adım 2: z_j küme merkezlerini hesaplanır; $j = 1, 2, 3, \dots, c$.

Adım 3: Öklid mesafesini hesaplanır d_{ij} $i = 1, 2, 3, \dots, n$; $j = 1, 2, 3, \dots, c$.

Adım 4: Üyelik fonksiyonu μ_{ij} $i = 1, 2, 3, \dots, n$; $j = 1, 2, 3, \dots, c$ güncellenir

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{ik}} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (2.28)$$

Adım 5: Birleştirilmemişse 2. adıma geçilir

FCM, özellikle sınırda bulunan veriler için, verilerin birden fazla kümeye ait olma olasılığını hesaba katarak daha yumuşak geçişler sağlar. Bu, sınırlardaki belirsizliklerin daha iyi modellenmesine olanak tanır.

2.2.7 AutoEncoder

AE, verilerden özellik çıkarmak için kullanılan bir makine öğrenme tekniğidir. Rumelhart (1986), AE konseptini 1986'da tanıttı ve bunu karmaşık, yüksek boyutlu verilerden özellik çıkarmak için kullandı. Bir AE'nin temel amacı, veri bilgilerinin bir temsilini (kodlamasını) edinmektir. Bu yöntem, genellikle özellik öğrenimi için kullanılan gözetimsiz bir öğrenme algoritması olarak çalışır. Karmaşık zaman serilerini anlama bağlamında, AE iki ana bileşen içerir: kodlayıcı ve kod çözücü. Karmaşık zaman serisi verilerinden özellikleri anlamak ve öğrenmek için değerli bir araç işlevi görür (Xu ve Ren, 2022).

AE, girdisini çıktıda yeniden üreterek taklit etmek için oluşturulmuş bir tür sinir ağıdır. Dahili olarak, genellikle gizli alan olarak adlandırılan ve girdi verilerini

temsil eden bir kod işlevi gören gizli bir katman içerir. Ağ, iki bileşene ayrılabilir: bir kodlayıcı işlevi ($h = f(x)$) ve bir yeniden yapılandırma üreten bir kod çözücü ($r = g(h)$). Tipik olarak, kodlayıcı bir huni şeklindedir; girdi bilgilerini mükemmel çoğaltmayı önleyecek şekilde azaltır ve modeli girdileri kaba bir şekilde taklit etmeye zorlar. Bu kısıtlama, AE'nin değerli veri özelliklerini öğrenmesini teorik olarak yönlendirir. Tarihsel olarak, AE'ler boyut azaltma ve özellik öğrenme gibi görevler için kullanılmıştır. AE'ler iki ileri beslemeli ağı birleştirdiğinden, geri yayılım kullanılarak eğitilebilirler. Kodlayıcı ve kod çözücü, birden fazla birbirine bağlı katmandan oluşan ve gizli katmanın bunlar arasında bir köprü görevi gördüğü ANN'yi oluşturur. Genel olarak, bu iki ağ gizli katmanların sayısı ve türü, her katmandaki düğüm sayısı ve her düğümdeki aktivasyon işlevi türü açısından benzer yapıları paylaşır. Gizli katmanın boyutu, AE'nin performansını ve pratikliğini önemli ölçüde etkiler. Yapısal karmaşıklığın artmasıyla AE, analiz edilen sistemin daha karmaşık davranışlarını yakalama yeteneğine kavuşur. Kodlayıcı ve kod çözücü, bir kayıp fonksiyonunu en aza indirmek için eğitim sırasında iş birliği içinde çalışır ve genellikle kodlayıcıya girilen özellikleri yeniden oluşturma girişiminde kod çözücü tarafından tanıtılan hatayı niceliksel olarak belirler (Danti ve Innocenti, 2023).

Şekil 2.7'de, diyagram bir AE'nin yapılandırmasını göstermektedir. Diyagramdaki turuncu kesik çizgiler kullanılan ağırlıkları temsil eder. Bir AE'nin birincil işlevi, ham verilerden özellikler çıkarmak ve veri boyutunu değiştirirken mümkün olan en büyük ölçüde veri bilgilerini korumaya çalışmaktır. Daha basit bir ifadeyle, oto kodlayıcı, çıktı verilerinin bir fonksiyonun yaklaşık değerini yakalamasını sağlayarak çıktı verileri $\hat{x}(t)$, girdi verilerine $x(t)$, çok benzer. Kodlama süreci, eğitim verilerinin doğrusal eşleştirilmesini ve ardından gizli katman gösterimini oluşturmak için doğrusal olmayan bir dönüşümü içerir. Burada, w_1 ve b_1 sırasıyla giriş katmanının ağırlıklarını belirtirken, $g_1(\cdot)$ gizli katmana uygulanan aktivasyon fonksiyonunu belirtir.

$$y(t) = h_1(x(t)) = g_1(w_1x(t) + b_1) \quad (2.29)$$

Kod çözme işlemi, kodlanmış sinyal $y(t)$ 'yi bir çıkış sinyali $\hat{x}(t)$ 'ye dönüştürmeyi içerir. Buradaki amaç, çıkışın girişle yakın bir şekilde hizalanmasını sağlayarak iki sinyal arasındaki tutarlılığı artırmaktır.

$$\hat{x}(t) = h_2(y(t)) = g_2(w_2 y(t) + b_2) \quad (2.30)$$

Bu bağlamda, w_2 gizli katmanın ağırlıklarını, b_2 ise o katmanın sapmasını ifade eder. Ayrıca, $g_2(\cdot)$ çıktı katmanına uygulanan aktivasyon fonksiyonunu ifade eder. Tipik olarak, $y(t)$ eğitimi bir kayıp fonksiyonunu en aza indirmeyi içerir. Bu fonksiyon, $x(t)$ ve $\hat{x}(t)$ arasındaki eşitsizlikleri ve bir düzenleme terimini hesaba katan bir bileşik ölçüdür. Kayıp fonksiyonu aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$\min F = e(x(t), \hat{x}(t)) + \lambda \sum_i \|w_i\|_2^2 \quad (2.31)$$

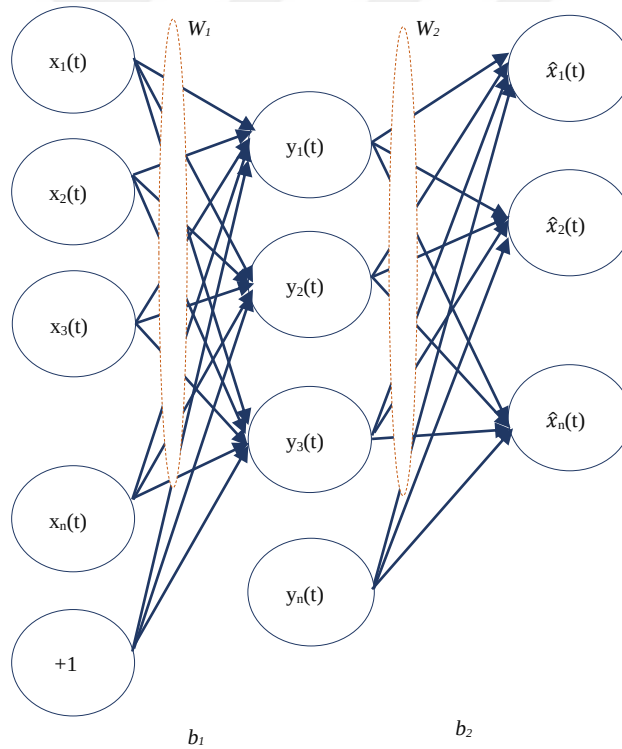
$e(\cdot)$ fonksiyonu, $x(t)$ ve $\hat{x}(t)$ arasındaki tutarsızlığı ölçmek için kullanılır $\|\cdot\|_2$, L2 normunu belirtir ve λ , düzenleme katsayısını temsil eder (Xu ve Ren,2022).

Aşağıda, optimizasyon, tahminleme, süreç iyileştirme, stok yönetimi çalışmaları vb. alanlarda kümeleme amacıyla AE yöntemini kullanan çalışmaları incelenmiştir.

Li vd. (2021), kısıtlı kümeleme için bir AE üzerinde çalışmışlardır. Geleneksel alt uzay kümeleme yöntemi, verilerin ve kümelerin küresel yapısını ilgili alt uzay boyunca yakalayan net veri temsili elde eder. Ancak, önceki yapının avantajları, dahili doğrusallık ve sabit yapı sınırlamaları nedeniyle sınırlıdır. Bu sorunu çözmek için, derin AE ağlarında uyarlanabilir komşularla yapılandırılmış grafik öğrenimini uyguladılar. Böylece, uyarlanabilir bir derin kümeleme yaklaşımı, yani uyarlanabilir komşularla AE-kısıtlı kümeleme geliştirildi. AE-kısıtlı kümeleme, verilerin gizli temsili ve yapılandırılmış derin grafiği aynı anda güncellemek için uyarlanabilir yapılandırılmış grafik öğrenimine sahip ilk derin kümeleme yöntemidir. Wang vd. (2019), öğrenilen yerleştirmenin ortogonallığını destekleyen ortogonal AE adı verilen yeni bir boyut azaltma modeli üzerinde çalışmışlardır. Ortogonal AE'ye dayalı ortak bir derin kümeleme çerçevesi önerdiler ve bu yeni çerçeve aynı anda gizli yerleştirmeyi çıkarmayı ve kümeleme atamalarını tahmin etmeyi içeriyor. Li vd. (2020), verimliliği artırmak için önerilen yığılmış bir AE'ye dayalı etkili bir spektral algoritma üzerinde çalışmışlardır. Bunu, genellikle yerleştirme gösteriminde kümeleme sonuçları elde etmek için kullanılan K-Ortalamalar kümelemesinin bellek tüketimindeki artışı önlemek için kullandılar. Kümeleme sonuçlarını iyileştirmek için yerleştirme gösterimini ve kümelemeyi öğrenmeyi birleştirdiler. Boubekki vd. (2021), AE ve kümelemenin aynı anda

öğrenildiği yeni bir yöntem sunmuşlardır. Bu, yerleşik kümeleme yeteneklerini devralan yeni bir yöntemdir ve burada belirli bir GMM sınıfının amaç fonksiyonu, tek gizli katmanlı bir AE'nin kayıp fonksiyonu olarak yeniden ifade edilebilir. Bu, teorik bir anlayış sağlanarak elde edilir. Deneyler, kümeleme ve GMM arasındaki eşitliği kanıtlamıştır. Tavakoli vd. (2020), zaman serisi verilerinin kümelenmesi için iki aşamalı derin öğrenmeye dayalı bir metodoloji sunmuşlardır. İlk olarak, verilen zaman serisi verilerinin (örneğin, oynaklık) özelliklerini kullanarak etiketler oluşturmak ve böylece sorunun gözetimsiz öğrenmeden gözetimli öğrenmeye dönüştürülmesini sağlamak için yeni bir teknik sunuldu. İkinci olarak, zaman serisi verilerinin hem bilinen hem de gizli doğrusal olmayan özelliklerini modellemek için AE tabanlı bir derin öğrenme modeli üretildi.

Literatür araştırmalarından görüldüğü üzere stok için sınıflandırma alanında AE kullanılmamıştır.



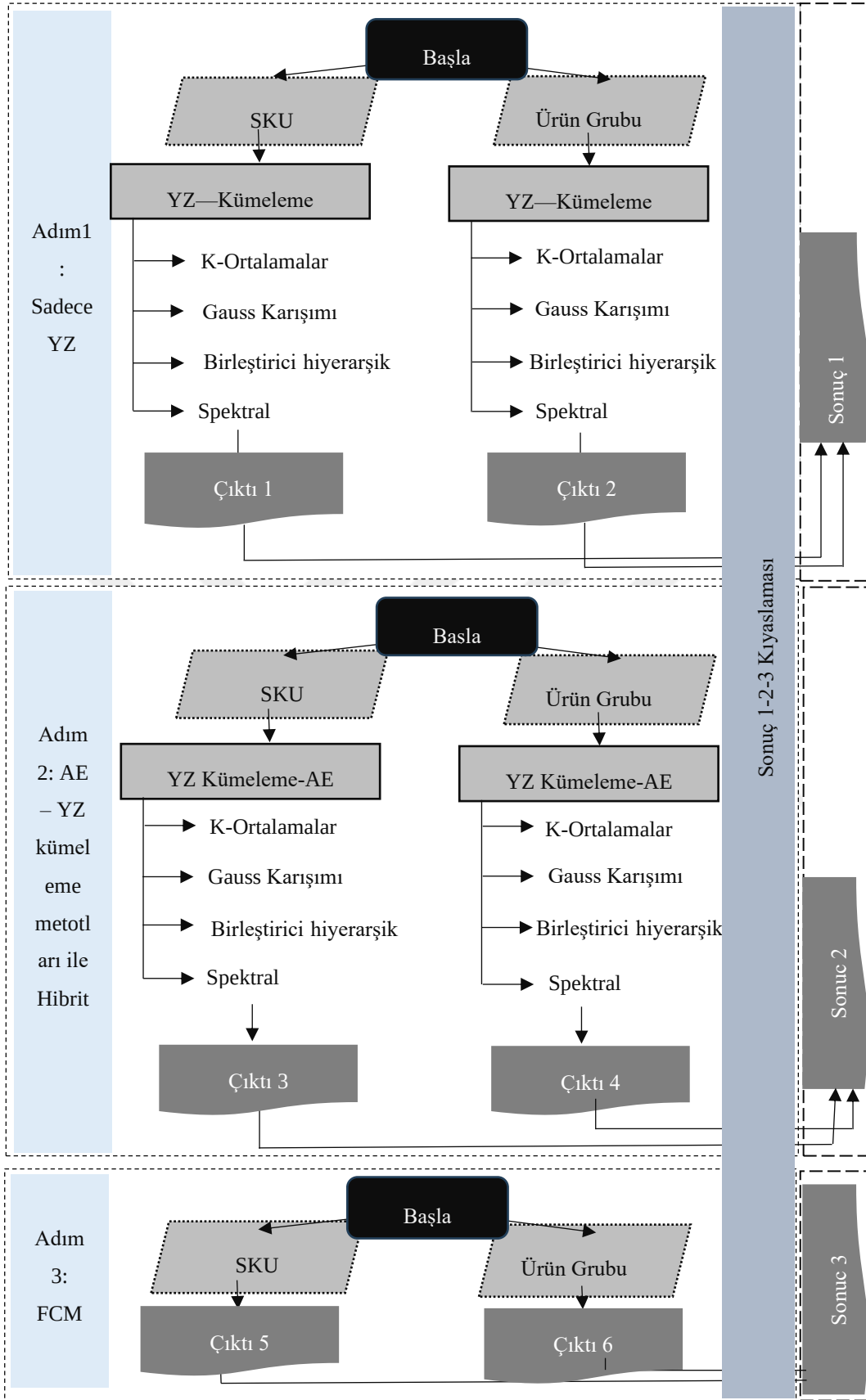
Şekil 2.7 AE mimarisi

Bu çalışmada, AE ve YZ tabanlı kümeleme tekniklerini birlikte kullanarak stok sınıflandırması alanında hibrit bir yaklaşım geliştirildi. Mevcut literatürde, özellikle bu iki tekniğin sinerjik etkileri yeterince araştırılmamıştır. Bu nedenle, bu çalışma ilgili alandaki metodolojik boşlukları doldurmayı, daha doğru ve verimli

sınıflandırma sonuçlarının elde edilebileceğini göstermeyi amaçlamaktadır. Bu nedenle, araştırmanın bu alandaki potansiyeli ortaya çıkararak önemli bir katkı sağlamaktadır.

2.3 Uygulama

Bu bölümde, YZ yöntemlerini kullanarak stok sınıflandırması için yeni bir metodoloji sunulmaktadır. Şekil 2.8, önerilen metodoloji akışını göstermektedir. Bu çalışmada, iki farklı veri seti kullanılmış ve tüm yöntemler bu iki farklı veri seti ile uygulanmıştır. Yöntemler ve veri setleri arasındaki farklar değerlendirilmiş olup en doğru yöntem ve en doğru veri seti seçilmiştir. Büyük (6.032 veri) ve küçük (270 veri) olmak üzere iki farklı veri seti bulunmaktadır. Bu çalışmada, daha önce stok sınıflandırma alanında kullanılmamış kümeleme yöntemleri kullanılmıştır. Bu yöntemler K-Ortalamlar, gauss karışımı, birleştirici hiyerarşik kümeleme ve spektral kümeleme şeklindedir. Bu dört kümeleme yöntemi, iki veri setinin her birine uygulanmış ve birbirleriyle karşılaştırılarak en iyi kümeleme yöntemi seçilmiştir. İkinci aşamada, her bir kümeleme yöntemi ayrı ayrı AE ile hibritlenmiş ve stok sınıflandırma uygulamaları için yeni bir yöntem sunulmuştur. AE ile hibritlenen kümeleme yöntemleri, her iki veri seti için birbirleriyle karşılaştırılmış ve en iyi sonucu veren hibrit yöntem seçilmiştir. Üçüncü aşamada, stok sınıflandırması için FCM kullanılmış ve her iki veri seti için çalıştırılarak en iyi sonucu veren veri seti seçilmiştir. Sonuç olarak, bu çalışmada toplam 18 farklı sonuç karşılaştırılmıştır. Son karşılaştırmada, birinci, ikinci ve üçüncü aşamalar sonucunda seçilen veri seti ve yöntem olmak üzere üç sonuç birbirleriyle karşılaştırılarak stok sınıflandırması için en doğru yöntem seçilmekte ve ayrıntılı olarak açıklanmaktadır.

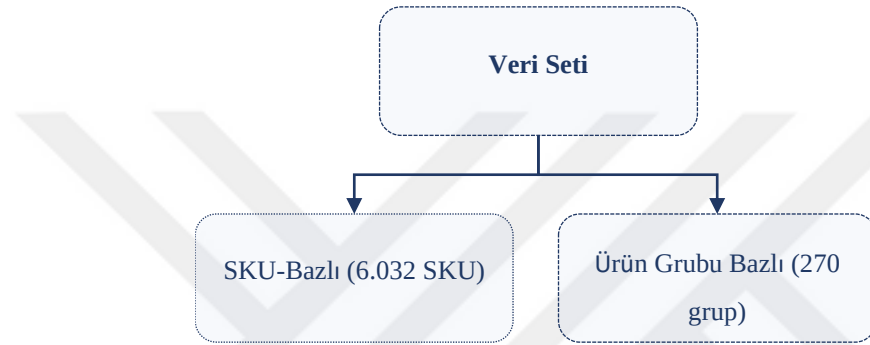


Şekil 2.8 Önerilen metod akış şeması

Uygulama, Şekil 2.9'te gösterildiği gibi iki farklı veri seti ile gerçekleştirilmiş ve çalışmanın sonunda detaylı olarak karşılaştırılmıştır.

Birinci veri seti: Bu veri seti SKU'lara dayalı olarak hazırlanmış olup 6.032 adet SKU içermektedir. Bu SKU'lar uygulama yapılan fabrikada üretilen tüm son ürünleri kapsamaktadır.

İkinci veri seti: Bu veri seti ürün gruplarına dayalı olarak hazırlanmış olup 270 adet farklı gruba kapsamaktadır. Bu gruplar SKU tabanlı veri setinin aksine üretilen son ürünlerin türlerine göre düzenlenmesiyle elde edilmektedir.

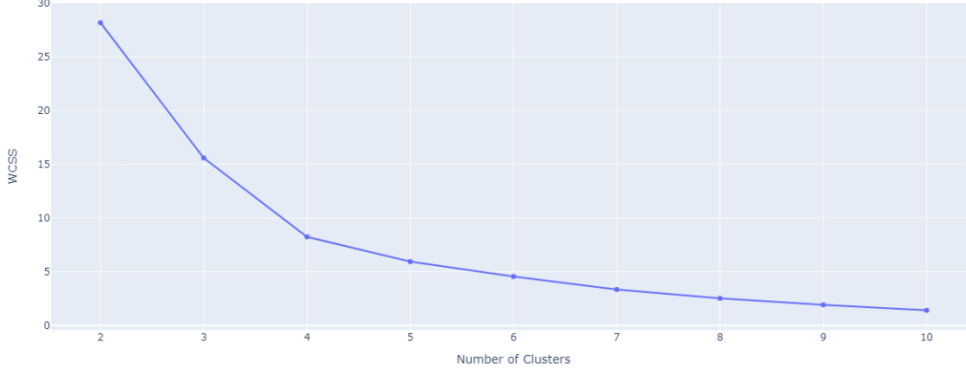


Şekil 2.9 Uygulama veri seti

2000 ile 2025 yılları arasında stok sınıflandırması alanında yayınlanan 105 makale ayrıntılı olarak incelendi ve stok sınıflandırması alanında en sık kullanılan özellikler çıkarıldı. Bu özellikler bu uygulamada da stok sınıflandırması için kullanılan temin süresi, yıllık dolar kullanımı ve ortalama birim maliyeti şeklindedir.

Kümeleme uygulamaları yapılmadan önce, her iki veri seti için dirsek noktaları belirlenmiştir. Şekil 2.10'da görüldüğü gibi, dirsek noktası üçüncü sınıftan sonra başlamaktadır.

Dirsek yöntemi, analiz edilen veri kümesi için olası en uygun küme sayısını belirlemek için kullanılan en eski yöntemdir. Temel fikri, başlangıçtaki en uygun küme sayısı K olarak $K = 2$ 'yi ayarlamak, ardından tahmini olası en uygun küme sayısı için belirtilen maksimum değere kadar K'yi 1'lik adımlarla artırmaya devam etmek ve son olarak platoya karşılık gelen olası en uygun küme sayısı K'yi belirlemektir (Shi vd.,2021).



Şekil 2.10 Dirsek noktası

Dirsek noktası hesaplanırken küme içi kareler toplamı (Within-Cluster Sum of Square - WCSS) değerine göre belirlenir. WCSS veri noktaları ile ilgili küme merkezleri arasındaki kareli mesafelerin toplamını hesaplayarak kümelerin sıklığını ölçer. Veri noktalarının atanmış kümelerinin merkezlerine ne kadar yakın olduğunu niceliksel olarak belirtir. Daha düşük bir WCSS değeri daha kompakt kümeler sunar. WCSS aşağıdaki gibi tanımlanabilir:

$$WCSS = \sum_{i=1}^K \sum_{x_j \in S_i} \|x_j - C_i\|^2 \quad (2.32)$$

küme sayısı K'dır, küme i'deki veri noktalarının kümesi S_i 'dir ve küme i'nin ağırlık merkezi C_i 'dir (Meng vd., 2024)

Bu aşamadan sonra yapılacak kümeleme uygulamalarının sonuçları “Silhouette” katsayısına göre değerlendirilecek ve yorumlanacaktır.

Silhouette ilk olarak Peter J. Rousseeuw tarafından tanımlanmıştır ve onun yöntemine göre, her küme, kompaktlığı ve ayrılığının karşılaştırılmasına dayalı bir silhouette katsayısı ile temsil edilir. Bu silhouette, hangi nesnelerin kümeler içinde iyi bir şekilde yer aldığını ve hangilerinin yalnızca kümeler arasında bir yerde olduğunu gösterir. Tüm kümeleme, kümelerin kalitesinin değerlendirilebilmesi ve veri yapılandırmasının genel bir görünümünün elde edilebilmesi için silhouette katsayılarının tek bir çizimde birleştirilmesiyle görselleştirilir (Rousseeuw,1987).

Silhouette, her nokta için kümeleme kalite puanları sunan oldukça iyi bilinen bir kümeleme değerlendirme yaklaşımıdır (Tomašev ve Radovanovic,2016).

Silhouette katsayısı iyi ayrılmış kümeleri tanımlamak için kullanılır. A kümesini ve küme dağılımını hesaba katılır $\bar{A} = \{A^1, \dots, A^k\}$, $k > 1$ ile birlikte $A^j > \emptyset$, $j = 1, \dots, k$. $m_j = |A^j|$, $j = 1, \dots, k$ $|\cdot|$ bir kümenin kardinalitesidir. Veri noktası $a \in A^j$ hesaplanmak için aşağıdaki şekilde kullanılır:

$$\bar{d}_a = \frac{1}{m_j - 1} \sum_{b \in A^j} d_2(a, b) \quad (2.33)$$

Eğer a , A^j içinde tek nokta ise, $\bar{d}_a = 0$ olur. Bir diğer açıdan $\bar{d}_a$, j th kümedeki diğer tüm noktalara göre a noktasının ortalama farkıdır. $t \in \{1, \dots, k\}$, $t \neq j$ şeklindedir.

$$\bar{d}_{t,a} = \frac{1}{m_t} \sum_{b \in A^t} d_2(a, b), \quad (2.34)$$

Bu, a noktası ile A^t kümesindeki noktalar arasındaki ortalama farktır.

$$\widehat{d}_a = \min_{t=1, \dots, k, t \neq j} \bar{d}_{t,a}. \quad (2.35)$$

A^{t_0} kümesi için, eğer $\bar{d}_{t,a} = \widehat{d}_a$ ise o zaman veri noktası a 'nın komşu kümesidir. a noktasının silhouette katsayısı $s(a)$ olarak belirlenir:

$$s(a) = \begin{cases} 1 - \frac{\bar{d}_a}{\widehat{d}_a}, & \text{if } \bar{d}_a < \widehat{d}_a \\ 0 & \text{if } \bar{d}_a = \widehat{d}_a \\ \frac{\bar{d}_a}{\widehat{d}_a} - 1, & \text{if } \bar{d}_a > \widehat{d}_a \end{cases} \quad (2.36)$$

Aynı zamanda aşağıdaki şekilde de ifade edilebilir:

$$s(a) = \frac{\widehat{d}_a - \bar{d}_a}{\max\{\bar{d}_a, \widehat{d}_a\}} \quad (2.37)$$

Tüm $a \in A$ için $s(a) \in [-1, 1]$ şeklinde tanımlanabilir.

Eğer $s(a)$ 1'e yakınsa, küme içindeki fark $\overline{d_a}$, en küçük kümeler arasındaki $\widehat{d_a}$, farkına göre çok daha küçüktür. Bu da "iyi kümelenmiş" anlamına gelmektedir. Eğer $s(a) = 0$ veya 0'a yakınsa d_a ve $\widehat{d_a}$ neredeyse birbirine eşittir. Bunun sonucu olarak nokta A^j ve A^{t0} 'dan oldukça uzaktır. Hangi kümeye tahsis edilmesi gerektiği belirsizdir. Bu durumda, veri noktası bir "ara durum" olarak tanımlanabilir.

Eğer $s(a)$ -1'e yakınsa; $\overline{d_a}$, $\widehat{d_a}$ 'dan çok daha büyüktür. Bu da demektir ki ortalama A^{t0} 'a, A^j 'ye kıyasla çok daha yakındır. Bu durumda A^{t0} aloke etmek gerektiği çok açıktır. Bu durumda da a 'nın "yanlış sınıflandırıldığı" sonucuna varılabilir.

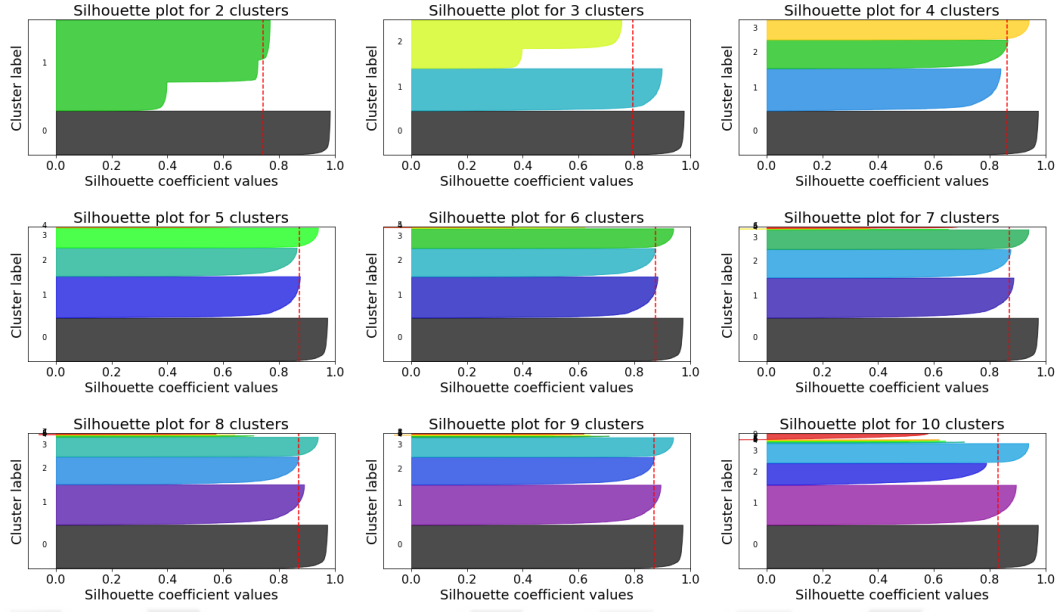
Bu nedenle, silhouette katsayısı hangi veri noktalarının kümeleri içinde iyi bir şekilde yer aldığını ve hangilerinin yalnızca kümeler arasında bir yerde olduğunu gösterir. Bu, silhouette katsayısının belirli bir kümenin diğerlerinden ne kadar iyi ayrıldığını gösterebileceği anlamına gelir (Bagirov vd., 2023).

Bu çalışmada, kümeleme performansını ölçmek ve en iyi kümeleme yöntemini bulmak için silhouette katsayısı kullanılmıştır. Ortalama silhouette katsayısı değeri kesikli kırmızı çizgiyle gösterilmiştir.

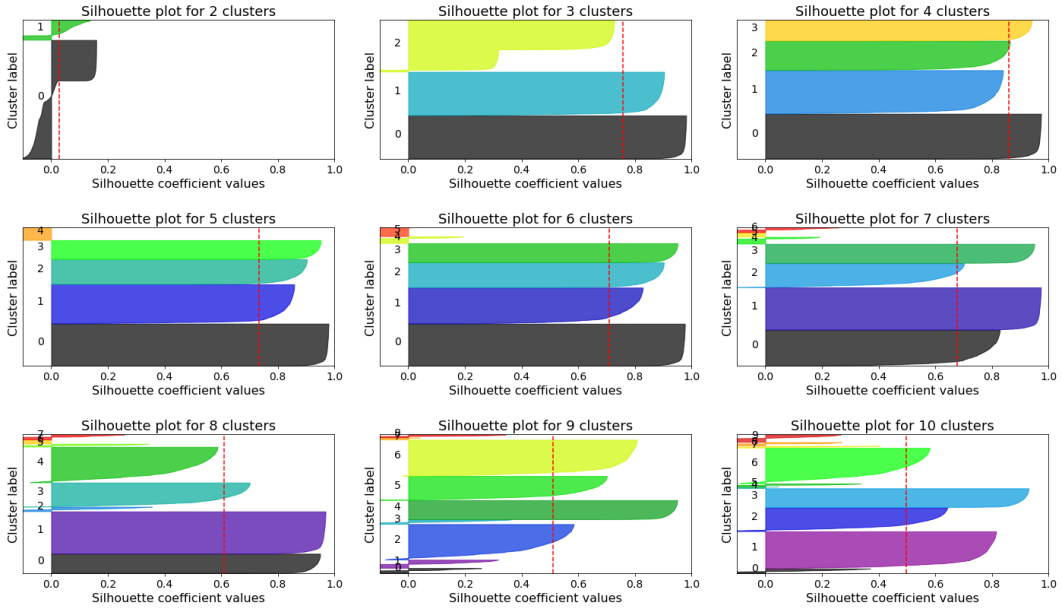
2.3.1 Stok Sınıflandırma Uygulamaları

2.3.1.1 SKU Bazlı Kümeleme

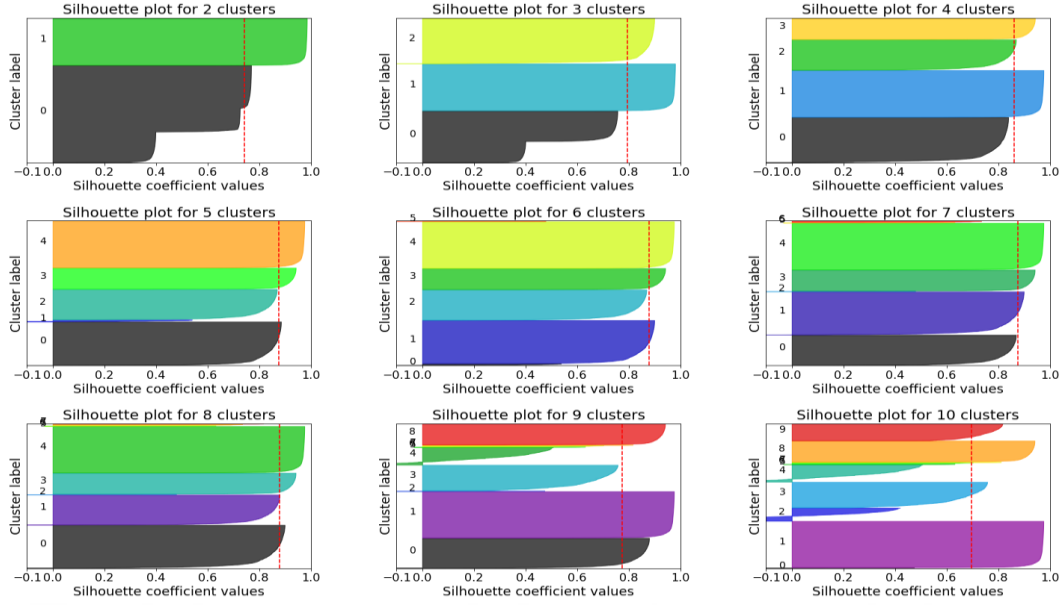
6.032 SKU için kümeleme algoritmaları 10 farklı sınıfa uygulanmıştır ve silhouette puanları karşılaştırılmıştır. K-Ortalamalar'ın en iyi sonucu 6 sınıf olduğunda ortaya çıkar ve Şekil 2.11'de gösterildiği gibi 0,8775'lik bir silhouette puanına sahiptir. Gauss karışımı en iyi sonucu 4 sınıf olduğunda ortaya çıkar ve Şekil 2.12'de gösterildiği gibi 0,8615'lik bir silhouette puanına sahiptir. Birleştirici hiyerarşik kümelemenin en iyi sonucu 6 sınıf olduğunda ortaya çıkar ve Şekil 2.13'de gösterildiği gibi 0,8781'lik bir silhouette puanına sahiptir. Spektral kümelemenin en iyi sonucu 6 sınıf olduğunda ortaya çıkar ve Şekil 2.14'de gösterildiği gibi 0,8775'lik bir silhouette puanına sahiptir. Uygulama yapılan fabrikada stok sınıflandırması alanında tüm kümeleme algoritmaları 4-6 sınıfla en iyi sonuçları verir. SKU bazında en iyi sonucu, altı sınıf ve 0,8781'lik silhouette puanı ile birleştirici hiyerarşik kümeleme yöntemi vermektedir.



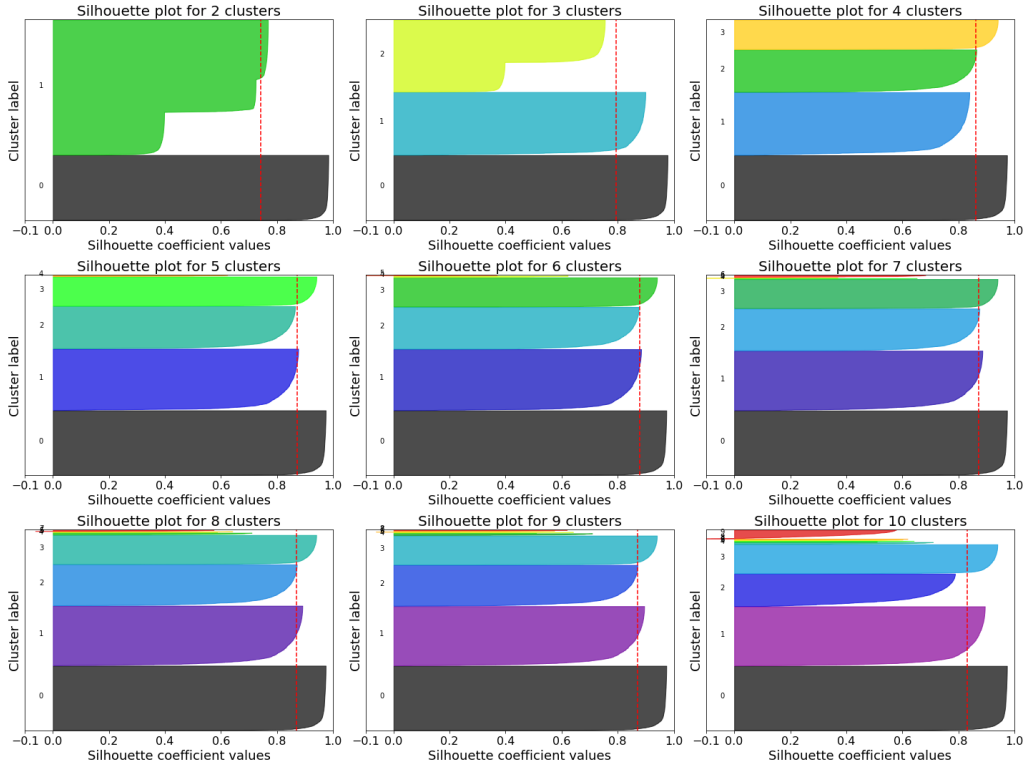
Şekil 2.11 SKU bazlı K-Ortalamalar sonuçları



Şekil 2.12 SKU bazlı gauss karışımı sonuçları



Şekil 2.13 SKU bazlı birleştirici hiyerarşik kümeleme sonuçları

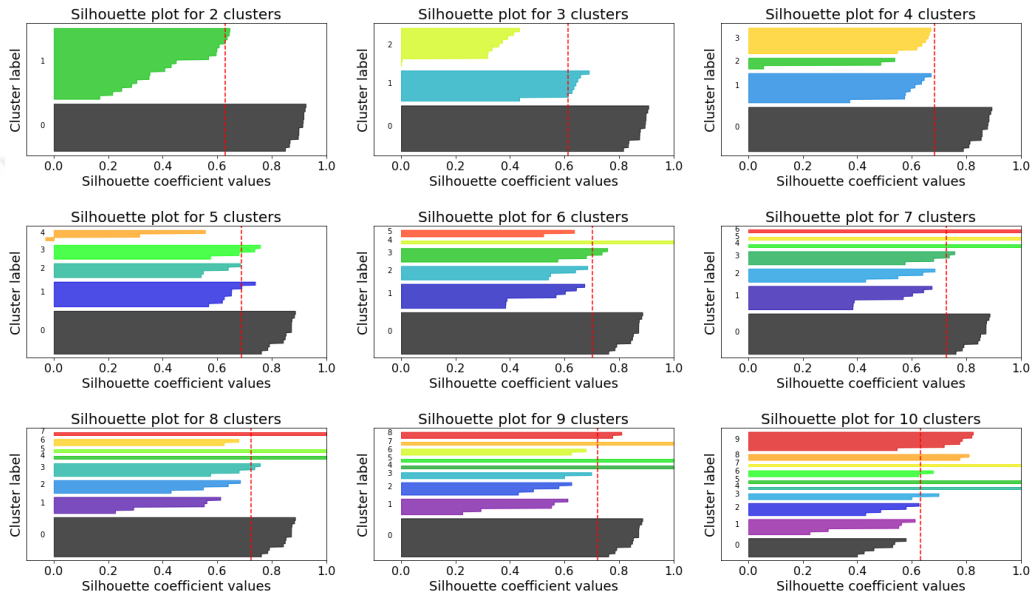


Şekil 2.14 SKU bazlı spektral kümeleme sonuçları

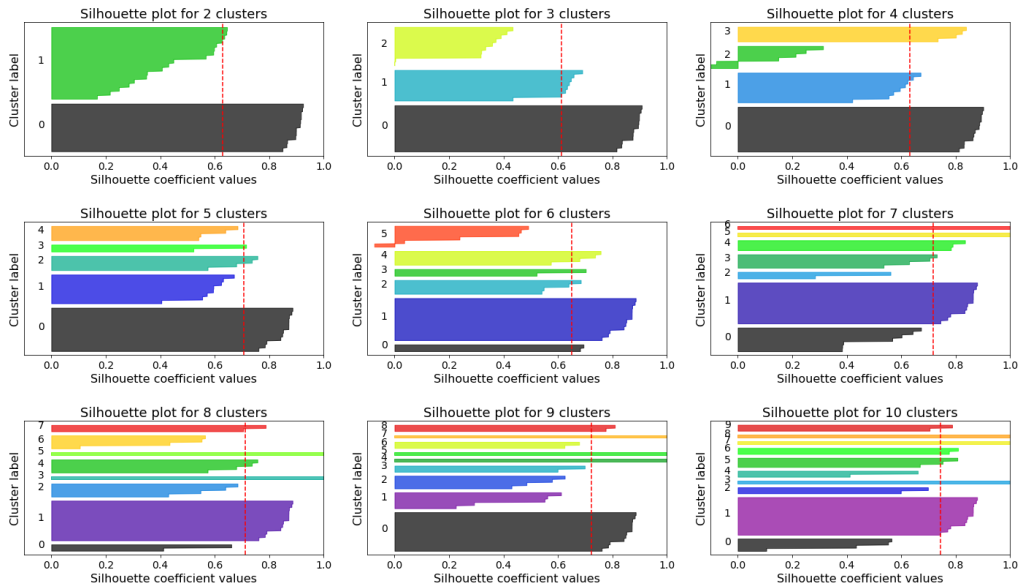
2.3.1.2 Ürün Grubu Bazlı Kümeleme

270 ürün grubu için kümeleme algoritmaları 10 farklı sınıfa uygulanır ve silhouette puanları karşılaştırılır. K-Ortalamalar'ın en iyi sonucu, 7 sınıf olduğunda ortaya çıkar ve Şekil 2.15'de gösterildiği gibi 0,7276'lık bir silhouette puanına sahiptir.

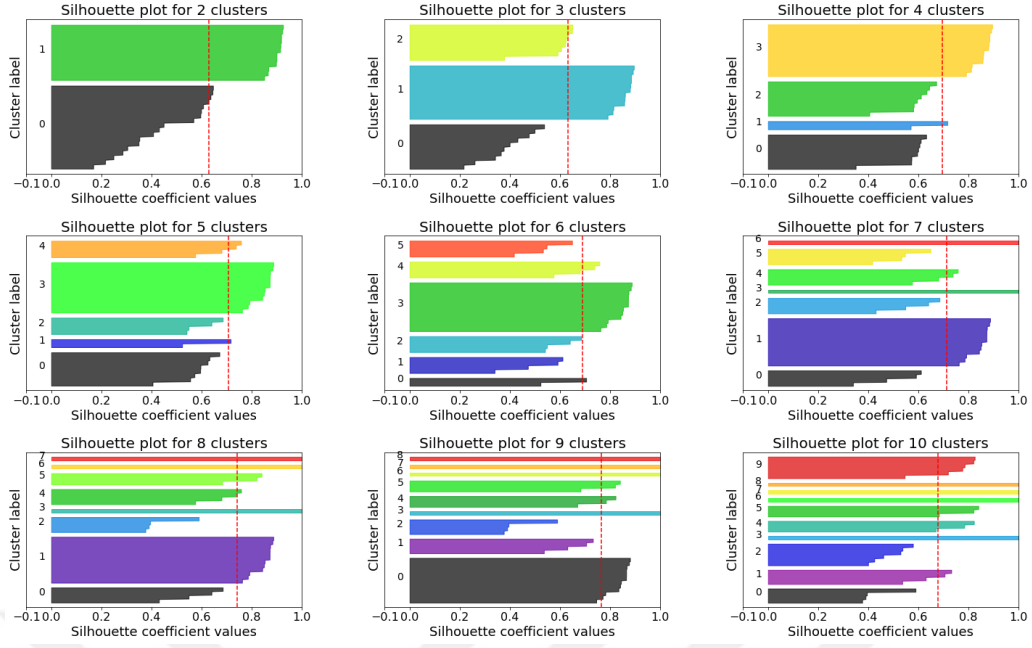
Gauss karışımı en iyi sonucu, 10 sınıf olduğunda ortaya çıkar ve Şekil 2.16'da gösterildiği gibi 0,7453'lük bir silhpuette puanına sahiptir. Birleştirici hiyerarşik kümeleme en iyi sonucu, 9 sınıf olduğunda ortaya çıkar ve Şekil 2.17'te gösterildiği gibi 0,7663'lük bir silhouette puanına sahiptir. Spektral kümelemenin en iyi sonucu, 7 sınıf olduğunda ortaya çıkar ve Şekil 2.18'te gösterildiği gibi 0,7276'lık bir silhouette puanına sahiptir. Tüm kümeleme algoritmaları 7-9 sınıfla en iyi sonuçları verir. Ürün grubu bazında en iyi sonucu, dokuz sınıf ve 0,7663'lük silhouette puanı ile birleştirici hiyerarşik kümeleme yöntemi vermektedir.



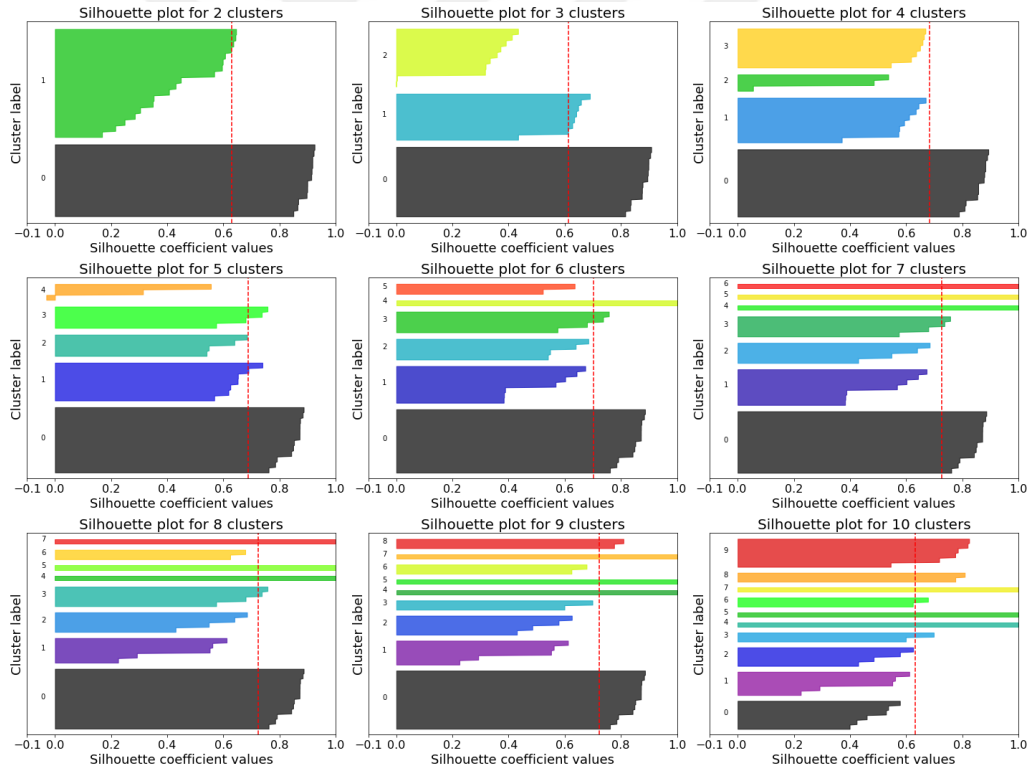
Şekil 2.15 Ürün grubu bazlı K-Ortalamlar sonuçları



Şekil 2.16 Ürün grubu bazlı gauss karışımı sonuçları



Şekil 2.17 Ürün grubu bazlı birleştirici hiyerarşik kümeleme sonuçları

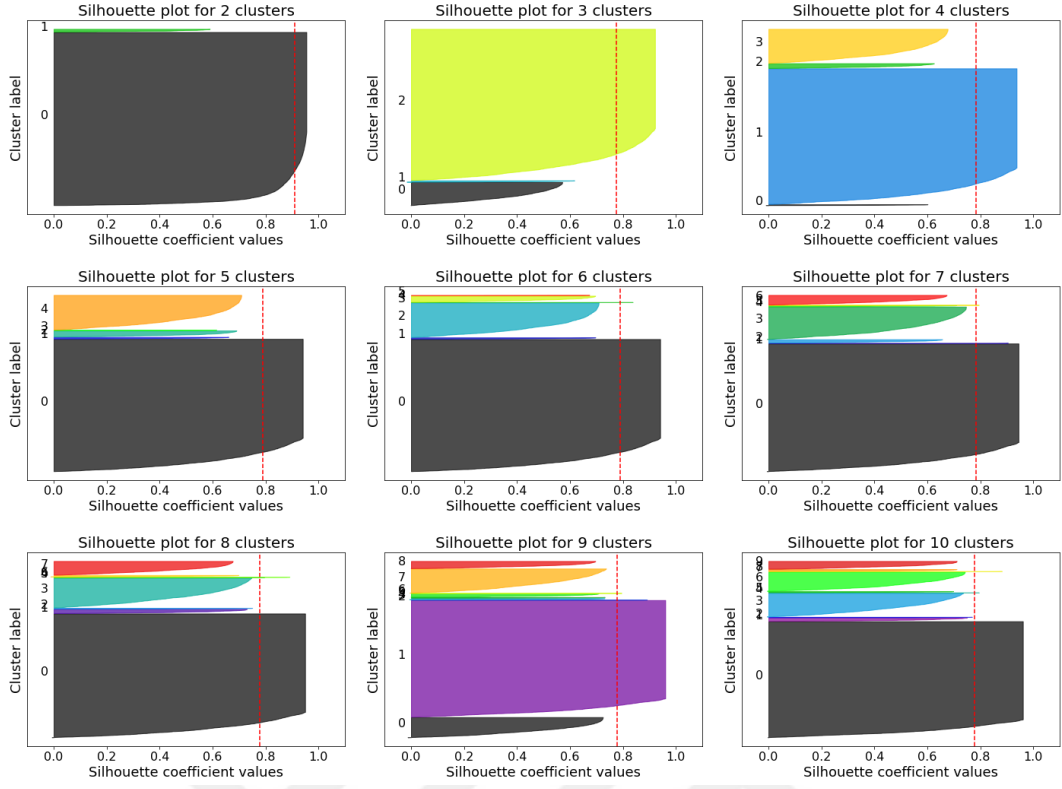


Şekil 2.18 Ürün grubu bazlı spektral kümeleme sonuçları

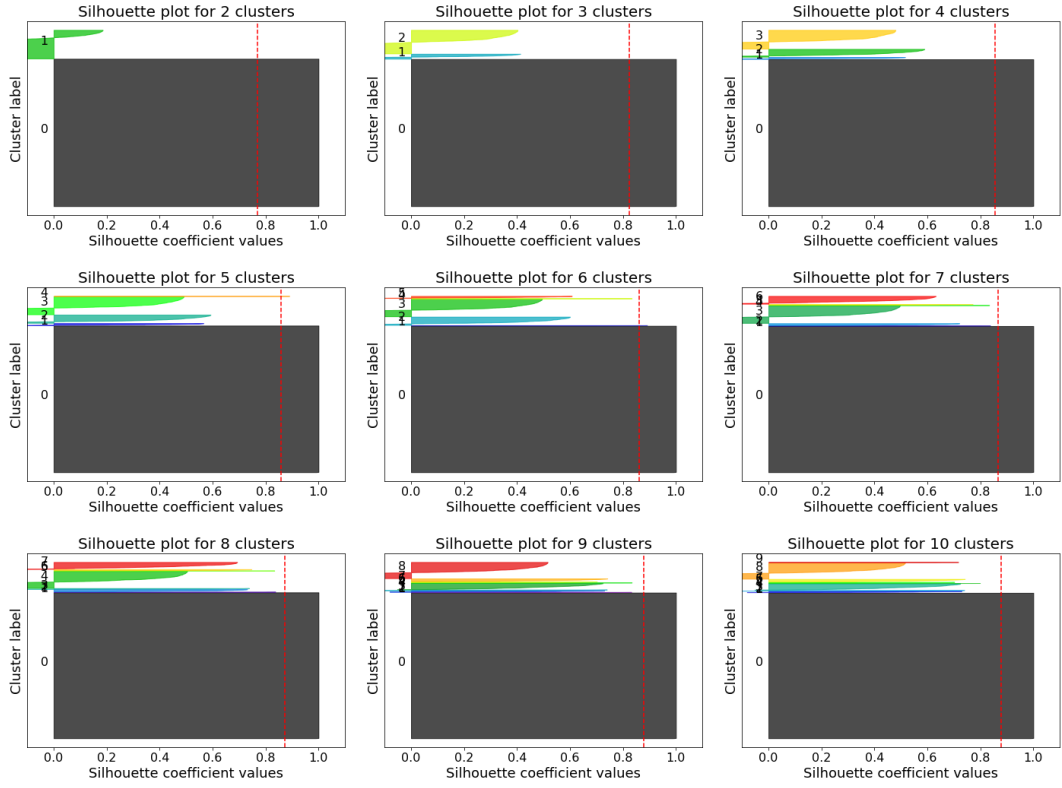
2.3.2 Stok Sınıflandırma için AutoEncoder ile Kümeleme Uygulamaları

2.3.2.1 Autoencoder ile SKU Bazlı Kümeleme

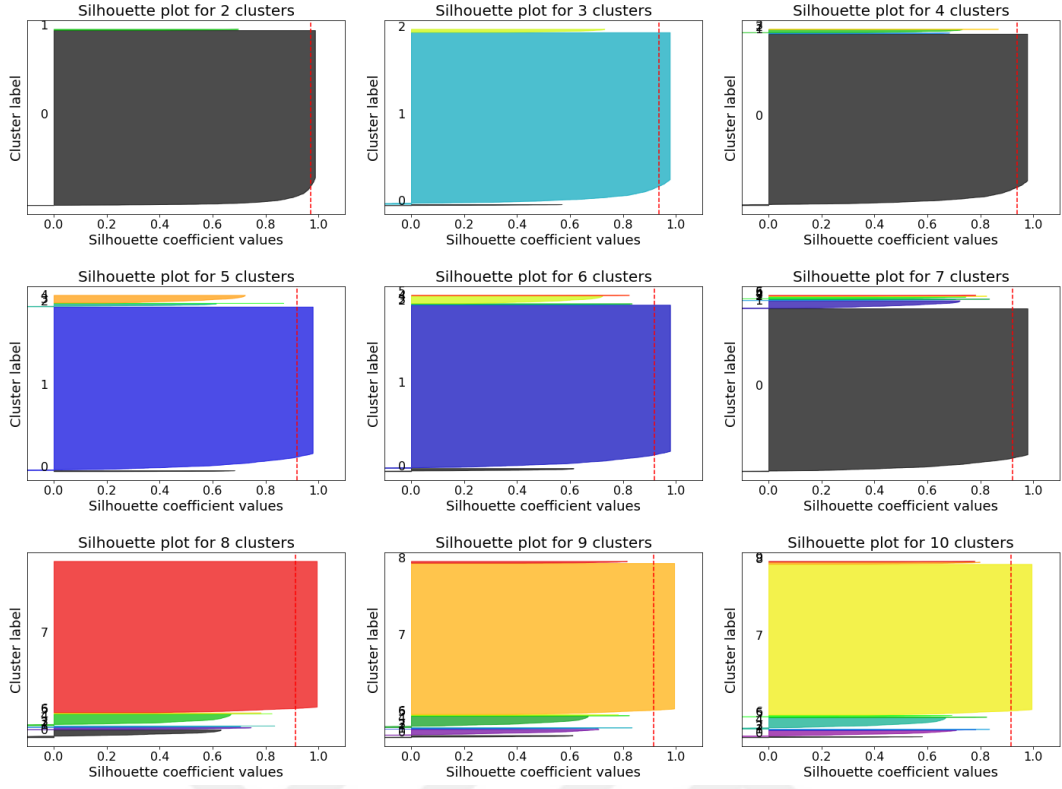
6.032 SKU için kümeleme algoritmaları AE ile 10 farklı sınıfa uygulanır ve silhouette puanları karşılaştırılır. K-Ortalamalar en iyi sonucu 2 sınıf olduğunda ortaya çıkar ve Şekil 2.19'da gösterildiği gibi 0,9614'lük bir silhouette puanına sahiptir. Gauss karışımının en iyi sonucu 9 sınıf olduğunda ortaya çıkar ve Şekil 2.20'de gösterildiği gibi 0,8783'lük bir silhouette puanına sahiptir. Birleştirici hiyerarşik kümeleme en iyi sonucu 2 sınıf olduğunda ortaya çıkar ve Şekil 2.21'de gösterildiği gibi 0,9688'lik bir silhouette puanına sahiptir. Spektral kümelemenin en iyi sonucu 10 sınıf olduğunda ortaya çıkar ve Şekil 2.22'de gösterildiği gibi 0,9085'lik bir silhouette puanına sahiptir. Stok sınıflandırması alanında tüm kümeleme algoritmaları 2-10 sınıf ile en iyi sonuçları verir. AE hibrit kümeleme yöntemleri, tek başına kümeleme uygulamalarına kıyasla daha dağınık küme sayısı aralığında sonuçlar vermektedir. Birleştirici hiyerarşik kümeleme 2 sınıf ile en iyi silhouette puanına sahip olmasına rağmen dirsek noktası üçüncü sınıftan sonra başlamakta ve iki sınıfın dağılımı ilk sınıfta %99'u, ikinci sınıfta ise %0,55'i kapsamaktadır. Bu nedenle iki sınıf gerçeği yansıtmamaktadır. 3. sınıf ve üzeri silhouette puanları açısından karşılaştırılmaktadır. K-Ortalamalar yönteminde de iki sınıf en iyi sonuçları vermesine rağmen dirsek noktasını geçen 3. sınıf ve üzeri değerlendirilmektedir. Üç sınıf ile K-Ortalamalar silhouette puanı 0,9343'tür. Tüm bu değerlendirmeler kapsamında birleştirici hiyerarşik kümeleme 4 sınıf ile en iyi sonucu vermekte olup 0,9378'lik silhouette puanına sahiptir.



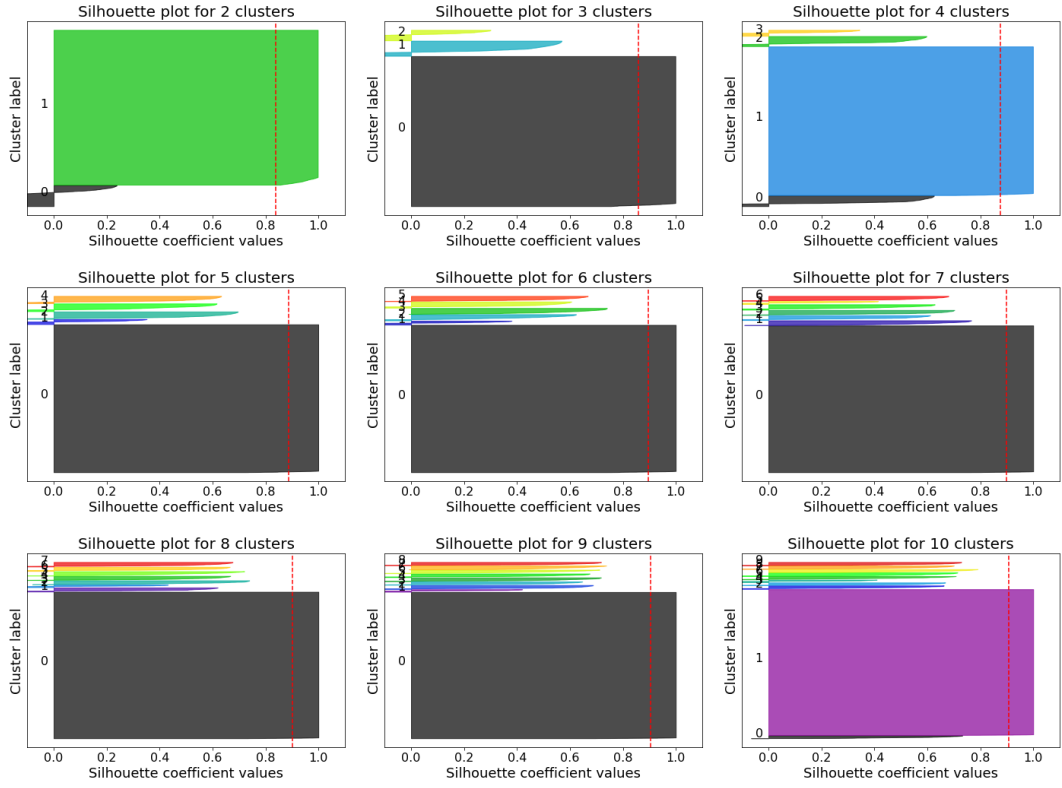
Şekil 2.19 SKU bazlı AE & K-Ortalamlar sonuçları



Şekil 2.20 SKU bazlı AE & gauss karışımı sonuçları



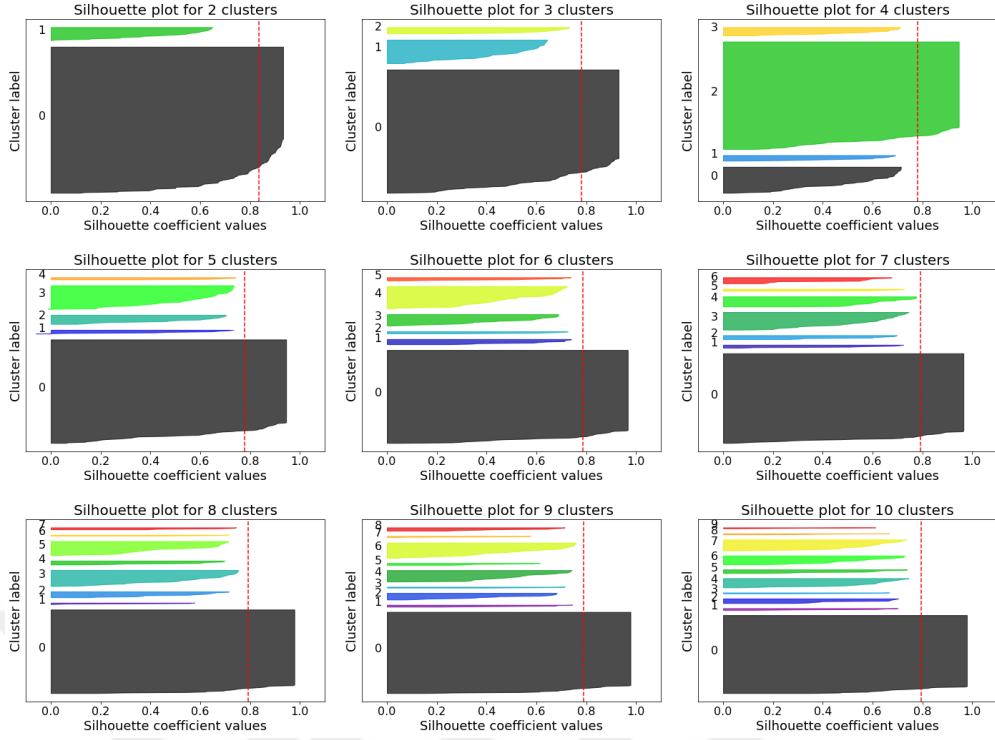
Şekil 2.21 SKU bazlı AE & birleştirici hiyerarşik kümeleme sonuçları



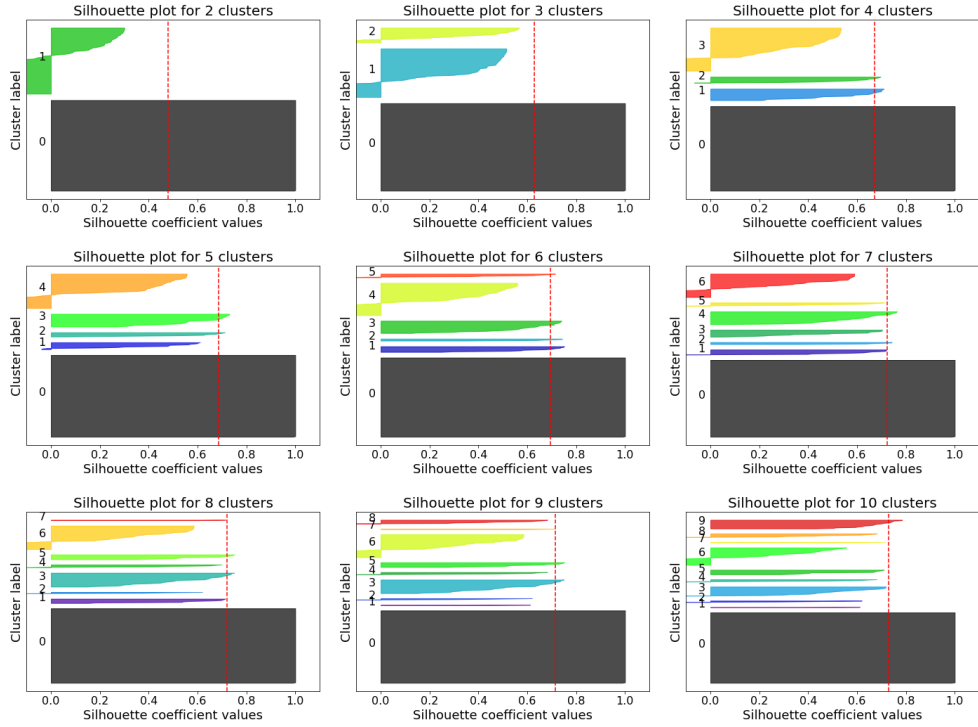
Şekil 2.22 SKU bazlı AE & spektral kümeleme sonuçları

2.3.2.2 Autoencoder ile Ürün Grubu Bazlı Kümeleme

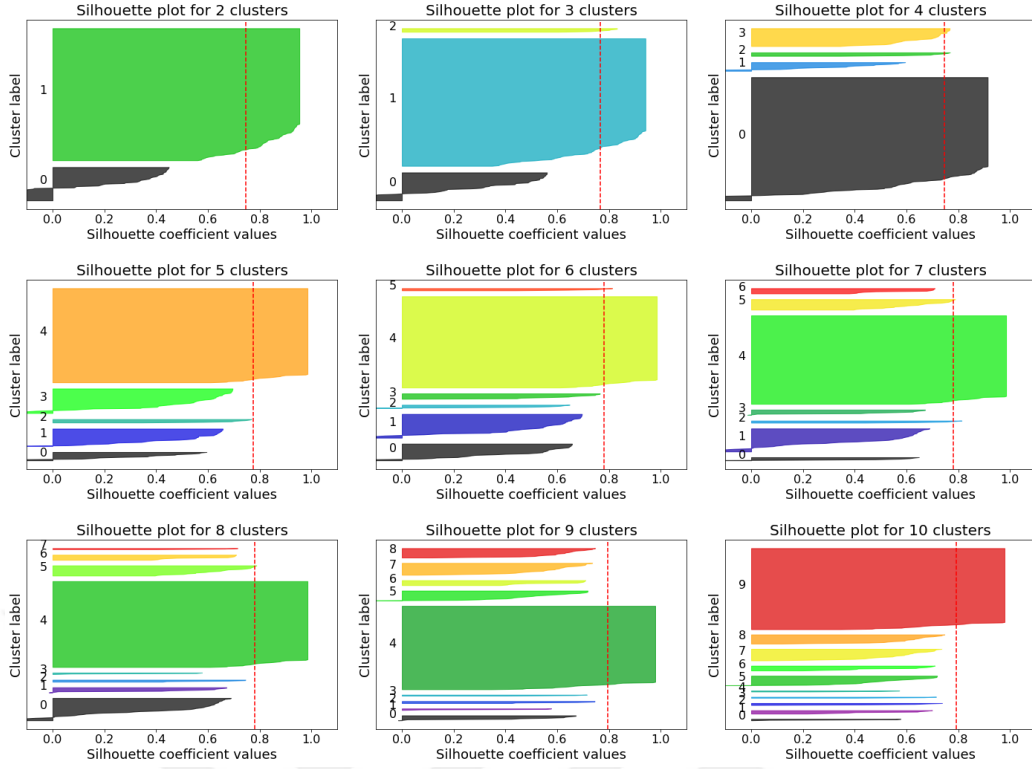
270 ürün grubu için, kümeleme algoritmaları AE ile 10 farklı sınıfa uygulanır ve silhouette puanları karşılaştırılır. K-Ortalamlar 'ın en iyi sonucu, 2 sınıf olduğunda ortaya çıkar ve Şekil 2.23'te gösterildiği gibi 0,8359'luk bir silhouette puanına sahiptir. Gauss karışımı en iyi sonucu, 10 sınıf olduğunda ortaya çıkar ve Şekil 2.24'te gösterildiği gibi 0,7276'lık bir silhouette puanına sahiptir. Birleştirici hiyerarşik kümelemenin en iyi sonucu, 9 sınıf olduğunda ortaya çıkar ve Şekil 2.25'te gösterildiği gibi 0,7957'lik bir silhouette puanına sahiptir. Spektral kümelemenin en iyi sonucu, 10 sınıf olduğunda ortaya çıkar ve Şekil 2.26'da gösterildiği gibi 0,8013'lük bir silhouette puanına sahiptir. Stok sınıflandırması alanında, tüm kümeleme algoritmaları 2-10 sınıf ile en iyi sonuçları vermektedir. AE hibrit kümeleme yöntemleri, tek başına kümeleme uygulamalarına kıyasla daha dağınık küme sayısı aralığında sonuçlar vermektedir. K-Ortalamlar 2 sınıf ile en iyi silhouette puanına sahip olmasına rağmen, dirsek noktası üçüncü sınıftan sonra başlamakta ve iki sınıfın dağılımı ilk sınıfta %99,4'ü, ikinci sınıfta ise %0,6'yı kapsamaktadır. Bu nedenle 2 sınıf gerçeği yansıtmamaktadır. 3 ve üzeri sınıf numaraları silhouette puanları açısından karşılaştırılmaktadır. Bu değerlendirme ile K-Ortalamlar'ın en iyi sonucu 10 sınıf ile ortaya çıkmakta ve 0,7949'luk bir silhouette puanına sahiptir. İkinci veri seti için spektral kümeleme 0,8013'lük bir silhouette puanı ve 10 sınıf ile en iyi sonucu vermektedir.



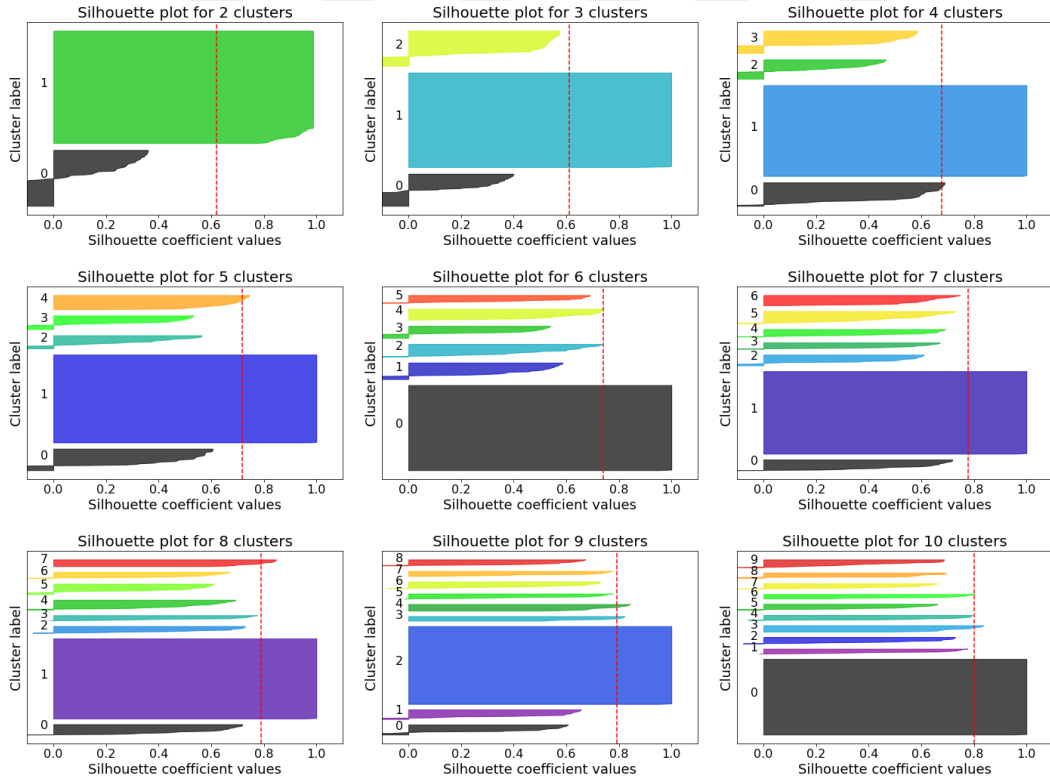
Şekil 2.23 Ürün grubu bazlı AE & K-Ortalamalar sonuçları



Şekil 2.24 Ürün grubu bazla AE & gauss karışımı sonuçları



Şekil 2.25 Ürün grubu bazlı AE & birleştirici hiyerarşik kümeleme sonuçları

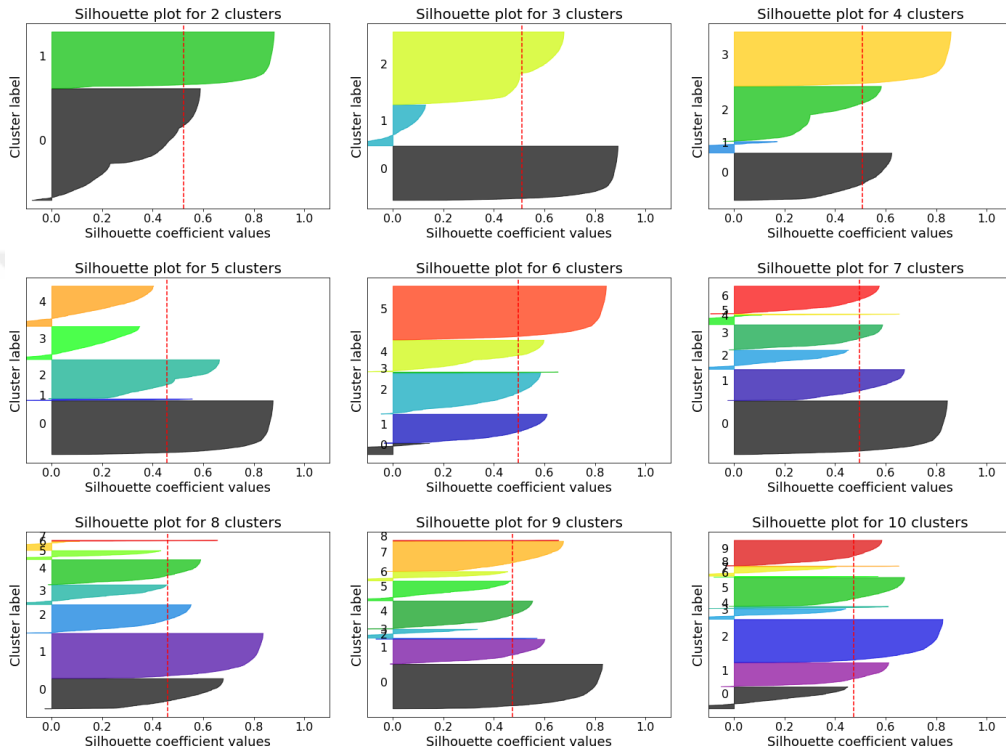


Şekil 2.26 Ürün grubu bazlı AE & spektral kümeleme sonuçları

2.3.3 Bulanık C-Ortalamalar ile Stok Sınıflandırma

2.3.3.1 SKU Bazlı Bulanık C-Ortalamalar

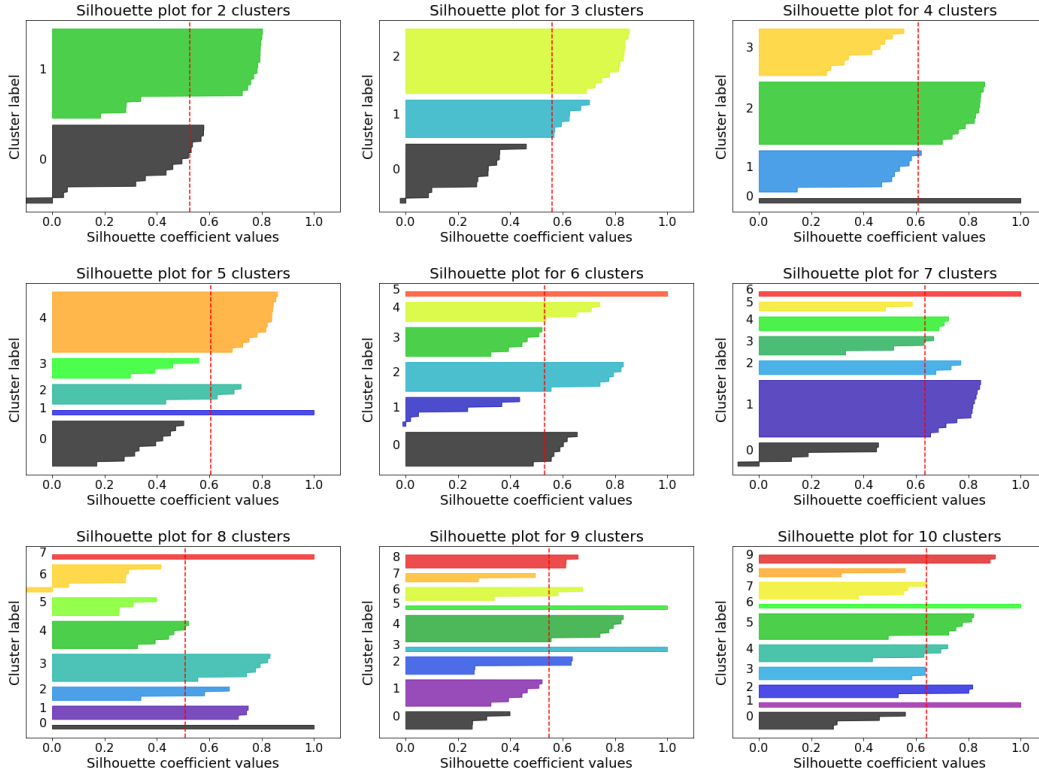
6.032 SKU için FCM 10 farklı sınıfa uygulanır ve silhouette puanları karşılaştırılır. FCM'nin en iyi sonucu 2 sınıf olduğunda ortaya çıkar ve Şekil 2.27'de gösterildiği gibi 0,523 silhouette puanına sahiptir ve bulanık bölüm katsayısı (Fuzzy Partition Coefficient - FPC) 0,811'dir.



Şekil 2.27 SKU bazlı FCM sonuçları

2.3.3.2 Ürün Grubu Bazlı Bulanık C-Ortalamalar

270 ürün grubu için, 10 farklı sınıfa FCM uygulanır ve silhouette puanları karşılaştırılır. Şekil 2.28'de gösterildiği gibi, 0,642'lik silhouette puanına göre en iyi sınıf sayısı dokuzdur. FPC'ye (0,808) göre en iyi sınıf sayısı ikidir. SKU tabanlı ve ürün grubu tabanlı olmak üzere iki farklı veri kümesi için, FPC'ye göre en iyi sınıf sayısı ikidir. Silhouette puanlarına göre karşılaştırıldığında durum değişir. Silhouette puanına göre, SKU tabanlı veri kümesindeki en iyi sınıf sayısı iki iken, ürün grubu tabanlı veri kümesindeki en iyi sınıf sayısı dokuzdur.



Şekil 2.28 Ürün grubu bazlı FCM sonuçları

2.3.4 Önerilen Model için Karşılaştırma ve Değerlendirme

Uygulama yapılan firmada, stok sınıflandırması iki farklı veri seti kullanılarak yapılmıştır. Stok sınıflandırması için K-Ortalamlar, gauss karışımı, birleştirici hiyerarşik kümeleme ve spektral kümeleme yöntemleri kullanılmıştır. Bu yöntemler detaylı olarak analiz edilmiştir. AE ve YZ kümeleme yöntemlerinin hibrit yöntemi olan yeni bir model (AE-CL) sunulmuştur. Kümeleme yöntemleri, yeni önerilen hibrit AE-CL yöntemi ve FCM yöntemi detaylı olarak karşılaştırılmış, avantajları ve dezavantajları ortaya konulmuştur. Bu karşılaştırma her iki veri seti (SKU bazlı ve ürün grubu bazlı) için yapılmış ve çalışmanın sonunda her iki veri seti için de tüm çalışmaların çıktıları karşılaştırılmıştır.

6.302 SKU içeren ilk veri seti (SKU bazlı) ile AE hibrit edilmeden sadece YZ kümeleme yöntemleri (WAE-CL) ile çalıştırıldığında en iyi yöntemin hiyerarşik kümeleme yöntemlerinden biri olan birleştirici hiyerarşik kümeleme olduğu görülmüştür. Silhouette puanı 0,8781 olup, en iyi silhouette puanına sahip sınıf sayısı 6'dır. AE kullanılmadan yapılan çalışmada tüm kümeleme yöntemleri dikkate alındığında, en iyi silhouette puanına sahip küme sayısı 4 ile 6 arasında değişmektedir. Bu sonuçları elde etmek için bilgisayarın çalışma süresi K-

Ortalamalar için 58-84 s, gauss karışımı için 24-118 s, birleştirici hiyerarşik kümeleme için 12-42 s ve spektral kümeleme için 110-154 s'dir. Bilgisayarın ortalama çalışma süresi açısından bakıldığında, K-Ortalamalar 73 s, gauss karışımı 73 s, birleştirici hiyerarşik kümeleme 25 s ve spektral kümeleme 133 s'de sonuç vermektedir. Yöntemler makine çalışma hızları açısından karşılaştırıldığında, birleştirici hiyerarşik kümeleme en iyi sonuçları vermektedir. Stok sınıflandırmaya gelince, Tablo 2.1'de gösterildiği gibi, dayanıklı tüketim pazarında üretim yapan şirketler için birleştirici hiyerarşik kümeleme en iyi sonucu verir.

6.302 SKU içeren ilk veri seti (SKU tabanlı) ile AE-CL çalıştırıldığında, en iyi yöntemin hiyerarşik kümeleme yöntemlerinden biri olan birleştirici hiyerarşik kümeleme olduğu görülmektedir. Silhouette puanı 0,9378'dir ve en iyi silhouette puanına sahip sınıf sayısı 4'tür. AE ile yürütülen çalışmada tüm kümeleme yöntemleri dikkate alındığında, en iyi silhouette puanına sahip küme sayısı 2 ile 10 arasında değişmektedir. Bu sonuçları elde etmek için bilgisayarın çalışma süresi K-Ortalamalar için 68-105 s, gauss karışımı için 34-139 s, birleştirici hiyerarşik kümeleme için 22-63 s ve spektral kümeleme için 120-175 s'dir. Bilgisayarın ortalama çalışma süresi açısından K-Ortalamalar 88 saniyede, gauss karışımı 87 saniyede, birleştirici hiyerarşik kümeleme 40 saniyede ve spektral kümeleme 148 saniyede sonuç vermektedir. Bilgisayar çalışma hızı açısından karşılaştırıldığında en iyi sonuçlar birleştirici hiyerarşik kümeleme ile elde edilmektedir. Dayanıklı tüketim sektöründe üretim yapan işletmeler birleştirici hiyerarşik kümelemenin stok sınıflandırması için AE-CL yöntemi olarak kullanıldığında en iyi sonuçları vermektedir.

İlk veri seti için WAE-CL ve AE-CL karşılaştırıldığında birleştirici hiyerarşik kümeleme yönteminin stok sınıflandırması için en iyi sonuçları verdiği görülmektedir. AE ile hibritlendiğinde bilgisayar daha uzun süreler çalışsa da verileri temizlemesi ve WAE-CL'ye kıyasla daha az sayıda sınıfa bölebilme özelliği ile ön plana çıkmaktadır. Stok sınıflandırması sonuçları hakkında daha pratik ve hızlı kararlar almayı amaçlayan çalışmalar için AE-CL daha az sınıf sonucu verdiği için tercih edilmektedir. Ancak daha fazla sayıda sınıfla çalışmak isteyenler WAE-CL'yi tercih edebilir. AE-CL'nin avantajları, verileri daha temiz hale getirerek sınıflandırma sürecini basitleştirmesidir. Bu, birçok karar verici için daha pratik bir çalışma alanı sunar. Günümüzün rekabetçi koşullarında, hızlı karar almak ve hızlı

eylemde bulunmak hayati önem taşır. Önerilen AE-CL modeli bunu sağlar ve çok daha yüksek bir silhouette puanı vaat eder. Tüm bu avantajlar nedeniyle, AE-CL, yüksek sayıda veri noktasına (>5000) sahip stok sınıflandırma çalışmaları için önerilmektedir.

Tablo 2.1 Kümeleme metotlarının karşılaştırılması - SKU bazlı

	AE ile Hibrit		AE Olmadan		AE ile Hibrit		AE Olmadan	
N	K-Ortalamalar	K-Ortalamalar Zamanı (Saniye)	K-Ortalamalar	K-Ortalamalar Zamanı (Saniye)	Gauss karışımı	Gauss karışımı Zamanı (Saniye)	Gauss karışımı	Gauss karışımı Zamanı (Saniye)
2	0.961495	68.89	0.742420	58.89	0.768016	34.92	0.027636	24.92
3	0.934381	72.71	0.794635	61.71	0.822949	50.93	0.757977	39.93
4	0.932573	75.42	0.861569	63.42	0.855437	56.21	0.861569	44.21
5	0.923385	85.75	0.873148	72.75	0.859459	73.98	0.734806	60.98
6	0.922570	89.75	0.877570	75.75	0.862197	87.22	0.710898	73.22
7	0.917182	95.16	0.872342	80.16	0.867643	102.54	0.676476	87.54
8	0.915400	98.16	0.869895	81.16	0.873311	115.10	0.610428	98.10
9	0.917503	101.50	0.871118	82.50	0.878362	124.76	0.510264	105.76
10	0.917764	105.73	0.831475	84.73	0.877906	139.35	0.498145	118.35
	AE ile Hibrit		AE Olmadan		AE ile Hibrit		AE Olmadan	
N	Birleştirici hiyerarşik kümeleme	Birleştirici hiyerarşik kümeleme zamanı (Saniye)	Birleştirici hiyerarşik kümeleme	Birleştirici hiyerarşik kümeleme zamanı (Saniye)	Spektral Kümeleme	Spektral Kümeleme Zamanı (Saniye)	Spektral Kümeleme	Spektral Kümeleme Zamanı (Saniye)
2	0.968840	22.99	0.742420	12.99	0.838980	120.99	0.742400	110.99
3	0.936894	25.68	0.794644	14.68	0.858298	127.69	0.794634	116.69
4	0.937800	28.57	0.861429	16.57	0.875967	135.43	0.861568	123.43
5	0.919115	31.34	0.874255	18.34	0.887010	141.66	0.873149	128.66
6	0.919177	36.54	0.878122	22.54	0.894215	145.30	0.877568	131.30

Tablo 2.1 Kümeleme metotlarının karşılaştırılması - SKU bazlı (devamı)

7	0.920080	41.63	0.875649	26.63	0.899280	156.42	0.872341	141.42
8	0.911675	52.54	0.877136	35.54	0.901899	162.04	0.869894	145.04
9	0.914380	58.02	0.773579	39.02	0.904550	168.68	0.871116	149.68
10	0.914979	63.12	0.696492	42.12	0.908516	175.72	0.831474	154.72

İkinci veri seti (ürün grubu bazlı) ile 270 ürün grubu çalıştırıldığında, WAE-CL çalıştırıldığında, en iyi yöntemin hiyerarşik kümeleme yöntemlerinden biri olan birleştirici hiyerarşik kümeleme olduğu görülmektedir. Silhouette puanı 0,7663'tür ve en iyi silhouette puanına sahip sınıf sayısı 9'dur. Tüm kümeleme yöntemleri dikkate alındığında, en iyi silhouette puanına sahip küme sayısı 7 ile 10 arasında değişmektedir. Bu sonuçları elde etmek için bilgisayarın çalışma süresi K-Ortalamlar için 28-57 s, gauss karışımı için 12-35 s, birleştirici hiyerarşik kümeleme için 5-11 s ve spektral kümeleme için 10-21 s'dir. Bilgisayarın ortalama çalışma süresi açısından, K-Ortalamlar 40 s, gauss karışımı için 23 s, birleştirici hiyerarşik kümeleme için 7 s ve spektral kümeleme için 17 s'de sonuç vermektedir. Yöntemler makine çalışma hızı açısından karşılaştırıldığında, birleştirici hiyerarşik kümeleme en iyi sonuçları vermektedir. Birleştirici hiyerarşik kümeleme, dayanıklı tüketim sektöründe üretim alanında faaliyet gösteren işletmeler için stok sınıflandırması alanında kümeleme yöntemi olarak en iyi sonuçları vermektedir. İlk veri seti ile karşılaştırıldığında, bilgisayar daha hızlı sonuçlar vermesine rağmen silhouette puanı kötüleşmiştir (0,8781→0,7663). Bu nedenle, WAE-CL yöntemi kullanılarak stok sınıflandırma çalışmalarının ürün grubu yerine SKU bazında yapılması önerilmektedir.

270 ürün grubu içeren ikinci veri seti (ürün bazlı) ile AE-CL çalıştırıldığında, en iyi yöntemin spektral kümeleme olduğu görülmektedir. Silhouette puanı 0,8013 olup, en iyi silhouette puanına sahip sınıf sayısı 10'dur. AE ile yapılan çalışmada tüm kümeleme yöntemleri dikkate alındığında, en iyi silhouette puanına sahip küme sayısı 2 ile 10 arasında değişmektedir. Bu sonuçları elde etmek için bilgisayarın çalışma süresi K-Ortalamlar için 34-78 s, gauss karışımı için 18-56 s, birleştirici hiyerarşik kümeleme için 11-32 s ve spektral kümeleme için 20-42 s'dir. Bilgisayarın ortalama çalışma süresi açısından bakıldığında, K-Ortalamlar 53 s,

gauss karışımı 36 s, birleştirici hiyerarşik kümeleme için 21 s ve spektral kümeleme için 32 s'de sonuç vermektedir. Makine çalışma hızı açısından karşılaştırıldığında ise birleştirici hiyerarşik kümeleme en iyi sonuçları vermektedir. İlk veri setiyle karşılaştırıldığında, bilgisayar daha hızlı sonuçlar vermesine rağmen, Tablo 2.2'de gösterildiği gibi silhouette puanı kötüleşmiştir (0,9378→0,8013). Bu nedenle, AE-CL yöntemi kullanılarak stok sınıflandırma çalışmalarının ürün grubu yerine SKU bazında yapılması önerilmektedir.

WAE-CL ve AE-CL ikinci veri seti için karşılaştırıldığında, kümeleme yöntemi açısından tek bir sonuç yoktur. Birleştirici hiyerarşik kümeleme, WAE-CL çalıştırıldığında en iyi sonuçları verirken, spektral kümeleme, AE-CL çalıştırıldığında en iyi sonuçları verir. Daha küçük veri setleri için, tek kümeleme metodu sonuç vermemiştir. WAE-CL daha hızlı sonuçlar vermesine rağmen, AE-CL'nin silhouette puanı daha yüksektir. Bu nedenle, önerilen AE-CL yöntemi, ilk veri seti gibi daha küçük veri setleri için önerilmektedir. AE-CL, verileri temizleyerek karar vericinin karar sürecini hızlandırır ve daha başarılı sınıflandırma sonuçları üretir. Tüm bu avantajları nedeniyle AE-CL, az sayıda veri noktasına sahip (<300) stok sınıflandırma çalışmaları için önerilir.

SKU tabanlı ilk veri seti ile ürün grubu tabanlı ikinci veri seti karşılaştırıldığında, ürün grubu tabanlı veri setinin daha hızlı sonuçlar üretmesine rağmen SKU tabanlı veri setinin daha iyi bir silhouette puanı verdiği görülmektedir. Bu nedenle stok sınıflandırma alanında SKU bazlı veri setleri gibi yüksek sayıda veri ile çalışılması önerilir.

Tablo 2.2 Kümeleme metotlarının karşılaştırılması - ürün grubu bazlı

N	AE ile Hibrit		AE Olmadan		AE ile Hibrit		AE Olmadan	
	K-Ortalamlar	K-Ortalamlar (Saniye)	K-Ortalamlar	K-Ortalamlar (Saniye)	Gauss Karışımı	Gauss Karışımı (Saniye)	Gauss Karışımı	Gauss Karışımı (Saniye)
2	0.835991	34.81	0.630327	28.81	0.480726	18.98	0.630327	12.98
3	0.780263	36.12	0.613215	29.12	0.630009	21.29	0.613215	14.29
4	0.780745	41.35	0.682597	32.35	0.671377	25.00	0.633432	16.00
5	0.777571	47.07	0.689332	36.07	0.685489	29.72	0.706119	18.72
6	0.786918	53.65	0.703226	39.65	0.695671	37.92	0.650357	23.92
7	0.790868	58.17	0.727616	42.17	0.722013	40.46	0.717354	24.46
8	0.791728	64.08	0.724410	47.08	0.720105	46.42	0.713659	29.42
9	0.788209	71.43	0.722808	52.43	0.714665	51.01	0.722808	32.01
10	0.794904	78.19	0.631407	57.19	0.727657	56.68	0.745340	35.68

Tablo 2. 2 Kümeleme metotlarının karşılaştırılması - ürün grubu bazlı (devamı)

N	AE ile Hibrit		AE Olmadan		AE ile Hibrit		AE Olmadan	
	Birleştiric i Hiyerarşi Kümelem e	Birleştiric i Hiyerarşi Kümelem e (Saniye)	Birleştiric i Hiyerarşi Kümelem e	Birleştiric i Hiyerarşi Kümelem e (Saniye)	Spektral Kümelem e	Spektral Kümelem e (Saniye)	Spektral Kümelem e	Spektral Kümelem e (Saniye)
2	0.746466	11.34	0.630327	5.34	0.621148	20.65	0.630326	10.65
3	0.765129	12.40	0.631400	5.40	0.610602	24.29	0.613214	13.29
4	0.747579	15.33	0.694596	6.33	0.678253	28.06	0.682595	16.06
5	0.773969	18.01	0.706119	7.01	0.717016	30.79	0.689331	17.79
6	0.779715	21.80	0.689339	7.80	0.741201	32.27	0.703225	18.27
7	0.781917	24.03	0.711429	8.03	0.777485	33.47	0.727614	18.47
8	0.781484	26.36	0.742590	9.36	0.790540	36.85	0.724411	19.85
9	0.795721	29.35	0.766372	10.35	0.791179	39.31	0.722807	20.31
10	0.793659	32.38	0.678703	11.38	0.801387	42.59	0.631405	21.59

FCM, SKU tabanlı veri setiyle çalıştırıldığında, Tablo 2.3'te gösterildiği gibi, 0,523'lük bir silhouette puanıyla ikinci sınıfta en iyi sonucu verir. FPC açısından, en iyi sınıf ikinci sınıftır ve FPC değeri 0,811'dir.

İkinci veri setiyle, FCM çalıştırıldığında, ürün grubu bazında 9. sınıfta 0,642'lik bir silhouette puanıyla en iyi sonucu verir. FPC açısından, en iyi sınıf 2. sınıftır ve FPC değeri 0,808'dir.

FPC açısında karşılaştırıldığında ilk veri seti iyi sonuçlar verirken, silhouette puanına göre karşılaştırıldığında ikinci veri seti, daha iyi sonuçlar verir. İkinci veri seti daha küçük olduğundan, ortalama 8 saniyede işlenirken, ilk veri seti ortalama 23 saniyede işlenir.

Tablo 2.3 FCM sonuçları - SKU ve ürün grubu bazlı kıyaslamalı

N	SKU-Bazlı			Ürün Grubu Bazlı		
	FCM - silhouette	FPC	FCM zamanı (Saniye)	FCM - silhouette	FPC	FCM zamanı (Saniye)
2	0.523	0.811	1.79	0.525	0.808	0.79
3	0.512	0.725	3.15	0.561	0.752	1.77
4	0.508	0.709	11.94	0.61	0.763	2.92
5	0.456	0.691	20.58	0.605	0.716	4.00

Tablo 2.3 FCM sonuçları - SKU ve ürün grubu bazlı kıyaslamalı (devamı)

6	0.495	0.689	27.30	0.523	0.66	7.14
7	0.508	0.692	29.34	0.533	0.687	8.11
8	0.513	0.686	37.02	0.556	0.678	12.42
9	0.473	0.658	38.31	0.642	0.712	16.09
10	0.49	0.66	40.65	0.591	0.703	21.15

İlk veri seti daha iyi sonuçlar verdiği için, detaylı karşılaştırma ilk veri seti ile devam ettirilmektedir. Birleştirici hiyerarşik kümeleme, ilk veri seti için hem WAE-CL hem de AE-CL yöntemleri için en iyi sonuçları verdiği için, birleştirici hiyerarşik kümeleme son karşılaştırmaya dahil edilmektedir. Bu yöntemleri karşılaştırdığımızda, AE-CL, WAE-CL ve FCM için silhouette puanları sırasıyla şu şekildedir: 0,9378, 0,8781 ve 0,523. Ve küme sayıları dört, altı ve ikidir. Modellerin çalışma süreleri karşılaştırıldığında, sırasıyla 28,57 s, 22,54 s ve 1,79 s'dir. Silhouette puanı dikkate alındığında, en iyi yöntem önerilen AE-CL yöntemidir. Ayrıca, birleştirici hiyerarşik kümeleme, kümeleme yöntemleri arasında en hızlı yöntem olduğu için daha avantajlı olmaya devam etmektedir. Dayanıklı tüketim sektöründe yeni önerilen AE ile hibritlenmiş birleştirici hiyerarşik kümeleme, stok sınıflandırmasında en iyi sonuçları vermiştir. Dayanıklı tüketim sektöründe +5000 veri ile çalışmalarda kullanılması tavsiye edilmektedir.

3

STOK OPTİMİZASYONU

3.1 Literatür Araştırması

2020-2025 arasında belirsiz talep ve/veya belirsiz temin süresi altında yapılan stok optimizasyonu çalışmalarına ait literatür özeti aşağıda ve Tablo 3.1’de belirtilmiştir.

Larizadeh ve Tosarkani (2025), plastik endüstrisinde sürdürülebilir ve dinamik bir üretim planı için yeni veri odaklı yuvarlanan ufuk planlama yaklaşımı önermişlerdir. Dinamik bir yuvarlanan ufuk planlama çerçevesi, problem için çok ürünli, çok dönemli MILP modeli olarak formüle edilmiştir. Bu model, sistemin kısıtlamalarını ve sürdürülebilirlik hususlarını hesaba katarak toplam üretim maliyetini en aza indirmeyi amaçlamaktadır. Deng vd. (2025), esas olarak stokastik talebe yanıt vermeye odaklanırken, belirsiz perakende kabiliyetlerinin etkisi sıklıkla göz ardı edildiğini vurgulamışlardır. Bu çalışma, üretim kontrolünü ve dağıtım planlamasını entegre eden, koordine eden ve perakende kabiliyetlerinin belirsizliğini açıkça ele alan hiyerarşik bir çerçeve önermektedir. Özellikle, uyarlanabilir üretim kontrolü (üst seviye) ve dağıtım planlaması (alt seviye) altında stokastik perakende kabiliyetlerini öğrenen bir RL algoritması geliştirmişlerdir. Dehaybe vd. (2024), durağan olmayan talep ve değişken tahmin ufku içeren stok kontrol problemlerine derin takviyeli öğrenme (Deep Reinforcement Learning - DRL) yaklaşımının kullanımını genişletmeye olanak tanıyan bir metodoloji sunmuşlardır. Das ve Islam (2024), ikinci dereceden talep kalıplarıyla karakterize edilen çok ögeli stok sistemlerinin karmaşık zorluklarını ele alan yenilikçi bir stok yönetim modelini tanıtmışlardır. Bu çalışmada, nütrosifik ve pisagor tereddütlü bulanık programlama tekniklerini deterministik bir stok çerçevesine entegre eden yeni bir yaklaşım önermişlerdir. Mou vd. (2024), belirsiz talep altında, ürün çeşitliliği, fiyatlandırma ve stok sınırları içerisinde, çok kanallı perakendeciler için

perakende kararlarını belirlemek amacıyla iki amaçlı stokastik bir optimizasyon modeli önermişlerdir. Sun vd. (2024), talep belirsizliği altında gürbüz optimizasyon modeli geliştirmişlerdir. Feng vd. (2024), belirsizlik kümeleri oluşturmak ve talep dağılımlarındaki belirsizlikleri tanımlamak için bir çerçeve geliştirmişlerdir. Envanter rotalama problemlerinin aşağı yönlü riske maruz kalma, ortalama ve risk maliyeti seviyesini dengeleme gibi yeni özelliğine uyum sağlamak için, en kötü durum ortalama koşullu riske maruz değer kriterini hedef fonksiyona dahil etmişlerdir ve dağıtımsal olarak yeni gürbüz envanter rotalama modeli sunmuşlardır. Rizqi ve Chou (2024), teslimat seçenekleri ve belirsiz indirimli çok aşamalı stok optimizasyonu için yeni bir çalışma ortaya koymuşlardır. Çözüm olarak, toplam sistem maliyetini en aza indirmek için nöroevrim RL çerçevesi geliştirilmişlerdir. Ortam sistem dinamikleri aracılığıyla modellenmiş, yapay sinir ağı ve evrimsel algoritmanın entegrasyonu ile sunularak dinamik belirsizlik altında etkili bir karar alma modeli oluşturmuşlardır. Modibbo vd. (2024), entegre sistem için stok, üretim ve sevkiyat maliyetlerini ve teslimat süresini en aza indirmek için çok amaçlı çok ürünlü bir model geliştirilmişlerdir. Çalışma, modelin farklı girdi parametrelerini bulanık ve stokastik bir ortamda ele almaktadır. Bulanıklık, aralık tipi-2 yamuk bulanık sayı kullanılarak deterministiğe dönüştürülmüştür. Rastgelelik, deterministik formun şansa bağlı programlama kullanılarak elde edildiği Maxwell-Boltzmann dağılımını takip etmektedir. Cheng vd. (2024), belirsiz satın alma fiyatları ve talep altında bir çelik işletmesine odaklanan çok aşamalı tedarik zincirini araştırmışlardır. Amaç, madencilik, işleme, taşıma, tedarik ve stokla ilişkili maliyetleri ve bunlara karşılık gelen karbon emisyon maliyetlerini en aza indirmektir. Bu sorunu ele almak için, çelik işletmesinin stok kapasite kısıtlamalarını dikkate alan ve cevher sınıfı gereksinimlerini içeren gürbüz yuvarlanan ufuk modeli sunmuşlardır. Karthick ve Shafiya (2024), nôtrosifik bulanık talep altında üç tedarik zinciri oyuncusunun yer aldığı çok aşamalı bir tedarik zinciri modelini açıklamışlardır. Şirketler, müşteri talebini doğru bir şekilde tahmin ederek ve envanter seviyelerini buna göre ayarlayarak aşırı stoğu en aza indirebilir ve ek üretim, taşıma ve depolama ihtiyacını azaltabilir. Bu optimizasyon, aşırı stoğun üretimi, taşınması ve depolanmasıyla ilişkili gereksiz karbon emisyonlarını önlemeye yardımcı olmaktadır. Kar vd. (2024), mango, brokoli vb. gibi mevsimlik ürünlerin iş periyodu, mevsimsel değişiklikler nedeniyle belirsiz olan mevcudiyetleri nedeniyle yıllar içinde sonlu olduğunu belirtmişlerdir.

İşletmelerdeki kaynaklar her zaman sınırlı ve belirsizdir. Bu gerçekler göz önünde bulundurulduğunda, stok bağımlı talebe sahip çok amaçlı çabuk bozulan çok ürünli ekonomik sipariş miktarı (Economic Order Quantity- EOQ) modelleri, net, belirsiz (bulanık, rastgele, kaba ve nörtrosofik) zaman ufukları ve kısıtlamaları altında formüle etmişlerdir. Amaç, toplam karı maksimize ederken israf maliyetlerini ve karbon emisyonlarını en aza indirmektir. Önerilen modeller nörtrosofik optimizasyon yaklaşımı kullanılarak çözülmüştür. Wang vd. (2024), belirsizlik altında lokasyon-stok probleminin yeni bir ayarı aracılığıyla stratejik düzeyde stok planlamasının entegrasyonunu araştırmışlardır. Bu problem, gelen çoklu kaynak kullanımı, birden fazla tedarikçi arasında sipariş bölünmesi, belirsiz talep ve temin süresi altında kaynaktan müşterilere optimize edilmiş stok kararları ile karakterize edilir. İki aşamalı stokastik optimizasyon modeli önerilmiştir ve bir örnek ortalama yaklaşımıyla desteklenen Benders ayrıştırma algoritması kullanılarak çözülmüştür. Niroomand vd. (2023), sürdürülebilirliğin üç ayağını (ekonomik, çevresel ve sosyal) nesnel fonksiyonlar olarak ele alan bütünleşik bir tedarik zinciri ağı ve montaj hattı dengeleme optimizasyon modeli geliştirmişlerdir. Nikolaisen vd. (2023), stok seviyelerindeki gereklilikleri karşılarken üretim tesislerinin alümina talebini minimum maliyetle karşılayan optimum nakliye planını belirlemek üzerine çalışmışlardır. Belirsizlik altında envanter rotalama problemini çözmek için birleşik bir optimizasyon ve simülasyon çerçevesi sunmuşlardır. Optimizasyonu simülasyonla birleştiren yinelemeli bir çözüm yaklaşımıyla problemi sezgisel olarak çözmüşlerdir. Golpîra vd. (2023), belirsiz talep altında iki aşamalı bir tedarik zinciri yapılandırmasına yönelik yeni üç amaçlı MILP sunmuşlardır. Karthick ve Uthayakumar (2023), temin süresini üç bileşene ayırarak analiz etmişlerdir. Bu bileşenler kurulum süresi, taşıma süresi ve üretim süresi şeklindedir. Bu çalışmanın temel amacı, üçgen sezgisel bulanık talep altında üç farklı optimizasyon tekniğine göre kesintiye uğramış bir tedarik zincirinin toplam maliyetini en aza indirmektir. Karthick (2023), ürünün pazardaki talep oranının genellikle belirsiz olduğu varsayar ve buna göre belirsiz bulanık sayılar kullanarak problemi ele almıştır. Bu modelin birincil amacı, asimetri altıgen bulanık talebine göre genel stok maliyetini en aza indirmektir. Ietto ve Orsini (2023), tedarik zincirlerindeki stok kontrolünü belirsiz talep ve çabuk bozulan mallar varsayımlar altında ele almışlardır. Amaç karşılanan müşteri talebini en üst düzeye çıkaran ve stok seviyesini en aza indiren düzgün bir kontrol politikası tanımlamaktır. Bu sorun burada yeni bir gürbüz model

tahmini kontrol yaklaşımıyla çözülmektedir. Castellano vd. (2023), stokastik talep altında tek satıcı-tek alıcı koordineli bir tedarik zincirini ele almışlardır. Mini-max dağıtımsız yaklaşım altında bir optimizasyon problemi formüle etmişlerdir. Makalenin yeniliği, stokastik bir ortamda sera gazı emisyonları ve kalite sorunlarının varlığında kontrol edilebilir bir temin süresinin koordineli tedarik zinciri kararları üzerindeki etkisini araştırmaktan oluşmaktadır. Guillaume vd. (2022), belirsiz kümülatif taleplere sahip gürbüz stok problemi ele almışlardır. Aralıklı bütçelenmiş belirsizlik kümeleri, olası kümülatif talep senaryolarını modellemek için kullanılmıştır. Ayrık bütçelenmiş belirsizlik altında gürbüz min-maks probleminin polinomsal zamanda çözülebileceği gösterilmiştir. Mahapatra vd. (2022), tam geri sipariş ve promosyon çabalarının etkisi ile sürekli bir inceleme stok modeli oluşturmak için belirsiz talep altında koruma teknolojilerini kullanmışlardır. Bu çalışma, koruma stratejisinin bulanık durumdan ziyade net durum için bozulma üzerinde birleştiğini kanıtlar. Bulanık durumun daha iyi sonuçlar sağlayabileceği beklenir, ancak net durum, birim maliyette biraz daha az verimli olmasına rağmen bulanık durumdan daha düşük toplam maliyet sağladığı görülmüştür. Lejarza vd. (2022), çok aşamalı tedarik zincirleri bağlamında belirsiz müşteri talebi altında çeşitli deterministik ve belirsizlik altında stok, üretim, dağıtım planlama formülasyonları için çevrimiçi ve çevrimdışı algoritmaların performansını analiz etmek ve karşılaştırmak amacıyla kapsamlı bir karşılaştırmalı sayısal çalışma yürütmüşlerdir. Geribildirim kontrolüne dayanan çevrimiçi deterministik optimizasyonun kullanılmasının, stokastik ve gürbüz optimizasyon formülasyonlarına kıyasla önemli hesaplama ve ekonomik performans avantajlarına sahip olduğunu deneysel olarak göstermişlerdir. Nguyen ve Chen (2022), hem talep hem de arzdaki belirsizlik altında rastgele bozulma oranına sahip bozulabilir bir ürünün stok problemi incelemişlerdir. Problemi çok dönemli stokastik stok modeli olarak formüle ederek, optimum stok politikasının “seviyeye kadar sipariş” modeli olduğunu göstermişlerdir. Sipariş seviyelerini hızlı ve yaklaşık olarak hesaplamak için senaryo tabanlı optimizasyon ve Lagranj gevşemesini birleştiren etkili bir algoritma geliştirmişlerdir. Silva vd. (2022), dinamik talep ve stokastik temin süreleri altında çok tedarikçili çok ürünli tek aşamalı endüstriyel tedarik zincirlerinde bileşen düzeyinde optimum güvenlik stoğu ve güvenlik zamanı kararlarını entegre etme sorununu ele almak için bir karar destek sistemi önermişlerdir. Karar destek sistemi, aynı anda yukarı akış stok tutma

maliyetlerini ve β -hizmet seviyelerini optimize eden ve karar vericilere birden fazla domine edilmemiş pareto-optimal çözüm öneren hibrit bir çift amaçlı optimizasyon yaklaşımına dayanmaktadır. Sel (2022), belirsiz talebi hesaba katan stokastik tamsayı doğrusal programlama modeli sunmuştur. Modelde belirtilen bozulma oranını bulanık sayılarla temsil etmiştir ve ortaya çıkan bulanık modeli bir α -parametrik programlama modeline dönüştürmüştür. Bir çözüm yöntemi olarak, SA tabanlı bir simülasyon-optimizasyon algoritması önermiştir. Modeller ve sezgisel algoritma, Türkiye'deki bir gıda pazarının gerçek durumunu yansıtan bir vaka çalışmasına uygulanmıştır. Sonuç olarak, sayısal analizler önerilen modellerin toplam maliyetleri ve atık miktarını daha iyi tahmin edilmesine olanak sağladığını göstermektedir. Cao ve Wang (2022a), çok amaçlı karma tamsayı programlama optimizasyon modeli geliştirmişlerdir. Talep belirsiz olarak ele alınmıştır. Problem çok dönemli doğrusal olmayan bir optimizasyon problemine dönüştürülmüştür. Modeli çözmek için iyileştirilmiş bir karma genetik algoritma tasarlanmıştır. Son olarak, önerilen model ve algoritmanın uygulanabilirliği, bir elektronik tedarik zinciri vaka çalışmasına uygulanması yoluyla gösterilmiştir. Sonuçlar, önerilen model ve algoritmanın belirsiz talep senaryoları altında çok amaçlı entegre bir planlama planını tamamlamak için umut verici bir yaklaşım sağlayabileceğini göstermektedir. Budiman ve Rau (2021), erteleme ve modülerleştirme kavramlarına entegre edilmiş bir tedarik zinciri ağı tasarımının iki aşamalı stokastik bir modelini önermişlerdir. Önerilen araştırma, tedarik zinciri ağındaki operasyonları modellemek için modüler ürün mimarisine sahip çok değişkenli bir ürünün tedarikini, işlenmesini ve satışını içeren çok dönemli planlamayı ele almaktadır. Alvarez vd. (2021), teslimat miktarlarının, stok seviyelerinin ve belirli başvuru eylemlerinin belirlendiği iki aşamalı bir stokastik programlama formülasyonu önermişlerdir. Bu bağlamda, kaybedilen satışlar, gecikme ve kapasite rezervasyon sözleşmesi ortamında ürün için ek bir kaynak gibi farklı başvuru mekanizmalarını analiz etmişlerdir. Ayrıca, arz ve talep belirsizliğini hesaba katmanın değeri üzerinde farklı etkileri olduğunu gözlemlemişlerdir. Hizmet düzeyini dahil etmenin etkisini de incelemişlerdir. Shafiee vd. (2021), belirsiz koşullar altında üç seviyeli sürdürülebilir bir süt tedarik zinciri tasarlamakla ilgili çalışmışlardır. Bu çalışmada, tedarikçilerden, üreticilerden ve perakendecilerden oluşan çok ürünli bir zincirin toplam maliyetlerini ve çevresel etkilerini en aza indirmek, sosyal etkilerini en üst düzeye çıkarmak için çok amaçlı

bir model önerilmekte ve bu model bir süt şirketine uygulanmaktadır. Gürbüz optimizasyon yaklaşımı uygulanmaktadır. Önerilen modeli çözmek için, sezgisel bir algoritmaya ve artırılmış ε -kısıtlama yöntemine dayalı bir hibrit yöntem geliştirilmiştir. Dehghani vd. (2021), proaktif bir aktarma politikasının israfı azaltmanın yanı sıra gelecekteki eksiklikleri nasıl önleyebileceğini analiz etmişlerdir. Her hastanenin her inceleme döneminde merkezi bir kan bankasından sipariş edilecek miktar ve diğer hastanelere aktarma konusunda kararlar aldığı belirsiz talebe sahip bir hastane ağı ele alınmıştır. Problem iki aşamalı stokastik programlama modeli olarak formüle edilmiştir. Senaryolar oluşturmak için, Quasi-Monte Carlo örnekleme yaklaşımı kullanılmış ve optimum senaryo sayısı kararlılık testleri yürütülerek belirlenmiştir. Weskamp vd. (2019), entegre bir üretim ve dağıtım planlama yaklaşımını içeren, erteleme kavramlarını dikkate alan iki aşamalı stokastik karmaşık tamsayı doğrusal programlama modeli sunmuşlardır. Erteleme stratejilerini inceleyen önceki yaklaşımlarla karşılaştırıldığında, bu model karar vericiyi talep belirsizliği altında destekler. Temin sürelerini, ceza maliyetlerini ve taktiksel bir planlama ufku boyunca envanter tutma kararlarını dikkate alır. De ve Sana (2018), değişken temin süresi, sipariş boyutu ve belirsiz talep için yeniden sipariş noktası olan bir tepe tipi ekonomik üretim-stok miktarı modelini araştırmışlardır. Ortalama beklenen maliyet fonksiyonu, temin süresi, stok, kaybedilen satış ve kısmi geri sipariş maliyetlerinin dengelenmesiyle formüle edilmiştir. Bu çalışmanın amacı, bulanık stokastik talep oranı altında tüm tepe noktalarının (minimum hedef değerler) en düşük tepesi aramaktır. Parametreler için sezgisel bulanık kümeler ele alınmıştır ve tepe tipi ekonomik üretim-stok miktarı modelinin bulanıklaştırılması için sezgisel bulanık toplama bonferroni ortalamalarını kullanılmıştır. Cheng ve Tang (2018), üretim, stok veya kıtlık maliyetleri dahil olmak üzere toplam maliyetleri en aza indirmek için çok aşamalı bir üretim/stok problemi için gürbüz politikalar aramışlardır. Belirsiz talebin tam dağılımını elde etmenin imkansızlığını göz önünde bulundurarak, belirsizliğe direnmek için üretim/stok problemini en kötü durumlarda incelenmiştir. Geleneksel stok problemlerinin aksine, üretimde beklenmeyen getiriler dikkate alınır. Min-maks modelini ele almak için dualite teorisini kullanan MILP önermişlerdir. Rahdar vd. (2018), talep ve temin süresi belirsizliği altında bir üretim tesisindeki kapasitesiz bir depo için bir stok kontrol modeli önermişlerdir. Amaç, toplam sistem maliyetini en aza indirmek için sipariş kararları almaktır. Belirsiz talebi ve temin

süresini, altta yatan dağılımlarından bağımsız olarak ele almak için yuvarlanan bir ufka sahip iki aşamalı üç seviyeli bir optimizasyon modeli sunmuşlardır. Guo ve Liu (2018), tek zamanlı stok problemleri için, gürbüz bulanık optimizasyon modeli üzerine çalışmışlardır. Thorsen ve Yao (2017), belirsiz taleplere ve belirsiz temin sürelerine tabi bir stok kontrol problemi için gürbüz optimizasyona dayalı genel bir metodoloji önermişlerdir. Bütçe belirsizlik setine ve merkezi limit teoremine dayalı birkaç temin süresi belirsizlik seti önermişlerdir. Movahed ve Zhang (2015), belirsizlik altında tedarik zinciri stok sisteminin yönetimsel içgörülerini incelemek için gürbüz teknikler kullanarak belirsiz taleplere ve temin sürelerine sahip tek ürünlü üç seviyeli çok dönemli bir tedarik zinciri sunmuşlardır. Bu problemi, stok parametrelerinin optimum (s, S) değerlerini belirlemek için minimum beklenen maliyet ve toplam maliyet varyasyonuna sahip gürbüz MILP olarak formüle etmişlerdir. Pasandideh vd. (2015), çok ürünlü, üç aşamalı bir tedarik zinciri ağı probleminin iki amaçlı optimizasyonu hedeflemişlerdir. Problemi gerçeğe yaklaştırmak için, sabit ve değişken maliyetler, müşteri talebi, mevcut üretim süresi, kurulum ve üretim süreleri dahil olmak üzere bu ağdaki parametrelerin çoğu stokastik olarak kabul edilmiştir. Amaç, üretim tesisleri tarafından farklı dönemlerde üretilen ürün miktarlarını, depoların sayısını ve yerlerini, tedarik zinciri aşamaları arasında taşınan ürün miktarlarını, depolardaki ve tesislerdeki ürün stok seviyelerini, karşılanamayan ürün miktarını, hem beklenen hem de toplam maliyetin varyansını en aza indirecek şekilde belirlemektir. Problem ilk olarak tek amaçlı stokastik karma tamsayı doğrusal programlama modelinin çerçevesine formüle edilmiştir. Daha sonra, iki amaçlı deterministik karma tamsayı doğrusal olmayan programlama modeline yeniden formüle edilmiştir. Karmaşık problemi çözmek için, NSGA-II ve NREGA adı verilen genetik algoritma tabanlı algoritma kullanılmıştır. Dorofieiev vd. (2014), belirsiz sınırlı talep ve tedarik zaman gecikmelerinin kontrolleri üzerinde asimetrik kısıtlamaların varlığı altında tedarik ağları için gürbüz stok kontrol stratejisinin bir sentez problemini ele almışlardır. Qiu vd. (2014), eksik talep bilgisine sahip riskten kaçınan yöneticilerin karşılaştığı gürbüz stok karar alma problemini incelemişlerdir. Bu kapsamda üç temel model geliştirilmiştir: beklenen kar maksimizasyonu, koşullu risk değeri tabanlı kar maksimizasyonu ve ikisinin birleşimi. Qiu vd. (2014), maks-min yöntemine dayalı çok dönemli stok için gürbüz optimizasyon modelleri belirsiz ayrık talep olasılığı altında geliştirmişlerdir. Belirsiz talep dağılımının ait olduğu aralık ve elipsoid

belirsiz kümeler dikkate alınmıştır ve çok dönemli stok gürbüz optimizasyon modelleri ikili teori kullanılarak işlenebilir dışbükey programlamalara dönüştürülmüştür. Li ve Chen (2013), çoğu tedarik zinciri sisteminin karşılaştığı belirsiz talep sorunu ve stok optimizasyon sorunuyla başa çıkmak olduğunu belirtmişlerdir. Çözüm olarak, klasik gri tahmin GM(1,1) modelini metasezgisel yöntemle birleştiren çok amaçlı bir stok optimizasyon modeli geliştirmişlerdir. İlki, tedarik zinciri operasyonlarında tahmin mekanizmasını elde etmek için uygulanır ve ikincisi model çözümünü optimize etmek için uygulanır. Sonuçlar, gri tabanlı tahmin mekanizmasının, bu çalışmada kullanılan çift üstel düzeltme yöntemi gibi diğer tahmin yöntemlerinden daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir. Xie vd. (2006), tedarik zincirlerinde stok yönetimi ve kontrolüne yönelik yeni bir hiyerarşik, iki seviyeli yaklaşım sunmuşlardır. Bir tedarik zinciri, seri bir yapıda organize edilmiş üretim ve envanter birimlerinden oluşan büyük ölçekli bir sistem olarak görülmektedir. Bu çalışmanın belirsiz terimlerle tanımlanan ve bulanık kümelerle modellenen müşteri talebindeki belirsizlik altında çalıştığı varsayılmaktadır. Genel tedarik zinciri stok kontrolü iki seviyede elde edilir. İlk olarak, bir tedarik zinciri problemi, bir takipçi seviyesi oluşturan bileşen parçalarıyla ilgili bir dizi alt probleme ayrıştırılır. Her takipçi, yerel amacına göre bağımsız olarak optimize edilir. Genel tedarik zinciri performansını iyileştirmek için, bir lider seviyesi, takipçi seviyesinde optimizasyon alt problemlerini değiştirerek tedarik zinciri stok kontrolünü koordine eder. Bu süreç, tatmin edici bir genel tedarik zinciri performansı elde edilene kadar yinelemeli olarak tekrarlanır.

Tablo 3.1 Stok optimizasyonu literatür araştırması

Yıl	Yazar	Metot	Çok Aşamalı	Aşam a Seviyesi	Çok Amaçlı	Çok Ürün lü	Belirsiz Talep	Belirsiz Temin Süresi	Optimizasyon Tipi (Max / Min)
2025	(Deng vd.,2025)	RL					✓	-	
2025	(Larizadeh ve Tosarkani,2025)	MILP				✓	✓		Min

Tablo 3.1 Stok optimizasyonu literatür araştırması (devamı)

2024	(Dehaybe vd., 2024)	RL				✓	Min
2024	(Das & Islam, 2024)	Bulanık Programlama			✓		Min
2024	(Mou vd., 2024)	Artırılmış ϵ -kısıtlama	✓	3	✓	✓	Max - Min
2024	(Sun vd., 2024)	Gülbüz optimizasyon				✓	Max
2024	(Feng vd., 2024)	Gülbüz optimizasyon				✓	Min
2024	(Rizqi & Chou, 2024)	Nöroevrim RL	✓	3		✓ ✓	Min
2024	(Modibbo vd., 2024)	Gülbüz optimizasyon	✓	3	✓	✓	Min
2024	(Cheng vd., 2024)	Gülbüz yuvarlanan ufuk modeli	✓	3		✓	Min
2024	(Karthick & Shafiya, 2024)	Nötrosofik bulanık	✓	3		✓	Min
2024	(Kar vd., 2024)	Nötrosofik optimizasyon			✓	✓ ✓	Max
2024	(Wang vd., 2024)	Stokastik Optimizasyon				✓ ✓	Max
2023	(Niroomand vd., 2023)	Tedarik zinciri ağ tasarımı			✓		Max - Min
2023	Nikolaisen vd., 2023	Deterministik Optimizasyon					Min
2023	(Golpîra vd., 2023)	MILP	✓	2	✓	✓	Max - Min

Tablo 3.1 Stok optimizasyonu literatür araştırması (devamı)

2023	(Karthick ve Uthayakumar, 2023)	Optimizasyon, Genetik Algoritma, SA	✓	2			Min
2023	(Karthick, 2023)	Doğrusal olmayan optimizasyon	✓	3		✓	Min
2023	(Ietto ve Orsini, 2023)	Gürbüz Model		✓		✓	Max – Min
2023	(Castellano vd., 2023)	Stokastik Optimizasyon				✓	Min
2022	(Guillaume vd., 2022)	Gürbüz Optimizasyon		✓		✓	Min-Max
2022	(Mahapatra vd., 2022)	Bulanık model				✓	Min
2022	(Lejarza vd., 2022)	Deterministik Optimizasyon	✓	3	✓	✓	Max - Min
2022	(Nguyen & Chen, 2022)	Senaryo tabanlı optimizasyon				✓	Min
2022	(Silva vd., 2022)	İki amaçlı optimizasyon				✓	Min
2022	(Sel, 2022)	SA tabanlı optimizasyon				✓	Min
2022	(Cao ve Wang, 2022a)	MILP		✓		✓	Min
2021	(Budiman ve Rau, 2021)	Stokastik tedarik zinciri ağ modeli	✓			✓	Max
2021	(Alvarez vd., 2021)	Stokastik Programlama				✓	Min

Tablo 3.1 Stok optimizasyonu literatür araştırması (devamı)

2021	(Shafiee vd., 2021)	Gürbüz Optimizasyon	✓	3	✓	✓	✓	Min
2021	(Dehghani vd., 2021)	Stokastik Programlama					✓	Min
2019	(Weskamp vd., 2019)	Stokastik MILP					✓	Min
2018	(De ve Sana, 2018)	Ekonomik üretim-stok miktarı modeli					✓	Min
2018	(Cheng ve Tang, 2018)	MILP					✓	Min
2018	(Rahdar vd., 2018)	Optimizasyon					✓	Min
2018	(Guo ve Liu, 2018)	Gürbüz Bulanık Optimizasyon					✓	-
2015	(Thorsen ve Yao, 2017)	Gürbüz Optimizasyon					✓	Min-Max
2015	(Movahed ve Zhang, 2015)	Gürbüz MILP	✓	3			✓	Min
2015	(Pasandideh vd., 2015)	NSGA-II ve NREGA	✓	3	✓	✓	✓	Min
2014	(Dorofieiev vd., 2014)	Gürbüz Model					✓	-
2014	(Qiu vd., 2014)	A CVaR-bazlı optimizasyon						Max
2014	(Qiu vd., 2014)	Gürbüz Optimizasyon					✓	-
2013	(Li ve Chen, 2013)	Gri tahmin GM(1,1) modeli			✓		✓	Min

Tablo 3.1 Stok optimizasyonu literatür araştırması (devamı)

2006	Xie vd., 2006	Bulanık Optimizasyon				✓		Min
2025	Bu çalışma	RL	✓	3	✓	✓	✓	Min

Yapılan detaylı literatür araştırması sonucu; çok amaçlı, çok ürünli, çok aşamalı, belirsiz talep ve belirsiz temin süresi koşullarında altında yapılan stok optimizasyon çalışmasına rastlanmamaktadır. Bu çalışmada, belirtilen karakterizasyonlara uygun şekilde optimizasyon yapılmakta ve sonuçları karşılaştırılarak değerlendirilmektedir.

3.2 Uygulamada Kullanılan Metotlar

3.2.1 Baskın Olmayan Sıralama Genetik Algoritması - II

Baskın Olmayan Sıralama Genetik Algoritması II (a non-dominated sorting genetic algorithm - NSGA-II), çok amaçlı optimizasyon problemlerini çözmek için genetik algorithmaya dayalı en uygulanabilir ve öne sürülen algoritmalarından biridir. NSGA-II, nPop büyüklüğünde rastgele bir ana popülasyon üretmeye başlar. Birkaç ardışık nesil boyunca, bir popülasyonun amaç değerleri bir değerlendirme fonksiyonu kullanılarak değerlendirilir. Daha sonra, popülasyon pareto cepheleri oluşturmak için baskın olmayan sıralama prosedürüne göre sıralanır. Değerlendirilen popülasyonun her bir bireyi, baskın olmayan seviyesine eşit bir derece elde eder (1 en iyi seviyedir, 2 bir sonraki en iyi seviyedir, vb.), burada ilk cephe en küçük dereceye sahip bireyleri içerir, ikinci cephe ikinci dereceye sahip bireylere karşılık gelir, vb. Bir sonraki adımda, her cephedeki üyeler arasındaki kalabalık mesafesi doğrusal bir mesafe ölçütü ile hesaplanır. Kalabalık karşılaştırma operatörüne dayalı ikili turnuva seçim operatörü kullanıldığından, popülasyondaki her üyenin hem sıralamasını hem de kalabalıklaşma mesafesini hesaplamak gerekir. Bu seçim operatörünü kullanarak, popülasyondan önce iki üye seçilir. Daha sonra, eşit bir sıralamaya sahiplerse daha büyük kalabalıklaşma mesafesine sahip üye seçilir. Aksi takdirde, daha düşük sıralamaya sahip üye seçilir. Daha sonra, mevcut ve (nPop + n) büyüklüğündeki yeni popülasyondan oluşan bir popülasyon oluşturmak için seçim, çaprazlama ve mutasyon operatörleri kullanılarak n büyüklüğünde

yavrulardan oluşan yeni bir popülasyon oluşturulur. Son olarak, sıralama prosedürü kullanılarak tam nPop büyüklüğünde bir popülasyon elde edilir. Bu prosedürde, çözümler iki kez sıralanır: ilk olarak azalan sıradaki kalabalıklaşma mesafelerine göre, ikinci olarak artan sıradaki sıralamalarına göre. Yeni popülasyon, yukarıdaki adımları sırayla tekrarlayarak bir sonraki yeni yavruyu üretmek için kullanılır. Bu işlem, durdurma koşulu sağlanana kadar tekrarlanır (Pasandideh vd., 2015).

3.2.2 Baskın Olmayan Derecelendirme Genetik Algoritması

Baskın Olmayan Derecelendirme Genetik Algoritması (non-dominated ranking genetic algorithm - NRGGA), ebeveynleri seçmek ve onları çiftleşme havuzunda kopyalamak için seçim mekanizmasında istisna dışında NSGA-II'ye benzer şekilde çalışır. NRGGA; sıralama tabanlı rulet çarkı seçim operatörünü, cephelerden birinin önce temel rulet çarkı seçim operatörünü uygulayarak seçildiği pareto tabanlı bir popülasyon sıralama algoritmasıyla birleştirir. Daha sonra, aday cephesindeki bir çözüm aynı prosedürle seçilir. Bu nedenle, birinci cephenin en iyi baskın olmayan kümesine ait çözümlerin seçilme olasılıkları en yüksektir, çünkü ikinci cephenin bir kümesindeki çözümler daha az olasılıkla seçilir ve bu böyle devam eder (Pasandideh vd., 2015).

3.2.3 Baskın Olmayan Sıralama Genetik Algoritma - II ve Baskın Olmayan Derecelendirme Genetik Algoritma Karakteristikleri

3.2.3.1 Kodlama ve Kod Çözme

Kodlama prosedürü dolaylı bir değerlendirme yöntemi içermektedir. Bir kromozomun uygunluk değerini değerlendirme bu aşamada yapılmaktadır (Pasandideh vd., 2015).

3.2.3.2 Değerlendirme

Uygunluk fonksiyonu, her popülasyonun bireylerini farklı nesillerde değerlendirmek için tasarlanmıştır. Çok amaçlı evrimsel algoritma çoğu uygulamasında, bir hedef fonksiyon vektörü bir uygunluk fonksiyonu olarak kabul edilir. Ceza fonksiyonu ve uygunluk fonksiyonu vektörünün değerlendirilme şekli aşağıda gösterildiği gibidir (Pasandideh vd., 2015):

$$Ceza = E_1^2 + E_2^2 \text{ eğer birey } \notin \text{ uygulanabilir bölge} \quad (3.1)$$

0 eğer birey $\in$ uygulanabilir bölge

$$\text{Uygunluk fonksiyon vektörü} = \begin{cases} Z1 + Ceza \text{ fonksiyonu} \\ Z2 + Ceza \text{ fonksiyonu} \end{cases} \quad (3.2)$$

3.2.3.3 Çaprazlama Operatörü

Çaprazlama operatörü yeni bir çözüm alanını araştırır ve kromozom çiftlerini çiftleştirerek yavru adı verilen yeni çözümler üretme olanağı sağlar. Öncelik tabanlı kodlama, permütasyon kodlamasının bir alt kümesi olduğundan, bu çalışmada sıra çaprazlaması (OX) adı verilen uygun bir çaprazlama operatörü kullanılır ve burada önerilen kodlama gösterimine göre değiştirilir. Genlerin özelliklerini daha iyi bir şekilde eski haline getirmek için önerilen çözüm algoritmalarında uygulanır. Değiştirilmiş OX, ilk olarak mevcut popülasyonun bir çift kromozomunu Pc olasılığıyla seçmekle başlar. Daha sonra, bir kesme noktası ebeveyn matrisinin uzunluğu içinde rastgele seçilir ve matrisin ikinci boyutunda başka bir nokta seçilir. Değiştirilmiş OX operatörü kullanılarak yalnızca bir yavrunun üretildiğine dikkat edilmelidir (Pasandideh vd., 2015).

3.2.3.4 Mutasyon Operatörü

Yeni oluşturulan bir popülasyonun çeşitliliğini artırmak için, yeni çözüm alanlarını keşfetmek üzere mevcut popülasyondan yeni popülasyona hareket anında bir mutasyon operatörü devreye girer. Çeşitlilik daha iyi nihai çözüm bulmak için evrim ilkesine göre yapılan bir iyileştirmedir. Bir mutasyon operatörü kullanılarak, aday kromozomun birkaç geni, önceden belirlenmiş bir mutasyon olasılığı olan Pm'ye göre değerlerini değiştirmek üzere rastgele seçilir. Bir permütasyon kodlamasına dayanarak, mevcut bir çözümün mahallelerini üretebilen ters çevirme, kaydırma ve takas gibi farklı mutasyon operatörleri vardır (Pasandideh vd., 2015).

3.2.3.5 Durdurma Kriteri

Mutasyon ve aprazlama operatörleri kullanılarak yeni bir nesilde elde edilen özümüleri iyileştirmenin bir garantisi olmadığından, bir durdurma kriteri karşılandığında ok amaçlı bir evrimsel algoritmanın bir Pareto-optimal özüm kümesine yakınsadığı varsayılabilir (Pasandideh vd., 2015). Bu araştırmada, algoritmaları durdurmak için önceden belirlenmiş maksimum yineleme sayısı (N) dikkate alınmıştır.

3.2.4 Takviyeli Öğrenme

RL, takviyeli öğrenme anlamına gelmektedir. RL ne yapılacağını öğrenmektir; sayısal ödöl sinyalinin en üst düzeye ıkarmak için durumları eylemlere nasıl eşleyeceğini öğrenmektir. Ajana hangi eylemleri yapması gerektiği söylenmez, bunun yerine hangi eylemlerin en fazla ödöl verdiğini deneyerek keşfetmesi gerekir. En ilgin ve zorlayıcı durumlarda, eylemler yalnızca anlık ödöl deęil, aynı zamanda bir sonraki durumu ve bunun aracılığıyla tüm sonraki ödölle de etkileyebilir. Bu iki özellik deneme-yanılma araması ve gecikmeli ödöl RL'nin en önemli iki ayırt edici özelliğidir.

RL, makine öğrenimi alanındaki oęu güncel araştırmada incelenen öğrenme türü olan gözetimli öğrenmeden farklıdır. Gözetimli öğrenme, bilgili bir dıř denetleyici tarafından sağlanan etiketli örneklerden oluşan bir eğitim setinden öğrenmedir. Her örnek, bir durumun açıklaması ve sistemin o duruma karşı alması gereken doğru eylemin bir açıklamasıdır; bu genellikle durumun ait olduęu kategoriyi tanımlamaktır. Bu tür öğrenmenin amacı, sistemin tepkilerini ıkarsamak veya genelleştirmektir; böylece eğitim setinde bulunmayan durumlarda doğru şekilde hareket eder. Bu önemli bir öğrenme türüdür; ancak tek başına etkileşimden öğrenmek için yeterli deęildir. Etkileşimli problemlerde, hem doğru hem de etkenin hareket etmesi gereken tüm durumları temsil eden istenen davranış örnekleri elde etmek genellikle pratik deęildir. Keşfedilmemiş bir bölgede; öğrenmenin en faydalı olması beklenen yerde, etken kendi deneyiminden öğrenebilmelidir.

RL, makine öğrenimi araştırmacılarının gözetimsiz öğrenme olarak adlandırdığı, genellikle etiketlenmemiş veri koleksiyonlarında gizli yapıyı bulmakla ilgili olan şeyden de farklıdır. Doğru davranış örneklerine dayanmadığı için RL bir tür gözetimsiz öğrenme olarak düşünmek cazip gelse de, takviyeli öğrenme gizli yapıyı

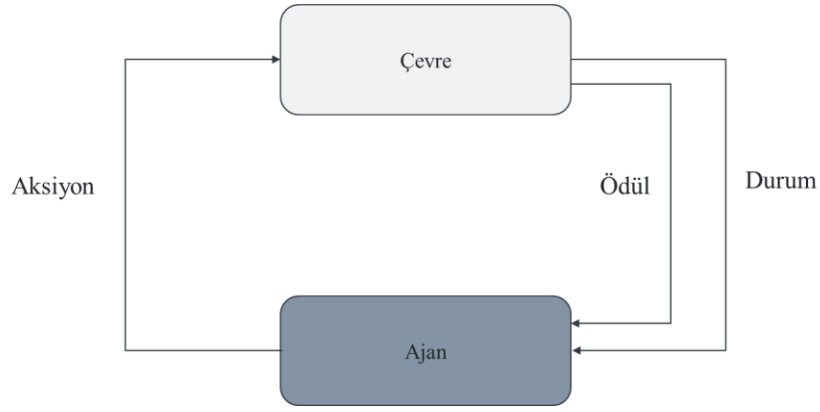
bulmaya çalışmak yerine bir ödül sinyalini maksimize etmeye çalışır. Bir etkenin deneyimindeki yapıyı ortaya çıkarmak RL’de kesinlikle yararlı olabilir, ancak kendi başına bir ödül sinyalini maksimize etme RL sorununu ele almaz.

Bu nedenle RL’yi, gözetimli öğrenme ve gözetimsiz öğrenme ve belki de diğer paradigmaların yanı sıra üçüncü bir makine öğrenme paradigması olarak görülmüştür (Sutton,1998).

RL, bir ortamla etkileşime girerek ortamın dinamiklerini öğrenmeyi amaçlayan ajan tabanlı makine öğrenme yöntemlerini ifade eder. Bu yöntemler, kümülatif ödül kavramını en üst düzeye çıkarmak için ardışık kararlar alır. RL algoritmaları esas olarak ajan, durum, eylem ve ödül öğelerinden oluşur.

RL yapısı, ajan çevreyle her etkileşime girdiğinde, ajanın kararının temeli olan bir durumu gözlemler. Bir sonraki adımda, ajan izlenen duruma göre hareket eder ve ardından eylemin sonucunu, yani ödülü gözlemlemeye devam eder. Bu döngü devam ettikçe, ajan çevrenin her durumunda daha iyi ödüller getiren eylemleri öğrenir. RL çerçevesini geliştirmek için, keşfet-kullan ikilemini göz önünde bulundurmak gerekir. Bu, deneyin başında daha fazla optimum olmayan eylemi denemek için ajanın ayarlanması gerektiği anlamına gelir, buna keşif denir. Daha sonra, ajan ortam hakkında daha fazla şey öğrendikçe daha iyi eylemler gerçekleştirir, buna kullan denir. Keşif, ajanın deneme yanılma yoluyla ortamın dinamiklerini anlamasını sağlar. RL akışı Şekil 3.1’de gösterildiği gibidir.

RL’nin karşılaştığı en büyük zorluklardan biri boyutluluk süreci'dir. Bu süreç, durumları veya eylemleri tam sayılara ayırmanın genellikle pratik olmadığı veya ters etki yarattığı gerçek dünya senaryolarıyla uğraşırken ortaya çıkar (Mohamadi vd., 2024).



Şekil 3.1 RL akışı (Sutton,1998)

3.3 Çok Ürünlü ve Çok Aşamalı Tedarik Zincirlerinde Stok Optimizasyonu Uygulaması

İlgili model Türkiye’de faaliyet gösteren dayanıklı tüketim yapan bir fabrikasında gerçek veriler ile uygulanmıştır. Yapılan literatür araştırmasında görülmüştür ki; çok amaçlı, çok ürünlü, çok aşamalı belirsiz talep ve belirsiz temin süresi karakteristiklerini tek bir yapı içinde barındıran optimizasyon uygulamasına literatürde rastlanmamıştır.

2. bölümde detaylı anlatıldığı üzere ürün grubu ve SKU bazında iki farklı veri seti ile sınıflandırma çalışması yapılmıştır. Sınıflandırmada en yüksek önem derecesine sahip olan 2 farklı ürün grubu optimizasyon çalışmasına konu edilmiştir. Modelin kesin çözümü için Python Gurobi kütüphanesi kullanılmıştır. Uygulamanın bundan sonraki aşamalarında NSGA-II, NREGA ve RL metotları kullanılmıştır. Tüm bu metotlar değerlendirilerek sektörel olarak en iyi metot üzerinde değerlendirmeler yapılmıştır. Uygulama öncesinde üzerine çalışılan tedarik zinciri modeli için matematiksel model bölüm 3.3.1’de detaylı olarak açıklanmıştır.

3.3.1 Matematiksel Model

Çok ürünlü, çok aşamalı tedarik zinciri optimizasyonu için kurulan matematiksel model aşağıdaki gibidir:

İndisler:

M üretim tesisi $\{m = 1, 2 \dots M\}$

J depo $\{j = 1, 2, \dots, J\}$

I müşteri $\{i = 1, 2, \dots, I\}$

K ürün $\{k = 1, 2, \dots, K\}$

T periyot $\{t = 1, 2, \dots, T\}$

Parametreler:

c_{mt}^k : Birim başına üretim maliyeti; ürün k , üretim tesisi m , zaman periyodu t için.

Ortalaması μc_{mt}^k ve standart sapması σc_{mt}^k

dp_{jmt}^k : Ürün k için üretim tesisi m 'den depo j 'ye t periyodu için birim taşıma maliyeti. Ortalaması μdp_{jmt}^k ve standart sapması σdp_{jmt}^k

ddj_{ijt}^k : Ürün k için depo j 'den müşteri i 'ye t periyodu için birim taşıma maliyeti. Ortalaması μddj_{ijt}^k ve standart sapması σddj_{ijt}^k

ca_{mt}^k : Ürün k üretim tesisi m periyot t için kurulum maliyeti. Ortalaması μca_{mt}^k ve standart sapması σca_{mt}^k

hp_{jt}^k : Ürün k depo j periyot t için elde bulundurma maliyeti. Ortalaması μhp_{jt}^k ve standart sapması σhp_{jt}^k

hd_{mt}^k : Ürün k üretim tesisi m periyot t için elde bulundurma maliyeti. Ortalaması μhd_{mt}^k ve standart sapması σhd_{mt}^k

cs_{it}^k : Ürün k müşteri i periyot t için eksik stok maliyeti. Ortalaması μcs_{it}^k ve standart sapması σcs_{it}^k

f_j : Depo j 'yi kullanma sabit maliyeti. Ortalaması μf_j ve standart sapması σf_j

pt_m^k : Ürün k üretim tesisi m , 1 ürün için üretilmesi için ihtiyaç duyulan zaman. Ortalaması μpt_m^k ve standart sapması σpt_m^k

a_m^k : Ürün k üretim tesisi m için kurulum süresi. Ortalaması μa_m^k ve standart sapması σa_m^k

tt_{mt} : Üretim tesisi m periyot t için total mevcut üretim süresi. Ortalaması μtt_{mt} ve standart sapması σtt_{mt}

wd_j^k : Ürün k depo j için total mevcut depo alanı (m^3)

wm_m^k : Ürün k üretim tesisi m için total fabrika alanı (m^3)

r_m^k : Ürün k üretim tesisi m için taşıma kapasitesi

dc_{it}^k : Ürün k müşteri i periyot t için stokastik talep. Ortalaması μdc_{it}^k ve standart sapması σdc_{it}^k

v_k : Ürün k'nın birim hacmi (m^3)

λ_{jt} : j deposunun t periyodundaki hata zamanını modellemek için kullanılan bir üstel dağılımın parametresi

l_o : Müşterilere gönderilen ürünlerin ortalama toplam sayısının yüzdelik oranının alt sınırı

u_p : Müşterilere gönderilen ürünlerin ortalama toplam sayısının yüzdelik oranının üst sınırı

z_α : Elde edilen çözümde α (1- α)% şans kısıtı için kullanılan standart normal dağılımın üst kritik noktası

tl_{mjt} : Üretim tesisi m'den depo j'ye periyot t için total mevcut taşıma süresi. Ortalaması μtl_{mjt} ve standart sapması σtl_{mjt}

lc_{mj}^k : Ürün k için üretim tesisi m'den depo j'ye stokastik temin süresi. Ortalaması μlc_{mj}^k ve standart sapması σlc_{mj}^k

t_{mj}^k : Ürün k için üretim tesisi m'den depo j'ye kamyon taşıma kapasitesi

Karar Değişkenleri:

z_{mt}^k : Eğer ürün k periyot t' de üretim tesisi m'de üretilirse 1; aksi halde 0

y_j : Eğer depo j kullanılırsa 1, aksi halde 0

q_{mt}^k : Ürün k üretim tesisi m periyot t için üretim miktarı

u_{jmt}^k : Ürün k periyot t için üretim tesisi m'den depo j'ye taşınan miktar

x_{ijt}^k : Ürün k periyot t için depo j' den müşteri i' ye taşınan miktar

$s_{i,t}^k$: Ürün k müşteri i periyot t için karşılanamayan sipariş miktarı

$l_{m,t}^k$: Ürün k üretim tesisi m için t dönem sonu stok miktarı

$l_{j,t}^k$: Ürün k depo j için t dönem sonu stok miktarı

Maliyet fonksiyonu Denklem (3.3)'te belirtildiği gibidir:

$$\begin{aligned}
F = & \sum_{j=1}^J f_j \cdot y_j + \sum_{t=1}^T \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^J dp_{jmt}^k \cdot u_{jmt}^k + \\
& \sum_{m=1}^M \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^K ca_{mt}^k \cdot z_{mt}^k + \sum_{j=1}^J \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^K hp_{jt}^k \cdot l_{j,t}^k + \\
& \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^J ddj_{ijt}^k \cdot x_{ijt}^k + \sum_{m=1}^M \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^K c_{mt}^k \cdot q_{mt}^k + \\
& \sum_{m=1}^M \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^K hd_{mt}^k \cdot l_{m,t}^k + \sum_{i=1}^I \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^K cs_{it}^k \cdot s_{it}^k
\end{aligned} \tag{3.3}$$

Müşteri taleplerinin belirsiz olduğu varsayıldığından, her müşteriye gönderilen bir ürünün miktarındaki kısıtlama ve bir dönemdeki müşterilerin karşılanamayan siparişleri, aşağıdaki şekilde gösterilen şans kısıtları olarak modellenenabilir:

$$Pr\left(\sum_{j=1}^J x_{ijt}^k \leq dc_{it}^k\right) \geq (1 - \alpha), \quad \forall t, i, k \tag{3.4}$$

$$s_{i,t}^k = E(s_{i,t-1}^k + dc_{it}^k - \sum_{j=1}^J x_{ijt}^k), \quad \forall i, k, t \tag{3.5}$$

Her tesisin ürün üretmek için ihtiyaç duyduğu kurulum ve üretim süreleri ile tesislerin toplam mevcut üretim süreleri rastgele değişkenler olduğundan başka bir şans kısıtlaması, her dönemde her tesis için ürünleri üretmek için gereken toplam süreyi modellemek için kullanılabilir. Benzer şekilde, her tesisin ürünü taşıması için gereken süre rastgele değişken olduğundan başka bir şans kısıtlaması, taşıma süresini modellemek için kullanılabilir. İlgili denklemler (3.6) ve (3.7)'de gösterildiği gibidir.

$$Pr\left(\sum_{k=1}^K pt_m^k \cdot q_{mt}^k + \sum_{k=1}^K a_m^k \cdot z_{mt}^k\right) \geq (1 - \alpha) \tag{3.6}$$

$$Pr\left(\sum_{k=1}^K (u_{jmt}^k / t_{mj}^k) \cdot lc_{mj}^k\right) \geq (1 - \alpha) \tag{3.7}$$

Daha sonra, stokastik optimizasyon modelinin deterministik eşdeğeri, aşağıdaki şekilde iki amaçlı tamsayı doğrusal olmayan programlamaya dönüşür.

Güncel Amaç Fonksiyonları:

Depo kullanmanın sabit maliyeti, üretim tesisi m'den depo j'ye taşınmanın maliyeti, üretim tesisi m'deki kurulum maliyeti, depo j'deki elde bulundurma maliyeti, depo j'den müşteri i'ye olan taşıma maliyeti, üretim tesisi m için üretim maliyeti, üretim tesisi m için elde bulundurma maliyeti, karşılanamayan sipariş maliyetlerinin toplamının, ortalamaları ve varyansları minimize edilmeye çalışılmaktadır. Denklem (3.8) ve (3.9)'da gösterilmiştir.

$$\begin{aligned}
 MINZ1 = & \sum_{j=1}^J \mu f_j \cdot y_j + \sum_{t=1}^T \sum_{m=1}^M \sum_{K=1}^K \sum_{j=1}^J \mu dp_{jmt}^k \cdot u_{jmt}^k + \\
 & \sum_{m=1}^M \sum_{t=1}^T \sum_{K=1}^K \mu ca_{mt}^k \cdot z_{mt}^k + \sum_{j=1}^J \sum_{t=1}^T \sum_{K=1}^K \mu hp_{jt}^k \cdot l_{j,t}^k + \\
 & \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^I \sum_{K=1}^K \sum_{j=1}^J \mu dd_{ijt}^k \cdot x_{ijt}^k + \sum_{m=1}^M \sum_{t=1}^T \sum_{K=1}^K \mu c_{mt}^k \cdot q_{m,t}^k + \\
 & \sum_{m=1}^M \sum_{t=1}^T \sum_{K=1}^K \mu hd_{mt}^k \cdot l_{m,t}^k + \sum_{i=1}^I \sum_{t=1}^T \sum_{K=1}^K \mu cs_{it}^k \cdot s_{it}^k
 \end{aligned} \tag{3.8}$$

$$\begin{aligned}
 MINZ2 = & \sum_{j=1}^J (\sigma f_j \cdot y_j)^2 + \sum_{t=1}^T \sum_{m=1}^M \sum_{K=1}^K \sum_{j=1}^J (\sigma dp_{jmt}^k \cdot u_{jmt}^k)^2 + \\
 & \sum_{t=1}^T \sum_{m=1}^M \sum_{K=1}^K (\sigma ca_{mt}^k \cdot z_{mt}^k)^2 + \sum_{j=1}^J \sum_{t=1}^T \sum_{K=1}^K (\sigma hp_{jt}^k \cdot l_{j,t}^k)^2 + \\
 & \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^I \sum_{K=1}^K \sum_{j=1}^J (\sigma dd_{ijt}^k \cdot x_{ijt}^k)^2 + \sum_{m=1}^M \sum_{t=1}^T \sum_{K=1}^K (\sigma c_{mt}^k \cdot q_{m,t}^k)^2 + \\
 & \sum_{m=1}^M \sum_{t=1}^T \sum_{K=1}^K (\sigma hd_{mt}^k \cdot l_{m,t}^k)^2 + \sum_{i=1}^I \sum_{t=1}^T \sum_{K=1}^K (\sigma cs_{it}^k \cdot s_{it}^k)^2
 \end{aligned} \tag{3.9}$$

Kısıtlar:

İhtiyaç duyulan üretim süresi ve kurulum süresinin toplamı, toplam kullanılabilir üretim süresinden küçük veya eşit olması gerektiğine dair kısıt Denklem (3.10)'da gösterilmiştir.

$$\begin{aligned}
 & (\sum_{k=1}^K \mu pt_m^k \cdot q_{mt}^k + \sum_{k=1}^K \mu a_m^k \cdot z_{mt}^k + (\sum_{k=1}^K \sigma pt_m^k \cdot q_{mt}^k)^2 + \\
 & \sum_{k=1}^K \sigma a_m^k \cdot z_{mt}^k)^{1/2} \cdot z_\alpha \leq \mu tt_{mt} \quad \forall m, t
 \end{aligned} \tag{3.10}$$

İhtiyaç duyulan taşıma süresi, toplam kullanılabilir taşıma süresinden küçük veya eşit olması gerektiğine dair kısıt Denklem (3.11)'de belirtilmiştir.

$$\begin{aligned}
 & \sum_{k=1}^K (u_{jmt}^k / t_{mj}^k) \cdot \mu lc_{mj}^k + (((\sum_{k=1}^K u_{jmt}^k / t_{mj}^k) \cdot \sigma lc_{mj}^k)^2 + \\
 & \sigma tl_{mt}^2)^{1/2} \cdot z_\alpha \leq \mu tl_{mj} \quad \forall j, m, t
 \end{aligned} \tag{3.11}$$

Üretim tesisi m'den depo j'ye taşınan ürünlerin alanı, toplam kullanılabilir depo alanından küçük veya eşit olması gerektiğine dair kısıt Denklem (3.12)'de belirtilmiştir.

$$\sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M v_k \cdot u_{jmt}^k \leq wd_j^k \cdot y_j \quad \forall j, t \quad (3.12)$$

Belirli bir müşteri için bir dönemde talep edilen ürün miktarının, o müşteriye gönderilen ürün miktarından büyük veya eşit olmasını sağlamaya çalışan kısıt Denklem (3.13)'te belirtilmiştir.

$$\sum_{j=1}^J x_{ijt}^k + \sigma dc_{it}^k \cdot Z_\alpha \leq \mu dc_{it}^k \quad \forall t, i, k \quad (3.13)$$

Dönem sonundaki depo j'deki ürünlerin alanı, toplam kullanılabilir depo alanını aşmaması veya eşit olması gerektiğine ait kısıt Denklem (3.14)'de gösterilmiştir.

$$\sum_{k=1}^K v_k \cdot l_{jt}^k \leq wd_j^k \cdot y_j \quad \forall j, t \quad (3.14)$$

Üretim tesisi m'den depo j'ye taşıma miktarı, üretim tesisi m'in taşıma kapasitesinden küçük veya eşit olması gerektiğine ait Denklem (3.15)'te gösterilmiştir.

$$\sum_{j=1}^J u_{jmt}^k \leq r_m^k \cdot z_{mt}^k \quad \forall k, t, m \quad (3.15)$$

Üretilen ürünlerin alanı, toplam kullanılabilir üretim tesisi alanın küçük veya eşit olması gerektiğine dair kısıt Denklem (3.16)'da belirtilmiştir.

$$\sum_{k=1}^K v_k \cdot q_{mt}^k \leq wm_m^k \quad \forall m, t \quad (3.16)$$

Üretim tesis m'in kapanış stoğu alanı, toplam kullanılabilir üretim tesisi alanından küçük veya eşit olması gerektiğine dair kısıt Denklem (3.17)'de belirtilmiştir.

$$\sum_{k=1}^K v_k \cdot l_{mt}^k \leq w m_m^k \quad \forall m, t \quad (3.17)$$

Müşteri taleplerine göre gönderilen ürünlerin toplam miktarı belirli alt ve üst sınır içinde olması gerektiğine dair kısıt Denklem (3.18)'de belirtilmiştir.

$$l_o \leq \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^J e^{-\lambda_j t} \cdot X_{ijt}^k \leq u_p \quad (3.18)$$

Bir önceki dönem depo kapanış stoğu, üretim tesisi m'den depo j'ye gelen miktar toplamından depo j'den müşteri i'ye sevk edilen ürünler çıkarıldığında depo kapanış stoğuna eşit olması gerektiğine dair kısıt Denklem (3.19)'da belirtilmiştir.

$$l_{jt}^k = l_{j,t-1}^k + \sum_{m=1}^M u_{jmt}^k - \sum_{i=1}^I x_{ijt}^k \quad \forall j, k, t \quad (3.19)$$

Bir önceki dönem üretim tesisi kapanış stoğu, üretilen miktar toplamından üretim tesisi m'den depo j'ye gönderilen miktar çıkarıldığında üretim tesisi kapanış stoğuna eşit olması gerektiğine dair kısıt Denklem (3.20)'de gösterilmiştir.

$$l_{m,t}^k = l_{m,t-1}^k + q_{mt}^k - \sum_{j=1}^J u_{jmt}^k, \quad \forall m, k, t \quad (3.20)$$

Bir önceki dönem karşılanamayan sipariş miktarı ve stokastik müşteri talebinin toplamından depo j'den müşteri i'ye gönderilen miktarın çıkarılması ile içinde bulunulan döneme ait karşılanamayan sipariş miktarı bulunması gerektiğine ait Denklem (3.21)'de gösterilmiştir.

$$s_{i,t}^k = s_{i,t-1}^k + \mu d c_{it}^k - \sum_{j=1}^J x_{ijt}^k \quad \forall i, k, t \quad (3.21)$$

İlgili üretim tesisinde üretim yapılıp/yapılmayacağı ve ilgili deponun kullanılıp kullanılmayacağı durumu 0 veya 1 olması gerektiğine dair kısıt Denklem (3.22)'de gösterilmiştir.

$$y_j, z_{mt}^k \in \{0,1\} \quad \forall m, j, k, t \quad (3.22)$$

Karar değişkenlerinin sıfırdan büyük olması gerektiğine dair kısıt Denklem (3.23)'te gösterilmiştir.

$$q_{mt}^k, l_{mt}^k, s_{it}^k, x_{ijt}^k, u_{jmt}^k, l_{jt}^k \geq 0 \quad \forall m, j, i, k, t \quad (3.23)$$

Matematiksel modelin ilk fazında Python Gurobi'de optimizasyon modeli çalıştırılmıştır.

Matematiksel modelin 2. fazında NSGA-II ve NREGA modelleri Python'da çalıştırılmıştır. Son fazda ise RL Python'da çalıştırılmıştır.

Tüm uygulamalar; 2 ürün, 2 fabrika, 5 müşteri, 2 depo, 12 zaman aralığı için çalıştırılmıştır.

3.3.2 Baskın Olmayan Sıralama Genetik Algoritması - II ve Baskın Olmayan Derecelendirme Genetik Algoritması Uygulamaları

Çok amaçlı, çok ürün, çok aşamalı tedarik zinciri yapısında ilk olarak NSGA-II ve NREGA uygulanmıştır. Genetik algoritma parametre aralıkları: nPop 25-100, Pc 0.6-0.99, Pm 0.01-0.4, N 25-100 şeklindedir. nPop, Pc, Pm, N parametreleri her kod çalıştırılmasında rastgele olarak seçilerek optimizasyon yapılmıştır. NSGA-II sonuçları Tablo 3.2'de, NREGA sonuçları Tablo 3.3'de gösterilmiştir.

Tablo 3.2 NSGA-II sonuçları

nPop	Pc	Pm	N	En İyi Sonuç
32	0.66	0.10	27	860284750,2
72	0.65	0.20	41	842944836,7
52	0.98	0.27	44	854793987,5
95	0.87	0.34	35	852277244
40	0.63	0.25	84	861883871,9
68	0.73	0.01	29	859567880,6
75	0.95	0.15	77	855921821,1
56	0.63	0.20	30	853178403,8

Tablo 3.2 NSGA-II sonuçları (devamı)

62	0.66	0.13	35	855879322,1
48	0.79	0.38	90	852300566,3
35	0.80	0.33	61	864547227,9
35	0.71	0.32	30	869565419,9
72	0.93	0.33	99	859137307,1
77	0.92	0.26	58	867025734,3
88	0.73	0.14	61	857874804,9
93	0.98	0.13	42	858422453,3
40	0.64	0.15	56	855375097,5
56	0.98	0.15	91	837115977,2
29	0.61	0.14	0	845666408,7
52	0.62	0.32	76	848257616,4
91	0.73	0.22	89	862140311,5
75	0.97	0.35	93	864293342,7
25	0.80	0.19	68	858712764
32	0.88	0.15	31	858606842
26	0.87	0.12	69	850731022,7
47	0.76	0.31	60	850054085,9
28	0.65	0.35	87	862380373,5
37	0.89	0.11	57	866461918,2
55	0.93	0.18	98	850487158,2
31	0.74	0.05	48	868545354,8

Tablo 3.3 NRGGA sonuçları

nPop	Pc	Pm	N	En İyi Sonuç
40	0.80	0.30	50	815995167,4
54	0.60	0.27	25	815985842,4
58	0.66	0.18	38	815985842,4
26	0.62	0.06	50	815985842,4
38	0.91	0.09	81	815985842,4
94	0.95	0.02	35	815985842,4
32	0.63	0.25	38	815985842,4
53	0.68	0.39	91	815985842,4
30	0.93	0.13	44	815985842,4
31	0.89	0.37	54	815985842,4
58	0.77	0.23	94	815985842,4
89	0.90	0.27	38	815985842,4
36	0.87	0.24	64	815981529,3
65	0.69	0.30	93	815985842,4
29	0.62	0.23	95	815985842,4
71	0.70	0.24	93	815985842,4
89	0.82	0.15	61	815996201,5
44	0.70	0.25	75	815985842,4

Tablo 3.3 NRGGA sonuçları (devamı)

39	0.89	0.17	59	815985842,4
31	0.63	0.13	93	815985842,4
42	0.71	0.05	91	815985842,4
34	0.97	0.04	40	815985842,4
50	0.65	0.12	35	815985842,4
73	0.60	0.03	81	815985842,4
41	0.75	0.31	53	815985842,4
85	0.78	0.22	57	816001125,8
37	0.79	0.33	91	815985842,4
91	0.78	0.27	32	815985842,4
55	0.70	0.37	39	815985842,4
58	0.74	0.11	81	815985842,4

Elde edilen sonuçlar genetik algoritma parametreleri olan nPop,Pm,Pc ve N için verilen aralıktan rastgele seçilerek sonuçlar elde edilmiştir. Bu rasgellelik etkisini azaltmak için “ızgara araması” tekniği kullanılarak genetik algoritma parametreleri için belli aralıklar arasında en iyi sonucu verecek parametre seti aranmıştır. Genetik algoritma parametreleri 3 ayrı gruba bölünmüş olup, Tablo 3.4’te gösterilmiştir.

Tablo 3.4 Genetik algoritma parametre seti

nPop	25	50	100
Pc	0,6	0,795	0,99
Pm	0,01	0,205	0,4
N	25	50	100

Tablo 3.5 Izgara araması ile NSGA-II ve NRGGA sonuçları

	nPo p	Pc	P m	N	Yeni Sonuç (Izgara araması)	Eski Sonuç	% Fark
NRGA	25	0,6	0,4	2			
NSGA-II	25	0,9	0,4	5	811.205.532	815.981.529	-1%
		9		2	727.458.742	837.115.977	-13%

Izgara araması, ayarlanacak K hiperparametre verildiğinde, hiperparametre i ($i = 1$ ile K) için N_i değerleri önce seçilmektedir. Daha sonra, bu değerlerin tüm kombinasyonları birleştirilerek K boyutlu bir ızgara oluşturulur. Izgara toplamda $\prod_{i=1}^K N_i$ eleman içerir ve her biri hiperparametre ayarlama bir deneme oluşturur. Izgara araması, uygulama ve paralelleştirmedeki basitliği ve düşük

boyutlu uzayda güvenilirliği ve ayarlama sonuçlarının tekrarlanabilirliği nedeniyle yaygın olarak kullanılır (Quan, 2024).

Hiperparametre ayarı için “ızgara araması” kullanılarak ve kullanılmadan NRGGA ve NSGA-II'nin performansı değerlendirilir. Popülasyon boyutu, çaprazlama olasılığı ve mutasyon oranı gibi temel parametreleri optimize etmek için ızgara araması, bu algoritmaların performans çıktıları üzerinde açık bir etki göstermektedir.

NRGA için, ızgara araması ile sonuç 811.205.532 TL iken, ızgara araması olmadan sonuç 815.981.529 TL olup yalnızca %1'lik bir iyileşme göstermektedir. Bu fark, NRGGA'nın performansının nispeten istikrarlı olduğunu ve hassas hiperparametre ayarına daha az duyarlı olduğunu göstermektedir. Izgara araması ile elde edilen hafif performans artışı, ayarlamanın sonuçları iyileştirebilmesine rağmen algoritmanın kendisinin parametre değerlerindeki değişikliklere karşı doğal olarak dayanıklı olduğunu göstermektedir.

Buna karşılık, NSGA-II, ızgara araması uygulandığında önemli bir iyileşme göstermiştir. Izgara araması ile elde edilen sonuç, ızgara araması olmadan elde edilen 837.115.977 TL'ye kıyasla 727.458.742 TL'dir ve bu da önemli bir %13'lük iyileştirmeyi temsil eder. Bu, NSGA-II'nin performansını optimize etmede hiperparametre ayarının kritik rolünü vurgular. Sonuçlar, NSGA-II'nin dikkatlice ayarlanmış parametrelerden önemli ölçüde yararlandığını ve ızgara araması verimliliğini ve etkinliğini artırmak için değerli bir araç haline getirdiğini göstermektedir.

Özetle, bulgular, NRGGA'nın hiperparametre ayarından minimum kazanımlarla sağlamlık sergilerken, NSGA-II'nin ızgara araması ile önemli performans iyileştirmeleri elde ettiğini ve daha gelişmiş algoritmalar için ayarlamanın önemini gösterdiğini vurgulamaktadır. Bu sonuçlar, hiperparametre optimizasyonunun evrimsel algoritmalarındaki rolüne ilişkin değerli içgörüler sağlamıştır.

3.3.3 Takviyeli Öğrenme Uygulaması

Çalışılan matematiksel modelde çok aşamalı, çok ürünlü tedarik zinciri yönetimi problemine RL yaklaşımıyla çözüm getirmesi amaçlanmıştır. RL'nin temel unsurları aşağıdaki gibidir:

- **Ajan:** Tedarik zinciri kararlarını alan bir simülasyon modeli.

- **Çevre:** Çalışılan tedarik zincirini bir RL ortamı olarak tanımlamaktadır. Bu ortam, üretim, taşıma ve stok operasyonlarını kapsar.
- **Durum Uzayı:** Çevrenin mevcut durumu; müşteri talepleri ve depo stok seviyelerinin bir birleşimidir. Bu durum, ajan tarafından gözlemlenerek bir sonraki adım için karar alınır.
- **Aksiyon:** Tedarik zincirinin her aşamasında alınacak kararları içerir. Optimizasyon modelindeki karar değişkenleri RL’de “aksiyon” olarak ifade edilmektedir. Üretim miktarları, taşıma miktarları, stok seviyeleri ve depo kullanımı gibi kararlar bu alanda verilmiştir.
- **Ödül:** Ajanın performansı, toplam maliyetin negatifine eşit olan bir ödül fonksiyonuyla değerlendirilir. Daha düşük maliyetler, daha yüksek ödüllerle sonuçlanır.

Ajan-çevre etkileşimi, bu modelde step fonksiyonu aracılığıyla gerçekleştirilmiştir. Ajan, mevcut durumdaki talep, stok ve taşıma kapasitesi gibi bilgileri göz önünde bulundurarak aksiyon alır. Çevre bu aksiyonu işleyerek:

1. Maliyetleri ve kısıt ihlallerini hesaplar.
2. Yeni durumu ve ödülü belirler.
3. Eğer tüm müşteri talepleri karşılanmışsa simülasyonu sonlandırır.

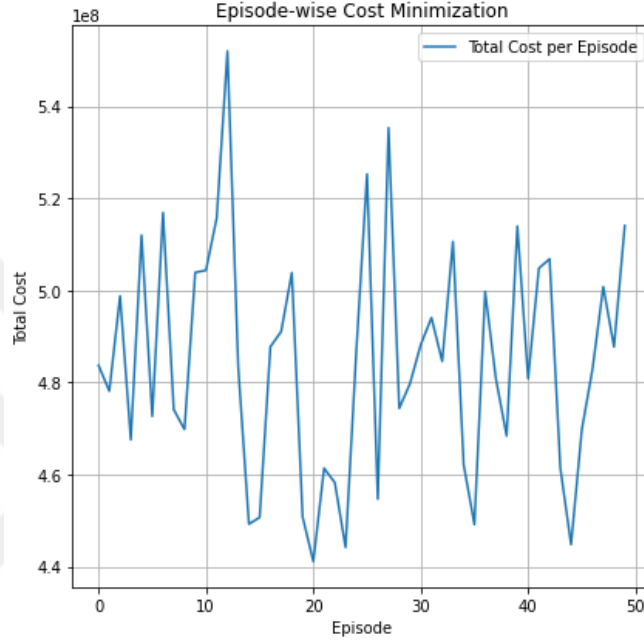
Bu süreç, ajan için sürekli bir öğrenme döngüsü oluşturur. Amaç, ajanı eğiterek zamanla en düşük maliyet yani en yüksek ödül sağlayan kararları almayı öğretmektir.

Ödül fonksiyonu, RL modelinin başarısını doğrudan etkileyen en kritik bileşenlerden biridir. Bu modelde ödül, toplam maliyetin negatifine eşittir.

Matematiksel modeldeki kısıtların ihlalinde ceza puanı uygulanmıştır.

- **Kapasite Kısıtları:** Fabrika üretim kapasitesi, depo stok hacmi ve taşıma süreleri gibi fiziksel kısıtlar
- **Denklik ve Stok Dengesi Kısıtları:** Üretimden taşımaya ve depolamaya kadar, stok dengesi kontrol edilmiştir. Örneğin, bir dönemin kapanış stokları ile üretim ve taşıma miktarlarının toplamı tutarlı olmalıdır.

- İkili ve Sınır Kısıtları: Karar değişkenleri sıfırdan büyük olmalıdır. Depo kullanma ve ürünün fabrikada üretilip/üretilmeme durumu 0 veya 1 olarak ifade edilmiştir. Kısıtların ihlali durumunda ceza uygulanarak toplam maliyet artırılır ve ödül düşürülür. Bu durum, ajanı, kısıtları ihlal etmeden en iyi çözümü bulmaya teşvik eder. RL maliyet minimizasyonu optimizasyon sonucu 427.023.876,58 TL şeklindedir.



Şekil 3.2 RL prosesi

3.3.4 Optimizasyon Metotlarının Karşılaştırılması ve Değerlendirilmesi

Kesin çözüm, NSGA-II, NRGGA ve RL metotlarının karşılaştırması Tablo 3.6'da olduğu gibidir. MAPE ve SMAPE hesaplamalarında kıyaslama kesin çözüme göre yapılmış olup, sapma değerleri kesin çözüme göre sapmayı belirtmektedir.

Bu bölümde; kesin çözüm, NRGGA, NSGA-II ve RL dahil olmak üzere optimizasyon yöntemlerinin karşılaştırmalı performansına ilişkin içgörüler sağlanmaktadır. Bu yöntemler, çözüm etkilerini anlamak için referans "Kesin Çözüm"e göre değerlendirilmiştir.

İlk veri setinden, ızgara araması NSGA-II'nin performansını önemli ölçüde etkilediği, hedef fonksiyon değerini 837.115.977 TL'den 727.458.742 TL'ye düşürdüğü ve dikkate değer bir %13'lük iyileştirmeye işaret ettiği açıktır. NRGGA için, ızgara araması etkisi daha az belirgindir ve hedef değerde yalnızca %1'lik bir iyileştirme vardır. Bu, NRGGA'nın sağlam ve hiperparametre değişikliklerine karşı

nispeten daha az duyarlı olmasına rağmen, NSGA-II'nin optimum performansa ulaşmak için hassas ayarlamaya büyük ölçüde güvendiğini göstermektedir.

Metotların karşılaştırılması için, sapmaları hesaplanacaktır (Akdoğan, 2023).

Sapma hesabı için ortalama mutlak yüzde hata (Mean absolute percentage error - MAPE) ve simetrik ortalama mutlak yüzde hata (Symmetric mean absolute percentage error – SMAPE) kullanılmıştır. MAPE formülü Denklem (3.24)'te verilmektedir (Zaki ve Annuar, 2025):

$$\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_{Gerçekleşen} - F_{Tahmin}}{A_{Gerçekleşen}} \right| \quad (3.24)$$

SMAPE formülü Denklem (3.25)'te verilmektedir (Lu vd. 2025):

$$\frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|X_{gerçekleşen} - X_{Tahmin}|}{(|X_{gerçekleşen} + X_{Tahmin}|)/2} \quad (3.25)$$

Kesin çözüm için minimum değer, bir kıyaslama noktası görevi gören 365.995.000 TL'dir. RL, %14,29'luk bir MAPE ve %15,39'luk bir SMAPE ile kesin çözüme en yakın bir değer olan 427.023.877 TL değerine ulaşır. Bu sonuçlar, RL'nin yüksek doğruluk ve verimlilikle çözümler sunma yeteneğini vurgular. Öte yandan, ızgara araması sonrası NSGA-II ve NRGGA, sırasıyla %49,69 ve %54,88'lik MAPE değerleri ile daha yüksek sapmalar göstermektedir. Bu, evrimsel algoritmaların çözüm alanını keşfetmede etkili olsalar da, bu bağlamda RL'nin hassasiyetine ulaşmakta zorlanabileceklerini göstermektedir.

RL, kesin çözüme göre minimum hata ile oldukça doğru bir yaklaşım olarak ortaya çıkarmakta ve bu da onu hassasiyet gerektiren problemler için umut vadeden bir aday haline getirmektedir. NSGA-II ve NRGGA, özellikle NSGA-II durumunda hiperparametre ayarlaması yoluyla iyileştirme potansiyeli olan rekabetçi bir performans sunmaktadır. Bu çalışma, problemin özel gereksinimlerine ve doğruluk ile hesaplama verimliliği arasındaki istenen dengeye dayalı olarak uygun optimizasyon tekniğinin seçilmesinin önemini vurgulamaktadır.

Sonuç olarak, RL en umut verici ve pratik yaklaşım olarak güçlü bir şekilde desteklenmektedir. Neredeyse optimum sonuçlara ulaşma yeteneği, onu özellikle zaman, kaynaklar veya ölçeklenebilirliğin kritik hususlar olduğu sorunlar için kesin çözüme oldukça etkili bir alternatif olarak konumlandırır. Kesin çözüm doğruluk için üst düzey sonuçlar sunarken, RL gerçek dünya uygulamaları için çok daha uygulanabilir bir çözüm sunduğu açıktır. Sonuç olarak, bu analiz, RL'nin yalnızca sağlam bir optimizasyon aracı olarak değil, aynı zamanda pratik verimlilik için büyük avantajlar sağlayabilen bir yöntem olarak potansiyeli gösterilmektedir. MAPE ve SMAPE hesaplamalarında kıyaslama kesin çözüme göre yapılmış olup, sapma değerleri kesin çözüme göre sapmayı belirtmektedir.

Tablo 3.6 Optimizasyon metotlarının karşılaştırılması

SMAPE		MAPE			Maliyet Minimasyonu Sonuçları				N
		DRL	NRGA	NSGA-II	DRL	NRGA	NSGA	DRL	Kesin Çözüm
15,4	76,1	80,6	14,3	55,15	57,46	815.995.167	860.284.750	427.023.877	365.995.000
15,4	76,1	78,9	14,3	55,15	56,58	815.985.842	842.944.837	427.023.877	365.995.000
15,4	76,1	80,1	14,3	55,15	57,18	815.985.842	854.793.988	427.023.877	365.995.000
15,4	76,1	79,8	14,3	55,15	57,06	815.985.842	852.277.244	427.023.877	365.995.000
15,4	76,1	80,8	14,3	55,15	57,54	815.985.842	861.883.872	427.023.877	365.995.000
15,4	76,1	80,5	14,3	55,15	57,42	815.985.842	859.567.881	427.023.877	365.995.000
15,4	76,1	80,2	14,3	55,15	57,24	815.985.842	855.921.821	427.023.877	365.995.000
15,4	76,1	79,9	14,3	55,15	57,1	815.985.842	853.178.404	427.023.877	365.995.000
15,4	76,1	80,2	14,3	55,15	57,24	815.985.842	855.879.322	427.023.877	365.995.000
15,4	76,1	79,8	14,3	55,15	57,06	815.985.842	852.300.566	427.023.877	365.995.000
15,4	76,1	81	14,3	55,15	57,67	815.985.842	864.547.228	427.023.877	365.995.000
15,4	76,1	81,5	14,3	55,15	57,91	815.985.842	869.565.420	427.023.877	365.995.000
15,4	76,1	80,5	14,3	55,15	57,4	815.981.529	859.137.307	427.023.877	365.995.000
15,4	76,1	81,3	14,3	55,15	57,79	815.985.842	867.025.734	427.023.877	365.995.000
15,4	76,1	80,4	14,3	55,15	57,34	815.985.842	857.874.805	427.023.877	365.995.000
15,4	76,1	80,4	14,3	55,15	57,36	815.985.842	858.422.453	427.023.877	365.995.000

Tablo 3.6 Optimizasyon metotlarının karşılaştırılması (devamı)

SMAPE			MAPE			Maliyet Minimizasyonu Sonuçları				
DRL	NRGA	NSGA-II	DRL	NRGA	NSGA-II	NRGA	NSGA	DRL	Kesin Çözüm	N
15,4	76,1	80,1	14,3	55,15	57,21	815.996.202	855.375.098	427.023.877	365.995.000	17
15,4	76,1	78,3	14,3	55,15	56,28	815.985.842	837.115.977	427.023.877	365.995.000	18
15,4	76,1	79,2	14,3	55,15	56,72	815.985.842	845.666.409	427.023.877	365.995.000	19
15,4	76,1	79,4	14,3	55,15	56,85	815.985.842	848.257.616	427.023.877	365.995.000	20
15,4	76,1	80,8	14,3	55,15	57,55	815.985.842	862.140.312	427.023.877	365.995.000	21
15,4	76,1	81	14,3	55,15	57,65	815.985.842	864.293.343	427.023.877	365.995.000	22
15,4	76,1	80,5	14,3	55,15	57,38	815.985.842	858.712.764	427.023.877	365.995.000	23
15,4	76,1	80,5	14,3	55,15	57,37	815.985.842	858.606.842	427.023.877	365.995.000	24
15,4	76,1	79,7	14,3	55,15	56,98	815.985.842	850.731.023	427.023.877	365.995.000	25
15,4	76,1	79,6	14,3	55,15	56,94	816.001.126	850.054.086	427.023.877	365.995.000	26
15,4	76,1	80,8	14,3	55,15	57,56	815.985.842	862.380.373	427.023.877	365.995.000	27
15,4	76,1	81,2	14,3	55,15	57,76	815.985.842	866.461.918	427.023.877	365.995.000	28
15,4	76,1	79,7	14,3	55,15	56,97	815.985.842	850.487.158	427.023.877	365.995.000	29
15,4	76,1	81,4	14,3	55,15	57,86	815.985.842	868.545.355	427.023.877	365.995.000	30
15,4	76,1	80,27	14,3	55,15	57,28	815.981.529	837.115.977	427.023.877	365.995.000	Min

Tablo 3.7’de maliyet minimizasyonu sonucu oluşan Z1 ve Z2 değerleri paylaşılmıştır.

Tablo 3.7 Z1 ve Z2 Sonuçları

Kesin Çözüm		2 Ürün Grubu				Takviyeli Öğrenme		4 Ürün Grubu	
		NSGA-II		NRGA				Takviyeli Öğrenme	
Z1	Z2	Z1	Z2	Z1	Z2	Z1	Z2	Z1	Z2
365.9							6.405.	905.8	30.617
95.00	35.5	727.45	12.974.327	811.20	13.764.947	427.02	358.1	03.04	.611.9
0	99	8.742	.182	5.532	.111	3.877	49	7	51

4.1 Yapay Zeka Kümeleme – Autoencoder Hibrit Metodunun Değerlendirilmesi

2. bölümde detaylıca açıklanan YZ kümeleme ve AE ile hibrit edilen yeni (AE-CL) metodu, stok sınıflandırma çalışmaları için yeni bir yöntem sunmaktadır. Bu çalışma, dayanıklı tüketim sektöründe faaliyet gösteren bir şirketin gerçek verileriyle yürütülmüş olup, yeni bir yöntem sunulmuştur. Şirketlerin rekabet gücünü önemli ölçüde etkileyen maliyet yönetimi için tedarik zinciri maliyetleri dikkat çekmektedir. Tedarik zinciri maliyet kalemleri arasında en önemli maliyetlerden biri stoktur ve stoğun etkin yönetimi maliyet yönetimi açısından oldukça kritiktir. Stok yönetiminin etkili olabilmesi için stok sınıflandırmasının doğru, pratik ve hızlı sonuçlar sağlayabilmesi gerekmektedir. Bu çalışmada, literatürdeki boşluğu doldurmak üzere bu ihtiyaçlara hizmet eden yeni bir model sunulmuştur.

Bu çalışmada farklı boyutlarda iki veri seti kullanılmış olup, daha büyük veri setlerinin stok sınıflandırması için silhouette puanı açısından iyi sonuçlar sağladığı kanıtlanmıştır. Bu sebeple final kıyaslaması daha büyük olan SKU bazlı veri seti (6.032 SKU) üzerinden yapılmıştır. Aşağıda belirtilen sonuçlar SKU bazlı veri setinin sonuçlarıdır.

İlk olarak YZ kümeleme yöntemleri AE ile hibrit edilmeden (WAE-CL) çalıştırılmıştır. Daha büyük veri seti olan SKU bazlı veri seti (6.032 SKU) için K-Ortalamalar, gauss karışımı, birleştirici hiyerarşik kümeleme ve spektral kümeleme olan YZ kümeleme yöntemleri kullanılmış ve “birleştirici hiyerarşik kümeleme”nin

0,8781 silhouette puanı ile en iyi sonucu verdiđi belirlenmiřtir. Stok sınıflandırma alanında kullanılan YZ yöntemleri arasında çođunlukla K-Ortalamlar bulunmaktadır. Bu alıřma, gauss karıřımı, birleřtirici hiyerarřik kümeleme ve spektral kümeleme yöntemlerini kullanarak karřılařtırmalar yapması aısından stok sınıflandırma alıřmalarına katkıda bulunmaktadır.

Bir sonraki ařamada, YZ kümeleme yöntemleri stok sınıflandırması iin AE ile hibrit edilerek yeni bir yöntem geliřtirilmiřtir. SKU bazlı veri seti iin silhouette puanı aısından karřılařtırıldıđında “birleřtirici hiyerarřik kümeleme” ile hibrit edilmiř AE (AE-CL) 0,9378 silhouette puanı ile en iyi sonuları vermektedir. Bu yöntem literatüre daha önce kullanılmamıř yeni bir yöntemdir.

alıřmanın üçüncü ařamasında, stok sınıflandırması iin FCM kullanılmıř ve üç yöntemin sonuları karřılařtırılmıřtır.

WAE-CL, AE-CL ve FCM karřılařtırıldıđında, önerilen YZ kümeleme ve AE hibrit metodu (AE-CL) en iyi sonucu vermektedir. AE-CL'nin alıřma süresi WAE-CL'den daha uzun olmasına rađmen, karar vericiler iin daha yüksek dođruluđa sahip olması ve daha pratik sonular sunması sebebi ile stok sınıflandırma alıřmalarına yeni bir soluk getirmiřtir.

Gelecek alıřmalarda, bu alıřmada önerilen yöntem farklı sektörlerde (örneđin otomotiv, demir-elik ve e-ticaret vs.) test edilerek modelin geçerliliđinin diđer alanlara genişletilebilmesi sađlanabilir. AE hibrit metot stok sınıflandırması alanında ok daha iyi sonular verdiđinden, sonular farklı YZ yöntemleriyle hibrit edilerek karřılařtırılabilir.

4.2 Optimizasyon Problemlerinde Takviyeli Öđrenme Metodunun Deđerlendirilmesi

İlgili verilerin analizi ile, RL, performans dođruluđu ve kesin özümüne yaklařım aısından NREGA ve NSGA-II'ye kıyasla açık üstünlük göstermektedir. RL, 365.995.000 TL'lik kesin özümüne önemli ölçüde daha yakın olan 427.023.877 TL'lik bir özümüne ulařmıřtır. Bu yüksek dođruluk düzeyi, RL'nin %14,29'luk MAPE ve %15,39'luk SMAPE elde etmesiyle desteklenmektedir. Bu deđerler, RL'nin NREGA ve NSGA-II ile karřılařtırıldıđında hassas sonular sunma

yeteneğini vurgular; NSGA-II ve NRGGA sırasıyla önemli ölçüde daha yüksek MAPE'ye (%49,69 ve %54,88) sahiptirler.

Sonuçlardan görüldüğü üzere, RL'nin temel avantajlarından biri, ajan tabanlı çerçevesinde yatmaktadır. RL ajanları, ortamla etkileşime girerek ve karar alma stratejilerini yinelemeli olarak iyileştirerek en uygun politikaları öğrenir. Önceden tanımlanmış sezgisel yöntemlere dayanan veya kapsamlı hiperparametre ayarlaması gerektiren NRGGA ve NSGA-II gibi geleneksel yöntemlerinin aksine, RL dinamik ve otonom bir şekilde adapte olur. Bu esneklik, RL'nin karmaşık ortamlarda geleneksel algoritmalarından daha iyi performans göstermesini sağlar.

Sonuçlar ayrıca RL'nin en uygun çözümleri keşfetme ve bunlara doğru yakınsama konusundaki verimliliğini vurgular. NRGGA ve NSGA-II çözümleri kesin çözümden önemli ölçüde saparken, RL optimum sonucu tahmin etmede üstün bir yetenek göstermektedir. Bu, RL'nin çok boyutlu ve dinamik problem alanlarını ele almadaki gücünü göstermektedir.

Sonuç olarak, RL bu analizde güvenilir ve etkili optimizasyon tekniği olarak öne çıkmaktadır. Kesin çözüme daha yakın sonuçlar sunma yeteneği, uyarlanabilirliği ve öğrenmeye dayalı yaklaşımıyla birleştiğinde, onu NRGGA ve NSGA-II'ye göre dayanıklı tüketim sektöründe stok optimizasyonu için üstün bir seçenek haline getirmektedir. Veriler, RL'nin karmaşık optimizasyon problemlerini verimlilik ve çözme potansiyelini açıkça vurgulayarak onu gerçek dünya uygulamaları için değerli bir yöntem haline getirmektedir.

5.1 Çalışmanın Sonuçları ve Genel Değerlendirme

Bu tezde, çok kapsamlı tedarik zinciri yapısında bütünsel olarak stok yönetimi modeli geliştirilmeye çalışılmıştır. Bu kapsamda ele alınacak tedarik zincirinin özellikleri, çok aşamalı (3 aşama) ve çok ürünlü şeklindedir. Tezin amacı, bu özelliklere sahip karmaşık tedarik zinciri yapısında son müşteri odaklı, stok yönetim modeli geliştirmektir. Bunun için stok yönetiminin ilk ve en önemli adımlarından biri olan “stok sınıflandırma” konusu üzerine çalışılması hedeflenmiştir. Buradaki amaç gerçek hayat problemlerine çözüm sunan, daha doğru sonuçlar veren ve daha pratik bir metodu literatüre sunmaktır. Doğru stok sınıflandırmanın ardından 2. aşama olarak stok sınıflandırma sonuçlarına göre “stok optimizasyonu” yapmak bir diğer öncelikli amaçtır. Hem stok sınıflandırma için hem de stok optimizasyonu için detaylı literatür taramaları yapılmış olup, literatürdeki boşluklar tespit edilmiştir. Bu boşlukları hedef alacak şekilde çalışmalar şekillendirilmiştir.

Çok aşamalı ve çok ürünlü olacak şekilde stok yönetimi üstüne olan çalışmalar literatürde detaylıca incelenmiştir. Detaylı literatür araştırması sonucu, çok aşamalı tedarik zinciri çalışmalarında stok sınıflandırma çalışmasının yapılması ve buna ilave olarak hem çok amaçlı hem çok ürünlü bir yapı altında çalışma oranı oldukça düşüktür. Bu bütünsel bakış açısına sahip olarak; çok aşamalı, çok ürünlü tedarik zincirinde stok sınıflandırması sonucuna göre çok amaçlı bir optimizasyon çalışması yapılmıştır.

Stok sınıflandırma çalışması 2 farklı veri seti (SKU bazlı ve ürün grubu bazlı) üzerinde yapılmıştır. Uygulanan tüm metotlar 2 farklı veri setine uygulanmıştır ve 6.032 adet SKU’ya sahip büyük veri setinin daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

Bu sebeple kıyaslamalar SKU bazlı veri seti üzerinden yapılmıştır. İlk olarak YZ kümeleme metotları AE ile hibrit edilmeden (WAE-CL) çalıştırılmıştır. Stok sınıflandırma çalışmasının ilk aşamasında, K-Ortalamlar, gauss karışımı, birleştirici hiyerarşik kümeleme ve spektral kümeleme olan YZ kümeleme yöntemleri kullanılmış ve “birleştirici hiyerarşik kümeleme”nin en iyi sonucu verdiği belirlenmiştir. Stok sınıflandırma alanında kullanılan YZ yöntemi olarak çoğunlukla K-Ortalamlar kullanılmaktadır. Bu çalışma, gauss karışımı, birleştirici hiyerarşik kümeleme ve spektral kümeleme yöntemlerini kullanarak karşılaştırmalar yapması açısından stok sınıflandırma çalışmalarında farklı YZ kümeleme metotlarına dair detaylı değerlendirmeler yaparak yeni bir bakış açısı sunmaktadır.

Stok sınıflandırmanın ikinci aşamasında, YZ kümeleme yöntemleri AE ile hibrit edilerek literatürde olmayan yeni bir yöntem (AE-CL) geliştirilmiştir. Silhouette puanı açısından karşılaştırıldığında AE-CL en iyi sonuçları vermektedir. AE-CL kendi içinde karşılaştırıldığında, birleştirici hiyerarşik kümeleme ile hibrit edilmiş AE en iyi sonuçları vermekte ve stok sınıflandırması için şiddetle tavsiye edilmektedir. Bu yöntem literatüre daha önce kullanılmamış yeni bir yöntemdir. AE ile hibrit edilmiş YZ kümeleme yöntemleri, AE-CL, literatüre yeni bir bakış açısı kazandırmıştır.

Çalışmanın üçüncü aşamasında, stok sınıflandırması için FCM kullanılmış ve üç yöntemin sonuçları karşılaştırılmıştır.

Büyük veri seti daha iyi sonuçlar verdiği için, detaylı karşılaştırma büyük veri seti ile devam ettirilmektedir. Birleştirici hiyerarşik kümeleme, büyük veri seti için hem WAE-CL hem de AE-CL yöntemleri için en iyi sonuçları verdiği için, birleştirici hiyerarşik kümeleme son karşılaştırmaya dahil edilmektedir. Bu yöntemleri karşılaştırdığımızda, AE-CL, WAE-CL ve FCM için silhouette puanları sırasıyla şu şekildedir: 0,9378, 0,8781 ve 0,523. Ve küme sayıları dört, altı ve ikidir. Modellerin çalışma süreleri karşılaştırıldığında, sırasıyla 28,57 s, 22,54 s ve 1,79 s'dir. Silhouette puanı dikkate alındığında, en iyi yöntem önerilen YZ kümeleme yöntemlerinin AE ile hibrit edildiği yeni AE-CL yöntemidir. Ayrıca, birleştirici hiyerarşik kümeleme, kümeleme yöntemleri arasında en hızlı yöntem olduğu için daha avantajlı olmaya devam etmektedir. Dayanıklı tüketim sektöründe yeni önerilen AE ile hibritlenmiş birleştirici hiyerarşik kümeleme, stok sınıflandırmada

en iyi sonuçları vermiştir. Dayanıklı tüketim sektöründe +6000 veri ile çalışmalarda kullanılması tavsiye edilmektedir.

WAE-CL, AE-CL ve FCM karşılaştırıldığında, önerilen AE-CL yöntemi en iyi sonucu vermektedir. AE-CL'nin çalışma süresi WAE-CL'den daha uzun olmasına rağmen, karar vericiler için daha yüksek silhouette puanına sahip olması ve daha pratik sonuçlar sunduğu için stok sınıflandırma çalışmalarına yeni bir soluk getirmiştir. AE hibrit edilmiş YZ kümeleme yöntemleri (AE-CL) literatüre kazandırılan yeni bir metottur.

Bu tezin 2. fazı stok optimizasyonudur. Stok sınıflandırma sonuçlarına göre çıkan ilk öncelikli ürün grupları için stok optimizasyon çalışması yürütülmüştür. Stok optimizasyonun ilk adımında çok amaçlı, çok ürünlü, çok aşamalı tedarik zinciri yapısı için matematiksel model kurulmuştur. Model 2 amaçlı olup 14 farklı kısıta sahiptir. Bu 14 kısıt; üretim süresi, temin süresi, depo hacmi, talep, taşıma kapasitesi, fabrika hacmi, depo kapanış stoklarının hacmi, fabrika kapanış stoklarının hacmi, müşteriye gönderilen ürünlerin alt ve üst sınırı, depo kapanış stok adedi, fabrika kapanış stoğu adedi, karşılanamayan sipariş miktarı, deponun kullanılıp/kullanılmadığı, karar değişkenlerinin sıfırdan büyük olması şeklindedir. Bu matematiksel modeldeki en önemli kısımlardan biri talebin ve temin süresinin “belirsiz” olarak ele alınmasıdır. Çok amaçlı, 14 kısıtlı ve belirsizliklerin modele dahil edilmesi ile oluşturulan matematiksel model gerçek hayat problemlerini daha yakından temsil etmektedir. Aynı zamanda belirsizlik unsurları ve çeşitli optimizasyon tekniklerini entegre ederek, model belirsiz koşullarda karar almaya yönelik sistematik bir yaklaşım sağlar.

Stok optimizasyonu kapsamında 4 farklı metot kullanılmış ve bu 4 metot kendi içinde değerlendirilerek en uygun metot seçilmiştir. Kullanılan metotlar, kesin çözüm, RL, NSGA-II ve NREGA şeklindedir. İlk olarak kesin çözüm için Python Gurobi kütüphanesi kullanılmıştır. Uygulanan diğer metotlar kesin çözüm ile kıyaslanarak sonuçları değerlendirilmiştir. İlk olarak NSGA-II ve NREGA genetik algoritma parametreleri olan nPop, Pc, Pm, N belirtilen aralıklar arasından rastgele seçilerek algoritma çalıştırılmıştır. Çıkan sonuçlar; kesin çözüme göre sapma (MAPE) olarak bakıldığında NSGA-II için %57,28 şeklinde iken NREGA için %55,15 şeklindedir. Ardından ızgara araması yapılarak genetik algoritma için hiperparametre optimizasyonu yapılmıştır. Bunun sonucunda ise kesin çözüme

göre sapma NSGA-II için %49,69, NREGA için %54,88 sonuçlarına ulaşarak iyileşme göstermiştir. Geleneksel yöntemlerin yanı sıra çok aşamalı çok amaçlı çok ürünli tedarik zinciri sistemlerinde stok optimizasyonu için daha önce literatürde kullanılmamış RL metodu kullanılmıştır. RL metodunun sürekli öğrenme altyapısı sayesinde geleneksel genetik algoritma metotlarına göre çok daha başarılı sonuç elde ederek kesin çözümden sapması MAPE olarak %14,29 şeklindedir. RL ajanlarının sürekli öğrenme yeteneği sayesinde kesin çözüme daha yakın sonuçlar elde edilmiştir. Bu da RL'nin gerçek hayat vakaları için daha uygulanabilir olduğunu göstermektedir. RL'nin çok amaçlı, çok aşamalı, çok ürünli, belirsiz talep ve belirsiz temin süresi koşulları altındaki tedarik zinciri probleminde ilk kez kullanılması sebebi ile literatürdeki boşluğu dolduracak şekilde katkıda bulunulmuştur.

Bu tez çalışmasında çok aşamalı (3 aşama) ve çok ürünli tedarik zinciri sisteminde, literatürdeki boşlukları hedef alacak şekilde, stok sınıflandırması sonucu elde edilen sınıflara göre optimizasyon çalışması yapılarak uçtan uca bütünsel bakış açısı ile son müşteri odaklı yeni stok yönetim modeli sunulmuştur.

Geliştirilen yeni stok sınıflandırma yönteminin çok daha iyi sonuçlar vermesi ve pratik olması sebebi ile uzmanların ve yöneticilerin doğru ürün gruplarına odaklanması sağlanır. Bu sayede işletme kaynakları (zaman,bütçe,yatırım vs) daha doğru kanallara aktarılmış olur ve toplam fayda artar. Veri odaklı segmentasyon yapılmış olunur. Hangi ürünün daha kritik olduğunu daha doğru belirleyerek stok stratejisi verimli hale getirilir. Doğru ürün gruplarına olan odak ile yapılan stok optimizasyonu da benzer şekilde işletmelerin stok maliyetlerini minimize etmeyi hedeflemiştir. Birçok kısıtın ve maliyetin ele alınarak optimizasyon çalışması yapılması gerçek hayat vakalarında kullanılması için olanak sağlamıştır. RL ile kesin çözüme çok daha yakın maliyet sonuçları elde edilmesi sebebi ile çok ürünli, çok aşamalı, talep ve temin süresinin belirsizliği koşulları altındaki tedarik zinciri yapılarında RL ile optimizasyon önerilmiştir. RL ile otomatik öğrenen sistemlere geçiş yapılır. Yöneticiler daha sağlıklı ve hızlı karar verir.

Stok sınıflandırma ve stok optimizasyonunu içeren bütünsel stok yönetimi önerileri sayesinde uzmanlar ve yöneticiler için karar destek sistemlerine sağlam girdi oluşturarak yönetsel kararlar vermeyi destekler. Çalışılan tedarik zinciri yapısının komplike bir yapı olmasına rağmen bu çalışmalar sayesinde sonuçların

anlaşılır ve pratik olması, yöneticiler ve uzmanlar tarafından daha kolay anlaşılmasını sağlar ve uzman yargısına gerek kalmadan veri odaklı olacak şekilde kararların daha hızlı verilmesinde katkıda bulunur. Önerilen stok sınıflandırma ve optimizasyon modelleri büyük boyutlu problemlere ve verilere kolayca uygulanabilmesi sebebi ile kullanıcıların hızlıca çözüme ulaşmasını sağlar.

Bu tezde önerilen yeni yöntemlerin uygulanması, stok yönetiminde geleneksel yöntemlerin ötesine geçerek şirketlerin rekabet avantajını artırmasına ve maliyeti minimize etmesine yardımcı olur. Belirsiz pazar koşullarında, veriye dayalı ve kendini sürekli geliştiren stok yönetim sistemi şirketler için büyük fark yaratacaktır. Bu tezde sunulan 2 yöntemin AE – YZ kümeleme hibrit stok sınıflandırma (AE-CL) ve RL ile optimizasyonun bütünleşik kullanımı, geleneksel yöntemleri aşarak ileri seviye stok yönetiminde veri odaklı, dinamik ve kendini optimize eden bir sistem yaratır. Şirketlerin geleceğe yönelik rekabet avantajı kazanmasını sağlar.

5.2 Gelecek Çalışmalar

Bu tezin ilk aşamasında stok sınıflandırma için YZ kümeleme teknikleri ile AE hibrit edilerek yeni bir hibrit metot sunulmuştur. Bu metodu geliştirmek için bu tezde kullanılmayan farklı kümeleme teknikleri AE ile hibrit edilerek performansı ölçülebilir. Bu tezin uygulaması dayanıklı tüketim sektöründe faaliyet gösteren bir şirkette yapılmıştır. Önerilen yeni AE-CL farklı sektörlerde de (otomotiv, e-ticaret vs.) performansı farklı sektörlerde de ölçülebilir.

Stok optimizasyonu için genetik algoritma metotlarından NSGA-II ve NPGA metotları kullanılmıştır. Yenilikçi metot olarak ise RL kullanılmıştır. Stok optimizasyonu alanında RL'nin performansı farklı sektörlerde de denerek ölçümlenebilir. Yenilikçi farklı YZ teknikleri stok optimizasyonu çalıştırılarak RL ile kıyaslanması yapılabilir. 3 amaçlı ve üzeri amaçlarda RL'nin performansı ölçülebilir. Bu tez çalışmasında 3 aşamalı tedarik zincirinde uygulama yapılmıştır. Gelecekteki çalışmalarda 4 ve üzeri aşamaya sahip tedarik zincirlerinde RL kullanılarak performansı ölçülebilir. Bu tezde talep ve temin süresi “belirsiz” olarak sisteme dahil edilmiştir. İlerleyen çalışmalarda tedarik zincirinin farklı parameterleri sisteme “belirsiz” olarak dahil edilebilir.

KAYNAKÇA

- Abidin, M. N. A. Z., Bazin, N. E. N., Zebari, D. A., Rahmat, A. N., & Asaad, R. R. (2024). Inventory Categorization Using Multiple Criteria Classification. *Journal of Soft Computing and Data Mining*, 5(1), 142–151. <https://doi.org/10.30880/jscdm.2024.05.01.012>
- Agarwal, R. and Mittal, M. 2019. “Inventory Classification Using Multi-Level Association Rule Mining.” *International Journal of Decision Support System Technology* 11: 1-12. DOI:10.4018/IJDSST.2019040101.
- Akdoğan, M.A. (2023). “Stochastic Emergency Medical Service Vehicle Location Problem: Equity, Performance, Evaluation and Mathematical Models”(Doktora Tezi). Ulusal Tez Merkezi
- Akman, G. Evaluating suppliers to include green supplier development programs via fuzzy c-means and VIKOR methods. *Comput. Ind. Eng.* 2015, 86, 69–82. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2014.10.013>.
- Aktepe, A., Ersoz, S., Turker, A. K., Barisci, N., and Dalgic, A. 2018. “An inventory classification approach combining expert systems, clustering, and fuzzy logic with the ABC method, and an application.” *South African Journal of Industrial Engineering* 29(1): 49–62. <https://doi.org/10.7166/29-1-1784>.
- Albright, S. C. (1989). An Approximation to the Stationary Distribution of a Multiechelon Repairable-Item Inventory System with Finite Sources and Repair Channels.
- Albright, S. C., & Soni, A. (1988). Markovian Multiechelon Repairable Inventory System. In *Naval Research Logistics* (Vol. 35).
- Al-Qatawneh, L., and Hafeez, K. 2015. “Critical-to-life classification for managing inventory in a healthcare supply chain.” *International Journal of Intelligent Enterprise* 3: 54-78. <https://doi.org/10.1504/IJIE.2015.073491>.
- Alvarez, A., Cordeau, J. F., Jans, R., Munari, P., & Morabito, R. (2021). Inventory routing under stochastic supply and demand. *Omega* (United Kingdom), 102. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2020.102304>
- An, Q., Wen, Y., Hu, J., and Lei, X. 2019. “A common-weight DEA model for multi-criteria ABC inventory classification with quantitative and qualitative criteria.” *RAIRO - Operations Research* 53: 1775–1789. <https://doi.org/10.1051/ro/2018105>.
- Andersson, J., & Marklund, J. (n.d.). Theory and Methodology Decentralized inventory control in a two-level distribution system. www.elsevier.com/locate/dsw

- Andersson, J., Axsäter, S., & Marklund, J. (1998). DECENTRALIZED MULTIECHELON INVENTORY CONTROL * (Vol. 7, Issue 4).
- Angelus, A., & Zhu, W. (2017). Looking Upstream: Optimal Policies for a Class of Capacitated Multi-Stage Inventory Systems. *Production and Operations Management*, 26(11), 2071–2088. <https://doi.org/10.1111/poms.12742>
- Ardliana, T., Pujawan, I. N., & Siswanto, N. (2022). A mixed-integer linear programming model for multiechelon and multimodal supply chain system considering carbon emission. *Cogent Engineering*, 9(1). <https://doi.org/10.1080/23311916.2022.2044589>
- Arikan, F., and Citak, S. 2017. “Multiple Criteria Inventory Classification in an Electronics Firm.” *International Journal of Information Technology & Decision Making* 16: 315-331. <https://doi.org/10.1142/S0219622017500018>.
- Arts, J., & Kiesmüller, G. P. (2013). Analysis of a two-echelon inventory system with two supply modes. *European Journal of Operational Research*, 225(2), 263–272. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2012.09.043>
- Askin, R. G., & Krishnan, S. (2009). Defining inventory control points in multiproduct stochastic pull systems. *International Journal of Production Economics*, 120(2), 418–429. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2008.11.020>
- Assis, A.G., Santos, A.F., Santos, L.A., Costa, J.F., Cabral, M.A., and Souza, R.P. 2022. “Classification of medicines and materials in hospital inventory management: a multi-criteria analysis.” *BMC Medical Informatics and Decision Making* 22:325. <https://doi.org/10.1186/s12911-022-02069-0>.
- Axsäter, S. (2001). A framework for decentralized multi-echelon inventory control. *IIE Transactions (Institute of Industrial Engineers)*, 33(2), 91–97. <https://doi.org/10.1080/07408170108936810>
- Babai, M. Z., Ladhari, T., and Lajili, I. 2015. “On the inventory performance of multi-criteria classification methods: Empirical investigation.” *International Journal of Production Research* 53(1): 279–290. <https://doi.org/10.1080/00207543.2014.952791>.
- Bagirov, A.M.; Aliguliyev, M.R.; Sultanova, N. Finding compact and well-separated clusters: Clustering using silhouette coefficients. *Pattern Recognit.* 2023, 135, 109144. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2022.109144>.
- Bai, L.; Qi, M.; Liang, J. Spectral clustering with robust self-learning constraints. *Artif. Intell.* 2023, 320, 103924. <https://doi.org/10.1016/j.artint.2023.103924>.
- Balaji, K., and Kumar, V. S. S. 2014. “Multicriteria inventory ABC classification in an automobile rubber components manufacturing industry.” *Procedia CIRP* 17: 463–468. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2014.02.044>.
- Bandyopadhyay, S.; Maulik, U. An evolutionary technique based on K-Means algorithm for optimal clustering in RN. *Inf. Sci.* 2002, 146, 221–237. [https://doi.org/10.1016/S0020-0255\(02\)00208-6](https://doi.org/10.1016/S0020-0255(02)00208-6).
- Baykasoğlu, A., Subulan, K., and Karaslan, F.S. 2016. “A new fuzzy linear assignment method for multi-attribute decision making with an application to spare parts inventory classification.” *Applied Soft Computing* 42: 1-17. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2016.01.031>.

- Berling, P., & Martínez-De-Albéniz, V. (2016). A characterization of optimal base-stock levels for a multistage serial supply chain. *Naval Research Logistics*, 63(1), 32–46. <https://doi.org/10.1002/nav.21675>
- Bhalla, S., Alfnes, E., Hvolby, H.H., and Sgarbossa, F. 2021. “Advances in Spare Parts Classification and Forecasting for Inventory Control: A Literature Review”. *IFAC PaperOnLine* 54(1): 982-987. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2021.08.118>.
- Boubekki, A.; Kampffmeyer, M.; Brefeld, U.; Jenssen, R. Joint optimization of an autoencoder for clustering and embedding. *Mach. Learn.* 2021, 110, 1901–1937. <https://doi.org/10.1007/s10994-021-06015-5>.
- Braglia, M., Grassi, A., and Montanari, R. 2004. “Multi-attribute classification method for spare parts inventory management.” *Journal of Quality in Maintenance Engineering* 10(1): 55–65. <https://doi.org/10.1108/13552510410526875>.
- Budiman, S. D., & Rau, H. (2021). A stochastic model for developing speculation-postponement strategies and modularization concepts in the global supply chain with demand uncertainty. *Computers and Industrial Engineering*, 158. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107392>
- Cakir, O., and Canbolat, M. S. 2008. “A web-based decision support system for multi-criteria inventory classification using fuzzy AHP methodology.” *Expert Systems with Applications* 35(3): 1367–1378. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.08.041>.
- Cakmak, E., & Guney, E. (2023). Spare parts inventory classification using Neutrosophic Fuzzy EDAS method in the aviation industry. *Expert Systems with Applications*, 224. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120008>
- Cao, W., & Wang, X. (2022a). A Multiobjective Multiperiod Mixed-Integer Programming Optimization Model for Integrated Scheduling of Supply Chain Under Demand Uncertainty. *IEEE Access*, 10, 63958–63970. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3183281>
- Cao, W., & Wang, X. (2022b). A Multiobjective Multiperiod Mixed-Integer Programming Optimization Model for Integrated Scheduling of Supply Chain Under Demand Uncertainty. *IEEE Access*, 10, 63958–63970. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3183281>
- Castellano, D., Gabbrielli, R., Gallo, M., Giri, B. C., & Sarkar, S. (2023). Optimizing production-inventory replenishment and lead time decisions under a fill rate constraint in a two-echelon sustainable supply chain with quality issues. *International Journal of Systems Science: Operations and Logistics*, 10(1). <https://doi.org/10.1080/23302674.2023.2173540>
- Celebi, M.E.; Kingravi, H.A.; Vela, P.A. A comparative study of efficient initialization methods for the k-means clustering algorithm. *Expert Syst. Appl.* 2013, 40, 200–210. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.07.021>.
- Chan, Y., Baker, S. F., Chan, Y., & Dij, D. (2005). MATHEMATICAL AND 8CIINCI @DI"RCT" The Multiple Depot, Multiple Traveling Salesmen Facility-Location Problem: Vehicle Range, Service Frequency, and Heuristic

- Implementations. In *COMPUTER MODELLING Mathematical and Computer Modelling* (Vol. 41). www.elsevier.com/locate/mcm
- Chen, F. (2000). Effectiveness of (R, Q) Policies in One-Warehouse Multiretailer Systems with Deterministic Demand and Backlogging. In *Inc. Naval Research Logistics* (Vol. 47). John Wiley & Sons.
- Chen, J. X. 2011. "Peer-estimation for multiple criteria ABC inventory classification." *Computers and Operations Research* 38(12): 1784–1791. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2011.02.015>.
- Chen, J. X. 2012. "Multiple criteria ABC inventory classification using two virtual items." *International Journal of Production Research* 50(6): 1702–1713. <https://doi.org/10.1080/00207543.2011.560201>.
- Cheng, C., & Tang, L. (2018). Robust policies for a multi-stage production/inventory problem with switching costs and uncertain demand. *International Journal of Production Research*, 56(12), 4264–4282. <https://doi.org/10.1080/00207543.2017.1413257>
- Cheng, C., Chu, H. M., Zhang, L., & Tang, L. J. (2024). Green supply chain for steel raw materials under price and demand uncertainty. *Journal of Cleaner Production*, 462. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2024.142621>
- Cheung, K. L., & Hausman, W. H. (1993). A Multiechelon Inventory Model with Multiple Failures.
- Chew, E. P., & Johnson, L. A. (1996). EUROPEAN JOURNAL OF OPERATIONAL RESEARCH Service level approximations for multiechelon inventory systems. In *European Journal of Operational Research* (Vol. 91).
- Chinello, E., Lee Herbert-Hansen, Z. N., & Khalid, W. (2020). Assessment of the impact of inventory optimization drivers in a multi-echelon supply chain: Case of a toy manufacturer. *Computers and Industrial Engineering*, 141. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106232>
- Chu, C. W., Liang, G. S., and Liao, C. T. 2008. "Controlling inventory by combining ABC analysis and fuzzy classification." *Computers and Industrial Engineering* 55(4): 841–851. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2008.03.006>.
- Clustering Makale
- Coelho, D. B. P., Vianna, W. O. L., & Rodrigues, L. R. (2020). A Simulation-Based Approach to Multi-Item Multi-Echelon Spare Parts Inventory System optimization with Variable Warehouse Roles. 2020 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), 1–8. <https://doi.org/10.1109/CEC48606.2020.9185840>
- Costantino, F., Di Gravio, G., & Tronci, M. (2013). Multi-echelon, multi-indenture spare parts inventory control subject to system availability and budget constraints. *Reliability Engineering and System Safety*, 119, 95–101. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2013.05.006>
- Cuartas, C., & Aguilar, J. (2023). Hybrid algorithm based on reinforcement learning for smart inventory management. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 34(1), 123–149. <https://doi.org/10.1007/s10845-022-01982-5>

- Cui, L., Tao, Y., Deng, J., Liu, X., Xu, D., and Tang, G. 2021. "BBO-BPNN and AMPSO-BPNN for multiple-criteria inventory classification". *Expert Systems With Application* 175: 114482. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114842>.
- Danti, P.; Innocenti, A. A methodology to determine the optimal train-set size for autoencoders applied to energy systems. *Adv. Eng. Inform.* 2023, 58, 102139. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2023.102139>.
- Das, K., & Islam, S. (2024). A deterministic multi-item inventory model with quadratic demand under neutrosophic and pythagorean hesitant fuzzy programming approach. *Results in Control and Optimization*, 14. <https://doi.org/10.1016/j.rico.2023.100367>
- de Kok, T., Grob, C., Laumanns, M., Minner, S., Rambau, J., & Schade, K. (2018). A typology and literature review on stochastic multi-echelon inventory models. *European Journal of Operational Research*, 269(3), 955–983. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.02.047>
- De, S. K., & Sana, S. S. (2018). The (p, q, r, l) model for stochastic demand under Intuitionistic fuzzy aggregation with Bonferroni mean. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 29(8), 1753–1771. <https://doi.org/10.1007/s10845-016-1213-2>
- Dehghani, M., Abbasi, B., & Oliveira, F. (2021). Proactive transshipment in the blood supply chain: A stochastic programming approach. *Omega (United Kingdom)*, 98. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2019.102112>
- Demizu, T., Fukazawa, Y., & Morita, H. (2023). Inventory management of new products in retailers using model-based deep reinforcement learning. *Expert Systems with Applications*, 229. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120256>
- Deng, Y., Chow, A. H. F., Yan, Y., Su, Z., Zhou, Z., & Kuo, Y. H. (2025). Hierarchical production control and distribution planning under retail uncertainty with reinforcement learning. *International Journal of Production Research*. <https://doi.org/10.1080/00207543.2025.2452386>
- Dhoka, D., and Choudary, L. Y. 2015. "Challenges with multi-dimensional inventory classifications and optimization". *Asian Social Science* 11(4): 365–370. <https://doi.org/10.5539/ass.v11n4p365>.
- Diaz, A., & Fu, M. C. (1997). EUROPEAN JOURNAL OF OPERATIONAL RESEARCH Models for multi-echelon repairable item inventory systems with limited repair capacity. In *European Journal of Operational Research* (Vol. 97).
- Dorado, J. F., Perez-Gonzalez, P., & Framinan, J. M. (2017). Simulation results of optimal solution for a multiechelon inventory system. 2017 Winter Simulation Conference (WSC), 4548–4549. <https://doi.org/10.1109/WSC.2017.8248198>
- Dorofieiev, Y. I., Lyubchyk, L. M., & Nikulchenko, A. A. (2014). Robust stabilizing inventory control in supply networks under uncertainty of external demand and supply time-delays. *Journal of Computer and Systems Sciences International*, 53(5), 761–775. <https://doi.org/10.1134/S1064230714050062>
- Douissa, M. R., and Jabeur, K. 2016. "A New Model for Multi-criteria ABC Inventory Classification: PROAFTN Method." *Procedia Computer Science* 96: 550–559. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.08.233>.
- Du, B., & Qiu, W. H. (2008). Multi-echelon support system analysis based on generalized stochastic petri tri net. *Proceedings - International Conference on*

- Computer Science and Software Engineering, CSSE 2008, 5, 1090–1093.
<https://doi.org/10.1109/CSSE.2008.162>
- Eraslan, E., and İç, Y. T. 2020. “An improved decision support system for ABC inventory classification.” *Evolving Systems* 11: 683–696.
<https://doi.org/10.1007/s12530-019-09276-7>
- Eruguz, A. S., Jemai, Z., Sahin, E., & Dallery, Y. (2012). A review of the Guaranteed-Service Model for multi-echelon inventory systems. *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)*, 14(PART 1), 1439–1444.
<https://doi.org/10.3182/20120523-3-RO-2023.00090>
- Feng, Y., Che, A., & Tian, N. (2024). Robust inventory routing problem under uncertain demand and risk-averse criterion. *Omega (United Kingdom)*, 127.
<https://doi.org/10.1016/j.omega.2024.103082>
- Fernandes, R., Gouveia, B., & Pinho, C. (2013). Integrated inventory valuation in multi-echelon production/distribution systems. *International Journal of Production Research*, 51(9), 2578–2592.
<https://doi.org/10.1080/00207543.2012.737947>
- Firoozi, M., Babai, M. Z., Klibi, W., & Ducq, Y. (2020). Distribution planning for multi-echelon networks considering multiple sourcing and lateral transshipments. *International Journal of Production Research*, 58(7), 1968–1986. <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1639841>
- Forsberg, R. (1995). EUROPEAN JOURNAL OF OPERATIONAL RESEARCH Optimization of order-up-to-S policies for two-level inventory systems with compound Poisson demand. In *European Journal of Operational Research* (Vol. 81).
- Forsberg, R. (1996). EUROPEAN JOURNAL OF OPERATIONAL Exact evaluation of(R, Q)-policies for two-level inventory systems with Poisson demand. In *European Journal of Operational Research* (Vol. 96).
- Fransoo, J. C., Wouters, M. J. F., & De Kok, T. G. (2001). Multi-echelon multi-company inventory planning with limited information exchange. *Journal of the Operational Research Society*, 52(7), 830–838.
<https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2601162>
- Frazza, S., & Kaplan, A. J. (1986). Decentralized Stockage Policies in a Multiechelon Environment.
- Fu, Y., Lai, K. K., Miao, Y., and Leung, J. W. K. 2016. “A distance-based decision-making method to improve multiple criteria ABC inventory classification.” *International Transactions in Operational Research* 23(5): 969–978.
<https://doi.org/10.1111/itor.12193>
- Ghorabae, M. K., Zavadskas, E. K., Olfat, L., and Turskis, Z. 2015. “Multi-Criteria Inventory Classification Using a New Method of Evaluation Based on Distance from Average Solution (EDAS).” *Informatica (Netherlands)* 26(3): 435–451.
<https://doi.org/10.15388/Informatica.2015.57>
- Giillii, R., & Erkip, N. (1996). Optimal allocation policies in a two-echelon inventory problem with fixed shipment costs. In *Int. J. Production Economics* (Vol. 46).

- Giri, B. C., & Maiti, T. (2014). Profit improvement through retailer-Stackelberg in a multi-echelon supply chain of deteriorating product with price-sensitive demand. *Journal of Industrial and Production Engineering*, 31(4), 187–198. <https://doi.org/10.1080/21681015.2014.918698>
- Golpîra, H., Babaee Tirkolaee, E., Maihami, R., & Karimi, K. (2023). A robust Tri-Objective optimization to supply chain configuration under Vendor-Managed inventory policy considering supply chain visibility. *Expert Systems with Applications*, 224. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.119916>
- Grace Hua, N., & Willems, S. P. (2016). Analytical insights into two-stage serial line supply chain safety stock. *International Journal of Production Economics*, 181, 107–112. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2015.10.010>
- Gross, D., Kioussis, L. C., & Miller, D. R. (1987). Transient Behavior of Large Markovian Multiechelon Repairable Item Inventory Systems Using a Truncated State Space Approach.
- Guerrero Campanur, A., Olivares-Benitez, E., Miranda, P. A., Perez-Loaiza, R. E., & Ablanedo-Rosas, J. H. (2018). Design of a Logistics Nonlinear System for a Complex, Multiechelon, Supply Chain Network with Uncertain Demands. *Complexity*, 2018. <https://doi.org/10.1155/2018/4139601>
- Guerrero, W. J., Yeung, T. G., & Guéret, C. (2013). Joint-optimization of inventory policies on a multi-product multi-echelon pharmaceutical system with batching and ordering constraints. *European Journal of Operational Research*, 231(1), 98–108. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.05.030>
- Guillaume, R., Kasperski, A., & Zieliński, P. (2022). Robust inventory problem with budgeted cumulative demand uncertainty. *Optimization Letters*, 16(9), 2543–2556. <https://doi.org/10.1007/s11590-022-01875-9>
- Guo, H. F. (2007). H_∞ control of a state matrix model of multiechelon supply chains system and its bullwhip effect. *Proceedings of 2007 International Conference on Management Science and Engineering, ICMSE'07 (14th)*, 850–854. <https://doi.org/10.1109/ICMSE.2007.4421952>
- Guo, R. H., Yan, P. C., Sun, J. S., & Yuan, C. Y. (2012). Research on multi-echelon inventory model of repairable spare parts with lateral transshipments. *Proceedings of the 2012 International Conference on Industrial Control and Electronics Engineering, ICICEE 2012*, 2014–2017. <https://doi.org/10.1109/ICICEE.2012.535>
- Guo, Z., & Liu, Y. (2018). Modelling single-period inventory problem by distributionally robust fuzzy optimization method. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 35(1), 1007–1019. <https://doi.org/10.3233/JIFS-172128>
- Hadad, Y., and Keren, B. 2013. “ABC inventory classification via linear discriminant analysis and ranking methods”. *International Journal of Logistics Systems and Management* 14: 387-404. <https://doi.org/10.1504/IJLSM.2013.052744>.
- Hadi-Vencheh, A., and Mohamadghasemi, A. 2011. “A fuzzy AHP-DEA approach for multiple criteria ABC inventory classification.” *Expert Systems with Applications* 38(4): 3346–3352. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.08.119>.

- Hadi-Vencheh, A., Wanke, P., Jamshidi, A., and Antunes, J. 2022. "Robust ABC Inventory Classification Using Hybrid TOPSIS-Alternative Factor Extraction Approaches." *International Journal of Information Technology & Decision Making* 22: 1371-1402. <https://doi.org/10.1142/S0219622022500729>.
- Hajiagha, S.H.R., Daneshvar, M., and Antucheviciene, J. 2021. "A hybrid fuzzy-stochastic multi criteria ABC inventory classification using possibilistic chance-constrained programming." *Soft Computing* 25: 1065-1083. <https://doi.org/10.1007/s00500-020-05204-z> ..
- Han, X.; Zhu, Y.; Tin, K.M.; Li, G. The impact of isolation kernel on agglomerative hierarchical clustering algorithms. *Pattern Recognit.* 2023, 139, 109517.
- Hatamlou, A. Black hole: A new heuristic optimization approach for data clustering. *Inf. Sci.* 2013, 222, 175–184. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2012.08.023>.
- Hatefi, S. M., and Torabi, S. A. 2015. "A common weight linear optimization approach for multicriteria ABC inventory classification." *Advances in Decision Sciences* 2015. <https://doi.org/10.1155/2015/645746>.
- Hatefi, S. M., Torabi, S. A., and Bagheri, P. 2014. "Multi-criteria ABC inventory classification with mixed quantitative and qualitative criteria." *International Journal of Production Research* 52(3): 776–786. <https://doi.org/10.1080/00207543.2013.838328>.
- He, Y., & Zhao, X. (2012). Coordination in multi-echelon supply chain under supply and demand uncertainty. *International Journal of Production Economics*, 139(1), 106–115. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2011.04.021>
- Hemmati, M., Fatemi Ghomi, S. M. T., & Sajadieh, M. S. (2023). A multi-echelon supply chain of deteriorating items with stock- and price-sensitive demand under consignment stock policy. *Engineering Optimization*, 55(3), 476–493. <https://doi.org/10.1080/0305215X.2021.2012658>
- Hua, N. G., & Willems, S. P. (2016). Optimally configuring a two-stage serial line supply chain under the guaranteed service model. *International Journal of Production Economics*, 181, 98–106. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2016.06.007>
- Huang, H. C., Chew, E. P., & Goh, K. H. (2005). A two-echelon inventory system with transportation capacity constraint. *European Journal of Operational Research*, 167(1), 129–143. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2004.01.051>
- Ietto, B., & Orsini, V. (2023). Optimal control of inventory level for perishable goods with uncertain decay factor and uncertain forecast information: a new robust MPC approach. *International Journal of Systems Science: Operations and Logistics*, 10(1). <https://doi.org/10.1080/23302674.2023.2185116>
- Iqbal, Q., and Malzahn, D. 2017. "Evaluating discriminating power of single-criteria and multi-criteria models towards inventory classification." *Computers and Industrial Engineering* 104: 219–223. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2016.12.007>.
- Iqbal, Q., Malzahn, D., and Whitman, L. 2017. "Selecting a Multicriteria Inventory Classification Model to Improve Customer Order Fill Rate." *Advances in Decision Sciences* 2017. <https://doi.org/10.1155/2017/5028919>.

- Iqbal, Q., Malzahn, D., and Whitman, L. 2017. "Statistical analysis of multi-criteria inventory classification models in the presence of forecast upsides." *Production & Manufacturing Research* 5: 15-39. <https://doi.org/10.1155/2017/5028919>
- Izakian, H.; Abraham, A. Fuzzy C-means and fuzzy swarm for fuzzy clustering problem. *Expert Syst. Appl.* 2011, 38, 1835–1838. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.07.112>.
- İsen, E., and Boran, S. 2018. "A Novel Approach Based on Combining ANFIS, Genetic Algorithm and Fuzzy c-Means Methods for Multiple Criteria Inventory Classification." *Arabian Journal for Science and Engineering* 43(6): 3229–3239. <https://doi.org/10.1007/s13369-017-2987-z>.
- Jain, A.; Murty, M.; Flynn, P. Data Clustering: A Review. *ACM Comput. Surv.* 1999, 31, 264–323.
- Jeong, S., & Maday, C. J. (n.d.). Dynamic information control for multi-echelon production-distribution systems with constrained production capacity.
- Jindal, A., Sangwan, K. S., & Saxena, S. (2015). Network design and optimization for multi-product, multi-time, multiechelon closed-loop supply chain under uncertainty. *Procedia CIRP*, 29, 656–661. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2015.01.024>
- Johansson, L., & Olsson, F. (2018). Age-based inventory control in a multi-echelon system with emergency replenishments. *European Journal of Operational Research*, 265(3), 951–961. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.08.057>
- Jung, B.-R., Sun, B.-G., Kim, J.-S., & Ahn, S.-E. (2003). Modeling lateral transshipments in multiechelon repairable-item inventory systems with finite repair channels. In *Computers & Operations Research* (Vol. 30). www.sciencedirect.com www.elsevier.com/locate/dsw
- Kaabi, H., Jabeur, K., and Enneifar, L. 2015. "Learning criteria weights with TOPSIS method and continuous VNS for multi-criteria inventory classification." *Electronic Notes in Discrete Mathematics* 47: 197–204. <https://doi.org/10.1016/j.endm.2014.11.026>.
- Kaabi, H. 2022. "Comparative Analysis of MultiCriteria Inventory Classification Models for ABC Analysis." *International Journal of Information Technology and Decision Making* 21: 1617-1646. <https://doi.org/10.1142/S0219622022500262>.
- Kabir, G., and Ahsan Akhtar Hasin, M. 2012. "Multiple criteria inventory classification using fuzzy analytic hierarchy process." *International Journal of Industrial Engineering Computations* 3(2): 123–132. <https://doi.org/10.5267/j.ijiec.2011.09.007>.
- Kabir, G. 2012. "Multiple Criteria Inventory Classification Under Fuzzy Environment." *International Journal of Fuzzy System Applications* 2: 76-92. DOI: 10.4018/ijfsa.2012100105.
- Kabir, G., and Hasin, M.A.A. 2013. "Multi-criteria inventory classification through integration of fuzzy analytic hierarchy process and artificial neural network." *International Journal of Industrial and Systems Engineering* 14: 74-103. <https://doi.org/10.1504/IJISE.2013.052922>.

- Kang, H. Y., & Lee, A. H. I. (2010). Inventory replenishment model using fuzzy multiple objective programming: A case study of a high-tech company in Taiwan. *Applied Soft Computing Journal*, 10(4), 1108–1118. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2009.11.035>
- Kar, C., De, M., Maiti, M., & Das, P. (2024). Multi-objective perishable multi-item green inventory models with uncertain finite time horizons and constraints by neutrosophic optimisation approach. *International Journal of Mathematics in Operational Research*, 27(2), 167–198. <https://doi.org/10.1504/IJMOR.2024.137053>
- Karagiannis, G. 2021. “Partial average cross-weight evaluation for ABC inventory classification.” *International Transactions in Operational Research* 28: 1526–1549. <https://doi.org/10.1111/itor.12594>.
- Karagiannis, G., and Paleologou, S.M. 2021. “A regression-based improvement to the multiple criteria ABC inventory classification analysis”. *Annals of Operations Research* 306: 369–382. <https://doi.org/10.1007/s10479-020-03788-1>.
- Kartal, H., Oztekin, A., Gunasekaran, A., and Cebi, F. 2016. “An integrated decision analytic framework of machine learning with multi-criteria decision making for multi-attribute inventory classification.” *Computers and Industrial Engineering* 101: 599–613. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2016.06.004>.
- Karthick, B. (2023). An inventory analysis in a multi-echelon supply chain system under asymmetry fuzzy demand: a fmincon optimization. *Journal of Management Analytics*, 10(4), 649–675. <https://doi.org/10.1080/23270012.2023.2239818>
- Karthick, B., & Shafiya, M. (2024). A Smart Manufacturing on Multi-echelon Sustainable Supply Chain Under Uncertain Demand. *Process Integration and Optimization for Sustainability*, 8(1), 143–163. <https://doi.org/10.1007/s41660-023-00359-2>
- Karthick, B., & Uthayakumar, R. (2023). Effectiveness of lead-time management in a sustainable supply chain under intuitionistic fuzzy environment: analytical and metaheuristic optimisation approach. *International Journal of Systems Science: Operations and Logistics*, 10(1). <https://doi.org/10.1080/23302674.2023.2252325>
- Ketkar, M., and Vaidya, O. S. 2014. “Developing Ordering Policy based on Multiple Inventory Classification Schemes.” *Procedia - Social and Behavioral Sciences* 133: 180–188. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2014.04.183>.
- Khan, S.; Khan, O.; Azam, N.; Ullah, I. Improved spectral clustering using three-way decisions. *Inf. Sci.* 2023, 641, 119113
- Khanorkar, Y., and Kane, P. V. 2023. “Selective inventory classification using ABC classification, multi-criteria decision making techniques, and machine learning techniques.” *Materials Today: Proceedings* 72: 1270–1274. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2022.09.298>.
- Kiesmüller, G. P., De Kok, T. G., Smits, S. R., & Van Laarhoven, P. J. M. (2004). Evaluation of divergent N-echelon (s,nQ)-policies under compound renewal

- demand. *OR Spectrum*, 26(4), 547–577. <https://doi.org/10.1007/s00291-004-0172-8>
- Kiris, S. 2013. “Multi-Criteria Inventory Classification by Using a Fuzzy Analytic Network Process (ANP) Approach.” *Informatica* 24: 199–217. <https://doi.org/10.15388/Informatica.2013.392>.
- Kuo, Y., & Jiang, H. C. (2023). Inventory Classification with Limitations in the Number of Changeovers and Space for Inventory. *Management and Production Engineering Review*, 14(4), 92–99. <https://doi.org/10.24425/mper.2023.147206>
- Ladhari, T., Babai, M. Z., and Lajili, I. 2016. “Multi-criteria inventory classification: New consensual procedures.” *IMA Journal of Management Mathematics* 27(2): 335–351. <https://doi.org/10.1093/imaman/dpv003>.
- Lam, S. W., & Tang, L. C. (2006). Multiobjective vendor allocation in multiechelon inventory systems: A spreadsheet model. *Journal of the Operational Research Society*, 57(5), 561–578. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2602027>
- Larizadeh, R., & Tosarkani, B. M. (2025). A novel data-driven rolling horizon production planning approach for the plastic industry under the uncertainty of demand and recycling rate. *Expert Systems with Applications*, 263. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.125728>
- Lebianc, L. J. (1987). *Optimization Methods for Large-Scale Multiechelon Stockage Problems*.
- Lee, H. L., & Moinszadeh, K. (1987). Operating Characteristics of a Two-Echelon Inventory System for Repairable and Consumable Items under Batch Ordering and Shipment Policy.
- Lei Sun, & Hongfu Zuo. (2010). Multi-echelon inventory optimal model of civil aircraft spare parts. 2010 Chinese Control and Decision Conference, 824–828. <https://doi.org/10.1109/CCDC.2010.5498111>
- Lei, Q., Chen, J., and Zhou, Q. 2005. “Multiple criteria inventory classification based on principal components analysis and neural network.” *Lecture Notes in Computer Science* 3498: 1058–1063.
- Lejarza, F., Kelley, M. T., & Baldea, M. (2022). Feedback-Based Deterministic Optimization Is a Robust Approach for Supply Chain Management under Demand Uncertainty. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 61(33), 12153–12168. <https://doi.org/10.1021/acs.iecr.2c00099>
- Li, B., Zhao, Z., and Duan, T. 2004. “Hybrid predictive method for multi-criteria inventory classification.” *Computer Integrated Manufacturing Systems* 10: 594–599.
- Li, C., & Chen, K. (2013). Supply chain optimization modeling in uncertain environment with prediction mechanism. *Grey Systems*, 3(1), 60–75. <https://doi.org/10.1108/20439371311293705>
- Li, J., & Muckstadt, J. A. (2014). Managing inventories in multi-echelon on-line retail fulfillment system with different response lead time demands. *IEEE SSCI 2014 - 2014 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence - CIPLS 2014: 2014 IEEE Symposium on Computational Intelligence in Production and*

- Li, J., Chu, F., & Chen, H. (2011). A solution approach to the inventory routing problem in a three-level distribution system. *European Journal of Operational Research*, 210(3), 736–744. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2010.10.020>
- Li, K.; Ma, Z.; Robinson, D.; Ma, J. Identification of typical building daily electricity usage profiles using Gaussian mixture model-based clustering and hierarchical clustering. *Appl. Energy* 2018, 231, 331–342. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.09.050>.
- Li, X.; Zhang, R.; Wang, Q.; Zhang, H. Autoencoder Constrained Clustering with Adaptive Neighbors. *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.* 2021, 32, 443–449. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2020.2978389>.
- Li, X.; Zhao, X.; Chu, D.; Zhou, Z. An autoencoder-based spectral clustering algorithm. *Soft Comput.* 2020, 24, 1661–1671. <https://doi.org/10.1007/s00500-019-03994-5>.
- Li, Y., Zhao, J., Huang, K., & Lv, D. (2012). An analytical model of multi-echelon spare inventory based on multi-objective optimization. *Proceedings of 2012 International Conference on Quality, Reliability, Risk, Maintenance, and Safety Engineering, ICQR2MSE 2012*, 507–512. <https://doi.org/10.1109/ICQR2MSE.2012.6246285>
- Li, Z., Wu, X., Liu, F., Fu, Y., and Chen, K. 2019. “Multicriteria ABC inventory classification using acceptability analysis.” *International Transactions in Operational Research* 26(6): 2494–2507. <https://doi.org/10.1111/itor.12412>.
- Lin, H., Lin, J., & Wang, F. (2022). An innovative machine learning model for supply chain management. *Journal of Innovation & Knowledge*, 7, 100276. <https://doi.org/10.1016/j.jik.2022.100276>
- Lin, P. C., and Chang, H. C. 2020. “A proposed extended version of the hadi-vencheh model to improve multiple-criteria abc inventory classification.” *Applied Sciences (Switzerland)* 10(22): 1–15. <https://doi.org/10.3390/app10228233>.
- Lin, Y. H., Lin, C., & Lin, B. (2010). On conflict and cooperation in a two-echelon inventory model for deteriorating items. *Computers and Industrial Engineering*, 59(4), 703–711. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2010.07.024>
- Liu, J., Liao, X., Zhao, W., and Yang, N. 2016. “A classification approach based on the outranking model for multiple criteria ABC analysis.” *Omega (United Kingdom)* 61: 19–34. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2015.07.004>.
- Liu, M., & Zhang, F. (2007). Modeling and Simulation of a Multi-Echelon Inventory System for a Manufacture Firm.
- Liu, S., Shah, N., & Papageorgiou, L. G. (2012). Multiechelon supply chain planning with sequence-dependent changeovers and price elasticity of demand under uncertainty. *AIChE Journal*, 58(11), 3390–3403. <https://doi.org/10.1002/aic.13732>
- Liu, Z., & Nishi, T. (2024). Surrogate-assisted evolutionary optimization for perishable inventory management in multi-echelon distribution systems.

- Lolli, F., Balugani, E., Ishizaka, A., Gamberini, R., Rimini, B., and Regattieri, A. 2019. "Machine learning for multi-criteria inventory classification applied to intermittent demand." *Production Planning and Control* 30(1): 76–89. <https://doi.org/10.1080/09537287.2018.1525506>.
- Lolli, F., Ishizaka, A., and Gamberini, R. 2014. "New AHP-based approaches for multi-criteria inventory classification." *International Journal of Production Economics* 156: 62–74. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.05.015>.
- Lolli, F., Ishizaka, A., Gamberini, R., and Rimini, B. 2017. "A multicriteria framework for inventory classification and control with application to intermittent demand." *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis* 24(5–6): 275–285. <https://doi.org/10.1002/mcda.1620>.
- Lolli, F., Ishizaka, A., Gamberini, R., Balugani, E., and Rimini, B. 2017. "Decision Trees for Supervised Multi-criteria Inventory Classification." *Procedia Manufacturing* 11: 1871–1881. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2017.07.326>.
- López-Soto, D., Angel-Bello, F., Yacout, S., and Alvarez, A. 2017. "A multi-start algorithm to design a multi-class classifier for a multi-criteria ABC inventory classification problem." *Expert Systems with Applications* 81: 12–21. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.02.048>.
- López-Soto, D., Yacout, S., and Angel-Bello, F. 2016. "Root cause analysis of familiarity biases in classification of inventory items based on logical patterns recognition." *Computers and Industrial Engineering* 93: 121–130. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2015.12.011>.
- Lu, L., Yang, T., Chen, Z., Ge, Q., Yang, J., & Sen, G. (2025). Prediction analysis of human brucellosis cases in Ili Kazakh Autonomous Prefecture Xinjiang China based on time series. *Scientific Reports*, 15(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-024-80513-z>
- Ly, R., Raweewan, M. 2021. "Optimizing Inventory Classification and Service Levels Under Budget and Warehouse Space Control." *International Journal of Knowledge and Systems Science* 12: 80-92. DOI: 10.4018/IJKSS.2021070104.
- Mahapatra, A. S., Dasgupta, A., Shaw, A. K., & Sarkar, B. (2022). An inventory model with uncertain demand under preservation strategy for deteriorating items. *RAIRO - Operations Research*, 56(6), 4251–4280. <https://doi.org/10.1051/ro/2022145>
- Mallick, B., Das, S., Sarkar, B., and Das, S. 2019. "Application of the modified similarity-based method for multi-criteria inventory classification." *Decision Science Letters* 8(4): 455–470. <https://doi.org/10.5267/j.dsl.2019.5.001>.
- Massonnet, G., Gayon, J. P., Rapine, C., & Stauffer, G. (2012). A constant approximation for the one-warehouse multi-retailer problem with backorder. *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)*, 14(PART 1), 1487–1492. <https://doi.org/10.3182/20120523-3-RO-2023.00196>
- Melo, M. T., Nickel, S., & Saldanha-Da-Gama, F. (2012). A tabu search heuristic for redesigning a multi-echelon supply chain network over a planning horizon.

- International Journal of Production Economics, 136(1), 218–230.
<https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2011.11.022>
- Mendonça, F. J. P. A. V., & Bispo, C. F. (2009). Smooth priorities for multi-product inventory control. IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline), 13(PART 1), 1579–1584. <https://doi.org/10.3182/20090603-3-RU-2001.0421>
- Meng, J.; Abed, A.M.; Elsehrawy, M.G.; Al Agha, A.; Abdullah, N.; Elattar, S.; Abbas, M.; Garalleh, H.A.; Assilzadeh, H. Nano-integrating green and low-carbon concepts into ideological and political education in higher education institutions through K-means clustering. Heliyon 2024, 10, e31244. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e31244>.
- Millstein, M. A., Yang, L., and Li, H. 2014. “Optimizing ABC inventory grouping decisions.” International Journal of Production Economics 148: 71–80. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2013.11.007>.
- Minie, S. M., Gendreau, M., Potvin, J. Y., Berger, J., Boukhtouta, A., & Thomson, D. (2017). Military three-echelon disaster relief supply chain management. Proceedings of the 2017 4th International Conference on Information and Communication Technologies for Disaster Management, ICT-DM 2017, 2018-January, 1–8. <https://doi.org/10.1109/ICT-DM.2017.8275674>
- Miškić, S., Stević, Z., and Tanackov, I. 2021. “A Novel Integrated SWARA-MARCOS Model for Inventory Classification.” International Journal of Industrial Engineering & Production Research 32: 1-17. DOI: 10.22068/ijiepr.32.4.5.
- Mitra, S. (2012). Inventory management in a two-echelon closed-loop supply chain with correlated demands and returns. Computers and Industrial Engineering, 62(4), 870–879. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2011.12.008>
- Modibbo, U. M., Gupta, S., Ahmed, A., & Ali, I. (2024). An integrated multi-objective multi-product inventory managed production planning problem under uncertain environment. Annals of Operations Research, 339(3), 1679–1723. <https://doi.org/10.1007/s10479-022-04795-0>
- Mohamadghasemi, A., Hadi-Vencheh, A., Hosseinzadeh Lotfi, F., and Khalilzadeh, M. 2019. “Group multiple criteria ABC inventory classification using the TOPSIS approach extended by Gaussian interval type-2 fuzzy sets and optimization programs.” Scientia Iranica 26(5 E): 2988–3006. <https://doi.org/10.24200/sci.2018.5539.1332>.
- Mohamadi, N., Niaki, S. T. A., Taher, M., & Shavandi, A. (2024). An application of deep reinforcement learning and vendor-managed inventory in perishable supply chain management. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 127. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.107403>
- Mohammaditabar, D., Hassan Ghodsypour, S., and O'Brien, C. 2012. “Inventory control system design by integrating inventory classification and policy selection.” International Journal of Production Economics 140(2): 655–659. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2011.03.012>.
- Mou, Y., Guan, Z., & Zhang, J. (2024). Integrated optimization of assortment, inventory and pricing considering omnichannel retailer’s risk aversion and

- customer's time preference. *Expert Systems with Applications*, 237. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121479>
- Movahed, K. K., & Zhang, Z. H. (2015). Robust design of (s, S) inventory policy parameters in supply chains with demand and lead time uncertainties. *International Journal of Systems Science*, 46(12), 2258–2268. <https://doi.org/10.1080/00207721.2013.860637>
- Mureşan, M., Cormoş, C.-C., & Agachi, P.-Ş. (2012). Multiproduct, multiechelon supply chain analysis under demand uncertainty and machine failure risk (pp. 462–466). <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-59519-5.50093-9>
- Ng, W.L., 2007. “A simple classifier for multiple criteria ABC analysis.” *European Journal of Operational Research* 177: 344–353. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2005.11.018>.
- Nguyen, D. H., & Chen, H. (2022). An effective approach for optimization of a perishable inventory system with uncertainty in both demand and supply. *International Transactions in Operational Research*, 29(4), 2682–2704. <https://doi.org/10.1111/itor.12846>
- Nie, T., & Sheng, W. (2009a). Simulation analysis of multi-echelon inventory for repairable items. *Proceedings - 2009 International Conference on Information Engineering and Computer Science, ICIECS 2009*. <https://doi.org/10.1109/ICIECS.2009.5364290>
- Nie, T., & Sheng, W. (2009b). Simulation of a closed loop multi-echelon repairable inventory system. *2009 International Conference on Management Science and Engineering - 16th Annual Conference Proceedings, ICMSE 2009*, 663–668. <https://doi.org/10.1109/ICMSE.2009.5318240>
- Nikolaisen, J. B., Vågen, S. S., & Schütz, P. (2023). Solving a maritime inventory routing problem under uncertainty using optimization and simulation. *Computational Management Science*, 20(1). <https://doi.org/10.1007/s10287-023-00459-x>
- Niroomand, S., Aviso, K. B., & Mahmoodirad, A. (2023). An uncertain multi-objective model for simultaneous design of supply chain and assemblers considering sustainable development: a case study. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 47, 86–102. <https://doi.org/10.1016/j.cirpj.2023.08.007>
- Nyberg, A., Grossmann, I. E., & Westerlund, T. (2013). An efficient reformulation of the multiechelon stochastic inventory system with uncertain demands. *AIChE Journal*, 59(1), 23–28. <https://doi.org/10.1002/aic.13977>
- Pal, B., Sana, S. S., & Chaudhuri, K. (2014). A multi-echelon production-inventory system with supply disruption. *Journal of Manufacturing Systems*, 33(2), 262–276. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2013.12.010>
- Park, H.S.; Jun, C.H. A simple and fast algorithm for K-medoids clustering. *Expert Syst. Appl.* 2009, 36 Pt 2, 3336–3341. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.01.039>.
- Park, J., Bae, H., and Bae, J. 2014. “Cross-evaluation-based weighted linear optimization for multi-criteria ABC inventory classification.” *Computers and*

- Parvini, M., Atashi, A., Hussein, S. M. M., & Esfahanipour, A. (2014). A two-echelon inventory model with product returns considering demands dependent return rates. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 72(1–4), 107–118. <https://doi.org/10.1007/s00170-014-5645-6>
- Pasandideh, S. H. R., Niaki, S. T. A., & Asadi, K. (2015). Bi-objective optimization of a multi-product multi-period three-echelon supply chain problem under uncertain environments: NSGA-II and NPGA. *Information Sciences*, 292, 57–74. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2014.08.068>
- Prakash, J., and Chin, J. F. 2017. “Effects of inventory classifications on CONWIP system: a case study.” *Journal of Management Analytics* 4(3): 296–320. <https://doi.org/10.1080/23270012.2017.1344938>.
- Prestwich, S. D., Tarim, S. A., Rossi, R., & Hnich, B. (2012). A neuroevolutionary approach to stochastic inventory control in multi-echelon systems. *International Journal of Production Research*, 50(8), 2150–2160. <https://doi.org/10.1080/00207543.2011.574503>
- Qin, Z. C., Sun, L., Qu, Y. Q., & Li, Y. (2011). The demand forecasting of the multi-echelon inventory in the regional logistics network. 2011 IEEE 18th International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management, IE and EM 2011, PART 3, 1544–1548. <https://doi.org/10.1109/ICIEEM.2011.6035453>
- Qiu, R. Z., Huang, X. Y., & Yuan, H. T. (2014). Robust optimization model of multi-period inventory with uncertain demand distribution. *Control and Decision*, 9(29), 1644–1648.
- Qiu, R., Shang, J., & Huang, X. (2014). Robust inventory decision under distribution uncertainty: A CVaR-based optimization approach. *International Journal of Production Economics*, 153, 13–23. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.03.021>
- Quan, S. J. (2024). Comparing hyperparameter tuning methods in machine learning based urban building energy modeling: A study in Chicago. *Energy and Buildings*, 317. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2024.114353>
- Rahdar, M., Wang, L., & Hu, G. (2018). A tri-level optimization model for inventory control with uncertain demand and lead time. *International Journal of Production Economics*, 195, 96–105. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2017.10.011>
- Ramanathan, R. 2006. “ABC inventory classification with multiple-criteria using weighted linear optimization.” *Computers and Operations Research* 33(3): 695–700. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2004.07.014>.
- Rambau, J., & Schade, K. (2010). The stochastic guaranteed service model with recourse for multi-echelon warehouse management. *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, 36(C), 783–790. <https://doi.org/10.1016/j.endm.2010.05.099>
- Rappold, J. A., & Muckstadt, J. A. (2000). A Computationally Efficient Approach for Determining Inventory Levels in a Capacitated Multiechelon Production-

- Distribution System. In Inc. Naval Research Logistics (Vol. 47). John Wiley & Sons.
- Rezaei, J., and Dowlatshahi, S. 2010. "A rule-based multi-criteria approach to inventory classification." *International Journal of Production Research* 48(23): 7107–7126. <https://doi.org/10.1080/00207540903348361>.
- Rezaei, J., and Salimi, N. 2015. "Optimal ABC inventory classification using interval programming." *International Journal of Systems Science* 46(11): 1944–1952. <https://doi.org/10.1080/00207721.2013.843215>.
- Rizqi, Z. U., & Chou, S. Y. (2024). Neuroevolution reinforcement learning for multi-echelon inventory optimization with delivery options and uncertain discount. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 134. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.108670>
- Rose, K. Deterministic Annealing for Clustering, Compression, Classification, Regression, and Related Optimization Problems. *Proc. IEEE* 1998, 86, 2210–2239.
- Rousseuw, P.J. Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *J. Comput. Appl. Math.* 1987, 20, 53–65, [https://doi.org/10.1016/0377-0427\(87\)90125-7](https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7).
- Roy, A., Islam, M., Karim, M., Ahmed, K. A., Khan, A. R., Uddin, M., & Xames, M. D. (2023). Comparative analysis of KNN and SVM in multicriteria inventory classification using TOPSIS. *International Journal of Information Technology (Singapore)*, 15(7), 3613–3622. <https://doi.org/10.1007/s41870-023-01397-2>
- Rumelhart, D.; Hinton, G.E.; Williams, R.J. Learning representations by back-propagating errors. *Nature* 1986, 323, 533–536.
- Saetta, S., Paolini, L., Tiacci, L., & Altioik, T. (2012). A decomposition approach for the performance analysis of a serial multi-echelon supply chain. *International Journal of Production Research*, 50(9), 2380–2395. <https://doi.org/10.1080/00207543.2011.581002>
- Saracoglu, I. 2022. "A Scatter Search Algorithm for Multi-Criteria Inventory Classification considering Multi Objective Optimization." *Soft Computing* 26: 8785–8806. <https://doi.org/10.1007/s00500-022-07227-0>.
- Saragih, N. I., Bahagia, S. N., Suprayogi, & Syabri, I. (2019). A heuristic method for location-inventory-routing problem in a three-echelon supply chain system. *Computers and Industrial Engineering*, 127, 875–886. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.11.026>
- Saric, T., Pezer, D., and Simunovic, G. 2014. "Inventory classification using multi – criteria abc analysis, Neural networks and cluster analysis." *Tehnicki Vjesnik* 21: 1109-1115
- Sarkar, B., Ganguly, B., Pareek, S., & Cárdenas-Barrón, L.E. (2022). A three-echelon green supply chain management for biodegradable products with three transportation modes. *Computers & Industrial Engineering*, 174, 108727. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108727>

- Sarlak, R., & Nookabadi, A. (2012). Synchronization in multi-echelon supply chain applying timing discount. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 59(1–4), 289–297. <https://doi.org/10.1007/s00170-011-3486-0>
- Sarmah, S. P., and Moharana, U. C. 2015. “Multi-criteria classification of spare parts inventories - A web based approach.” *Journal of Quality in Maintenance Engineering* 21(4): 456–477. <https://doi.org/10.1108/JQME-04-2012-0017>.
- Sel, Ç. (2022). The use of parametric programming and simulation-optimisation approaches for stochastic inventory control in the food markets under fuzzy deterioration rate. *Computers and Industrial Engineering*, 168. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108141>
- Shafiee, F., Kazemi, A., Jafarnejad Chaghooshi, A., Sazvar, Z., & Amoozad Mahdiraji, H. (2021). A robust multi-objective optimization model for inventory and production management with environmental and social consideration: A real case of dairy industry. *Journal of Cleaner Production*, 294. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.126230>
- Shafieezadeh, M., & Sadegheih, A. (2014). Developing an integrated inventory management model for multi-item multi-echelon supply chain. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 72(5–8), 1099–1119. <https://doi.org/10.1007/s00170-014-5684-z>
- Shahabi, M., Akbarinasaji, S., Unnikrishnan, A., & James, R. (2013). Integrated Inventory Control and Facility Location Decisions in a Multi-Echelon Supply Chain Network with Hubs. *Networks and Spatial Economics*, 13(4), 497–514. <https://doi.org/10.1007/s11067-013-9196-4>
- Shamsaddini, R., Vesal, M.S., and Nawaser, K. 2015. “A new model for inventory items classification through integration of ABC–Fuzzy and fuzzy analytic hierarchy process.” *International Journal of Industrial and Systems Engineering* 19: 239-261. <https://doi.org/10.1504/IJISE.2015.067250>.
- Sheikh-Zadeh, A., Rossetti, M. D., & Scott, M. A. (2021). Performance-based inventory classification methods for large-Scale multi-echelon replenishment systems. *Omega* (United Kingdom), 101. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2020.102276>
- Sheikh-Zadeh, A., Scott, M. A., and Enayaty-Ahangar, F. 2023. “The role of prescriptive data and non-linear dimension-reduction methods in spare part classification.” *Computers and Industrial Engineering* 175. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108912>.
- Sheikh-Zadeha, A., Rossetti, M.D., and Scott, M.A. 2021. “Performance-based inventory classification methods for large- Scale multi-echelon replenishment systems.” *Omega* 101: 102276. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2020.102276>.
- Shi, C.; Wei, B.; Wei, S.; Wang, W.; Liu, H.; Liu, J. A quantitative discriminant method of elbow point for the optimal number of clusters in clustering algorithm. *J. Wirel. Commun. Netw.* 2021, 2021, 31. <https://doi.org/10.1186/s13638-021-01910-w>.
- Shivade, A. S., & Sapkal, S. U. (2024). Application of Multi-Criteria ABC Inventory Classification Approaches to Gearbox Manufacturing Industry.

- Journal of The Institution of Engineers (India): Series C, 105(2), 271–297.
<https://doi.org/10.1007/s40032-024-01025-3>
- Silva, P. M., Gonçalves, J. N. C., Martins, T. M., Marques, L. C., Oliveira, M., Reis, M. I., Araújo, L., Correia, D., Telhada, J., Costa, L., & Fernandes, J. M. (2022). A hybrid bi-objective optimization approach for joint determination of safety stock and safety time buffers in multi-item single-stage industrial supply chains. *Computers and Industrial Engineering*, 168. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108095>
- Šimunović, G. Draganjac, T., and Šimunović, G. 2008. “Application of different quantitative techniques to inventory classification.” *Tehnicki Vjesnik* 15: 41-47
- Šimunović, G., and Šarić, T. 2009. “Application of Artificial Neural Networks to Multiple Criteria Inventory Classification”. *Strojarstvo* 51: 313-321.
- Solis, A. O., & Schmidt, C. P. (2007). Stochastic leadtimes in a one-warehouse, N-retailer inventory system with the warehouse not carrying stock. *European Journal of Operational Research*, 181(2), 1004–1013. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.07.008>
- Song, H., & Lau, H. C. (2006). Two-instant reallocation in two-echelon spare parts inventory systems. 2006 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering, CASE, 342–345. <https://doi.org/10.1109/COASE.2006.326905>
- Song, J.-S., & Zipkin, P. H. (1992). Evaluation of Base-Stock Policies in Multiechelon Inventory Systems with State-Dependent Demands Part I: State-Independent Policies.
- Song, J.-S., & Zipkin, P. H. (1996). Evaluation of Base-Stock Policies in Multiechelon Inventory Systems with State-Dependent Demands. Part 11: State-Dependent Depot Policies. In *Naval Research Logistics* (Vol. 43).
- Soylu, B., and Akyol, B. 2014. “Multi-criteria inventory classification with reference items.” *Computers and Industrial Engineering* 69(1): 12–20. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2013.12.011>.
- Stanford, R. E., and Martin, W. 2007. “Towards a normative model for inventory cost management in a generalized ABC classification system.” *Journal of the Operational Research Society* 58(7): 922–928. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2602203>.
- Stanford, R. E., and Martin, W. 2007. “Towards a normative model for inventory cost management in a generalized ABC classification system.” *Journal of the Operational Research Society* 58(7): 922–928. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2602203>.
- Stauffer, G. (2012). Using the economical order quantity formula for inventory control in one-warehouse multiretailer systems. *Naval Research Logistics*, 59(3–4), 285–297. <https://doi.org/10.1002/nav.21488>
- Stauffer, G. (2018). Approximation algorithms for k-echelon extensions of the one warehouse multi-retailer problem. *Mathematical Methods of Operations Research*, 88(3), 445–473. <https://doi.org/10.1007/s00186-018-0642-4>

- Stenius, O., Marklund, J., & Axsäter, S. (2018). Sustainable multi-echelon inventory control with shipment consolidation and volume dependent freight costs. *European Journal of Operational Research*, 267(3), 904–916. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.12.029>
- Stok Sınıflandırma Literatür Araştırması Makalesi
- Sun, J., Li, W., Lv, Y., & Zhang, L. (2009). Research on equipment spare parts quasi-three-stage inventory model of three-echelon assembly relationship. 2009 2nd International Symposium on Knowledge Acquisition and Modeling, KAM 2009, 2, 107–110. <https://doi.org/10.1109/KAM.2009.219>
- Sun, Y., Qiu, R., & Sun, M. (2024). A robust optimization approach for inventory management with limited-time discounts and service-level requirement under demand uncertainty. *International Journal of Production Economics*, 267. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2023.109096>
- Sundar Raj, T., & Lakshminarayanan, S. (2008). Multiobjective optimization in multiechelon decentralized supply chains. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 47(17), 6661–6671. <https://doi.org/10.1021/ie800153z>
- Sutton, R.S., 1998. Reinforcement Learning – an Introduction. MIT Press, London, England.
- Svoboda, J., and Minner, M. 2022. “Tailoring inventory classification to industry applications: the benefits of understandable machine learning”. *International Journal of Production Research* 60(1): 388-401. DOI: 10.1080/00207543.2021.1959078
- Şimşek, A. B., Göktekin, Z., & Geliç, B. (2023). Exploring managerial insights through multi criteria decision making techniques in pharmacy inventory classification problem. *Canada. Decision Science Letters*, 12, 795–806. <https://doi.org/10.5267/dsl.2023.6.002>
- Taratynava, N., Burlat, P., & Boucher, X. (2009). Forecast sharing, within a two echelon supply chain. *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)*, 42(4 PART 1), 1298–1303. <https://doi.org/10.3182/20090603-3-RU-2001.0089>
- Tavakoli, N.; Siامي-Namini, S.; Adl Khanghah, M.; Mirza Soltani, F.; Siامي Namin, A. An autoencoder-based deep learning approach for clustering time series data. *SN Appl. Sci.* 2020, 2, 937. <https://doi.org/10.1007/s42452-020-2584-8>.
- Tavassoli, M., and Saen, R.F. 2022. “A stochastic data envelopment analysis approach for multi criteria ABC inventory classification.” *Journal of Industrial and Production Engineering* 39(6): 415-429. <https://doi.org/10.1080/21681015.2022.2037761>.
- Tavassoli, M., Faramarzi, G.R., and Saen, R.F. 2014. “Multi-criteria ABC inventory classification using DEA-discriminant analysis to predict group membership of new items.” *International Journal of Applied Management Science* 6: 171-189. <https://doi.org/10.1504/IJAMS.2014.060904>.
- Teunter, R. H., Zied Babai, M., and Syntetos, A. A. 2010. “ABC Classification: Service Levels and Inventory Costs.” *Production And Operations Management* 19: 343-352, <https://doi.org/10.3401/poms.1080.01098>.

- Thorsen, A., & Yao, T. (2017). Robust inventory control under demand and lead time uncertainty. *Annals of Operations Research*, 257(1–2), 207–236. <https://doi.org/10.1007/s10479-015-2084-1>
- Tomašev, N.; Radovanovic, M. Clustering Evaluation in High-Dimensional Data. In *Unsupervised Learning Algorithms*; Springer: Cham, Switzerland, 2016; pp. 71–107. https://doi.org/10.1007/978-3-319-24211-8_4.
- Torabi, S. A., & Hassini, E. (2008). An interactive possibilistic programming approach for multiple objective supply chain master planning. *Fuzzy Sets and Systems*, 159(2), 193–214. <https://doi.org/10.1016/j.fss.2007.08.010>
- Torabi, S. A., Hatefi, S. M., and Saleck Pay, B. 2012. “ABC inventory classification in the presence of both quantitative and qualitative criteria.” *Computers and Industrial Engineering* 63(2): 530–537. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2012.04.011>.
- Tsai, C. Y., and Yeh, S. W. 2008. “A multiple objective particle swarm optimization approach for inventory classification.” *International Journal of Production Economics* 114(2): 656–666. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2008.02.017>.
- van den Berg, D., van der Heijden, M. C., & Schuur, P. C. (2016). Allocating service parts in two-echelon networks at a utility company. *International Journal of Production Economics*, 181, 58–67. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2015.08.025>
- Wang, K.; Qi, X.; Liu, H.; Song, J. Deep belief network based k-means cluster approach for short-term wind power forecasting. *Energy* 2018, 165, 840–852.
- Wang, M., Amiri-Aref, M., Klibi, W., & Babai, M. Z. (2024). Global multi-sourcing network design with inventory planning under uncertainty. *International Journal of Production Research*. <https://doi.org/10.1080/00207543.2024.2323068>
- Wang, Q., & Axsäter, S. (2013). Fixed-interval joint-replenishment policies for distribution systems with multiple retailers and stochastic demand. *Naval Research Logistics*, 60(8), 637–651. <https://doi.org/10.1002/nav.21558>
- Wang, W.; Yang, D.; Chen, F.; Pang, Y.; Huang, S.; Ge, Y. Clustering with Orthogonal AutoEncoder. *IEEE Access* 2019, 7, 62421–62432. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2916030>.
- Wenjin, L., He, R., Qiyun, P., Song, Y., Zhibin, J., & Kangzhou, W. (2019). An analysis of the bullwhip effect in multi-echelon hybrid supply chain. *IFAC-PapersOnLine*, 52(13), 2419–2424. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.11.569>
- Weskamp, C., Koberstein, A., Schwartz, F., Suhl, L., & Voß, S. (2019). A two-stage stochastic programming approach for identifying optimal postponement strategies in supply chains with uncertain demand. *Omega (United Kingdom)*, 83, 123–138. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2018.02.008>
- Wu, J. Z. (2023). Parsimoniously interactive multiple attribute rating (PIMAR) and its applications to large-scale inventory classification in the context of Industry 3.5. *Computers and Industrial Engineering*, 184. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109546>

- Wu, S., Fu, Y., Lai, K.K., and Leung, W.K.J. 2018. "A Weighted Least-Square Dissimilarity Approach for Multiple Criteria ABC Inventory Classification." *Asia-Pacific Journal of Operational Research* 35: 1850025. <https://doi.org/10.1142/S0217595918500252>.
- Xiao, Y. Y., Zhang, R. Q., and Kaku, I. 2011. "A new approach of inventory classification based on loss profit." *Expert Systems with Applications* 38: 9382–9391. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.01.127>.
- Xie, Y., Petrovic, D., & Burnham, K. (2006). A heuristic procedure for the two-level control of serial supply chains under fuzzy customer demand. *International Journal of Production Economics*, 102(1), 37–50. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2005.01.016>
- Xu, N. (2009). Optimal policy for a two-facility inventory problem with storage constraints and two freight modes. *European Journal of Operational Research*, 194(1), 78–84. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2007.11.059>
- Xu, N., and Xu, W. 2021. "A Classification Method of Inventory Spare Parts Based on Improved Super Efficient DEA-ABC Model." *Lecture Notes in Computer Science* 12511: 214–224. https://doi.org/10.1007/978-3-030-66906-5_20.
- Xu, X.; Ren, W. A hybrid model of stacked autoencoder and modified particle swarm optimization for multivariate chaotic time series forecasting. *Appl. Soft Comput.* 2022, 116, 108321. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.108321>.
- Xu, Y., Fu, Y., Chen, Y., and Lai, K.K. 2022. "Multicriteria ABC Inventory Classification Using a Group Decision Making Method with Individual Preferences." *Asia-Pacific Journal of Operational Research* <https://doi.org/10.1142/S0217595922500361>.
- Xue, D. J. 2014. "Inventory classification and management strategy of components and parts in assembly workshops." *Applied Mechanics and Materials* 687–691: 5028–5031. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.687-691.5028>.
- Ya, Y., Jie, Z., Yukan, H., & Yuan, L. (2020). Research on a Multi-Echelon Inventory Control Method for Logistics System in Aviation Enterprise. *Proceedings - 2020 7th International Conference on Information Science and Control Engineering, ICISCE 2020*, 2087–2091. <https://doi.org/10.1109/ICISCE50968.2020.00410>
- Yan, B., Zhou, Y., Zhang, M., & Li, Z. (2023). Reliability-Driven Multiechelon Inventory Optimization With Applications to Service Spare Parts for Wind Turbines. *IEEE Transactions on Reliability*, 72(2), 748–758. <https://doi.org/10.1109/TR.2022.3178596>
- Yang, L., Li, H., Campbell, J. F., and Sweeney, D. C. 2017. "Integrated multi-period dynamic inventory classification and control." *International Journal of Production Economics* 189: 86–96. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2017.04.010>.
- Yang, M. F., & Lin, Y. (2010). Applying the linear particle swarm optimization to a serial multi-echelon inventory model. *Expert Systems with Applications*, 37(3), 2599–2608. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.08.021>
- Yang, M. F., Lin, Y., Ho, L. H., & Kao, W. F. (2016). An Integrated Multiechelon Logistics Model with Uncertain Delivery Lead Time and Quality Unreliability.

- Mathematical Problems in Engineering, 2016.
<https://doi.org/10.1155/2016/8494268>
- Yang, Y., Yu, Y., & Huang, T. (2017). Myopic Analysis for Multi-Echelon Inventory Systems with Batch Ordering and Nonstationary/Time-Correlated Demands. *Production and Operations Management*, 26(1), 31–46.
<https://doi.org/10.1111/poms.12605>
- Yazdekhosti, A., sharifzadeh, S., & Ma, J. (2022). A two-echelon two-indenture warranty distribution network development and optimization under batch-ordering inventory policy. *International Journal of Production Economics*, 249.
<https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2022.108508>
- Yeong-joon Yoo, S., Kim, W., & Rhee, J. (1997). Efficient Inventory Management in Multi-Echelon Distribution. In *Computers ind. Engng* (Vol. 33).
- Yi, G., & Reklaitis, G. V. (2014). Adaptive model predictive inventory controller for multiproduct warehouse system. *Automatica*, 50(9), 2245–2253.
<https://doi.org/10.1016/j.automatica.2014.07.022>
- Yiğit, F., and Esnaf, Ş. 2021. “A new Fuzzy C-Means and AHP-based three-phased approach for multiple criteria ABC inventory classification.” *Journal of Intelligent Manufacturing* 32: 1517-1528. <https://doi.org/10.1007/s10845-020-01633-7>.
- You, F., & Grossmann, I. E. (2010). Integrated multi-echelon supply chain design with inventories under uncertainty: MINLP models, computational strategies. *AIChE Journal*, 56(2), 419–440. <https://doi.org/10.1002/aic.12010>
- Yu, M. C. 2011. “Multi-criteria ABC analysis using artificial-intelligence-based classification techniques.” *Expert Systems with Applications* 38(4): 3416–3421. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.08.127>.
- Yung, K.L., Ho, G.T.S., Tang, Y.M., and Ip, W.H. 2021. “Inventory classification system in space mission component replenishment using multi attribute fuzzy ABC classification.” *Industrial Management & Data Systems* 121: 637-656. <https://doi.org/10.1108/IMDS-09-2020-0518>.
- Zaki, I. R., & Annuar, A. Z. (2025). Tidal Level Short-Term Prediction using Back-Propagating Artificial Neural Network (BP-ANN). *Journal of Advanced Research in Applied Sciences and Engineering Technology*, 54(1), 1–15.
<https://doi.org/10.37934/araset.54.1.115>
- Zamani Dadaneh, D., Moradi, S., & Alizadeh, B. (2023). Simultaneous planning of purchase orders, production, and inventory management under demand uncertainty. *International Journal of Production Economics*, 265.
<https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2023.109012>
- Zhang, G. Y., Li, Q. M., & Wang, S. (2012). Batch ordering policy of spare parts in multi-location inventory system with unidirectional lateral transshipments. *Proceedings - 4th International Conference on Computational and Information Sciences, ICCIS 2012*, 317–320. <https://doi.org/10.1109/ICCIS.2012.92>
- Zhang, Q., Zhao, Q., and Li, Y. 2018. “Integrating Replenishment Policy with GSAA-FCM Based Multi-Criteria Inventory Classification.” *International Journal of Computational Intelligence Systems* 11: 248-255. DOI: 10.2991/ijcis.11.1.19.

- Zhang, Y., Huang, G. H., & He, L. (2014). A multi-echelon supply chain model for municipal solid waste management system. *Waste Management*, 34(2), 553–561. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2013.10.002>
- Zhang, Y., Song, S., Wu, C., & Yin, W. (2010). Multi-echelon multi-item dynamic inventory management via decomposition and coordination algorithm. 2010 International Conference on Networking, Sensing and Control, ICNSC 2010, 205–210. <https://doi.org/10.1109/ICNSC.2010.5461504>
- Zhang, Y., Song, S., Zhang, H., Wu, C., & Yin, W. (2012). A hybrid genetic algorithm for two-stage multi-item inventory system with stochastic demand. *Neural Computing and Applications*, 21(6), 1087–1098. <https://doi.org/10.1007/s00521-011-0658-7>
- Zhang, Z.L., Wang, Y.F., and Li, Y. 2019. “Inventory control model based on multi-attribute material classification: An integrated grey-rough set and probabilistic neural network approach.” *Advances in Production Engineering & Management* 14: 93-111. DOI:10.14743/apem2019.1.314..
- Zheng, S., Fu, Y., Lai, K. K., and Liang, L. 2017. “An improvement to multiple criteria ABC inventory classification using Shannon entropy.” *Journal of Systems Science and Complexity* 30(4): 857–865. <https://doi.org/10.1007/s11424-017-5061-8>
- Zheng, S., Fu, Y., Lai, K. K., and Liang, L. 2017. “An improvement to multiple criteria ABC inventory classification using Shannon entropy.” *Journal of Systems Science and Complexity* 30(4): 857–865. <https://doi.org/10.1007/s11424-017-5061-8>
- Zhou, P., and Fan, L. 2007. “A note on multi-criteria ABC inventory classification using weighted linear optimization.” *European Journal of Operational Research* 182(3): 1488–1491. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.08.052>.
- Zhou, W. Q., Chen, L., & Ge, H. M. (2013). A multi-product multi-echelon inventory control model with joint replenishment strategy. *Applied Mathematical Modelling*, 37(4), 2039–2050. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2012.04.054>
- Zipkin, P. (1991). Evaluation of Base-Stock Policies in Multiechelon Inventory Systems with Compound-Poisson Demands.
- Zouggar, A. A. (2007). MULTI-ECHELON PRODUCTION PLANNING PROCESS WITH NO TIME COORDINATION.

TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR

Konferans Bildirileri

1. Keskin, S., & Taskin, A. (2023). Inventory Classification with Artificial Intelligence: Conceptual Framework, International Conference on Optimization and Data Science in Industrial Engineering , 500-504, 16-17 Kasım 2023, İstanbul-Türkiye (Konferans Tam Metin Kitabı)
2. Keskin, S., & Taskin, A. (2024). Multi-Echelon Stochastic Inventory Optimization: An Application in White Goods Industry, International Conference on Optimization and Data Science in Industrial Engineering – 7-8 Kasım 2024, İstanbul-Türkiye, 92 (Konferans Özet Kitabı)

Makaleler

1. Keskin, S., & Taskin, A. (2024). A Novel Autoencoder-Integrated Clustering Methodology for Inventory Classification: A Real Case Study for White Goods Industry. Sustainability, 16(21), 9244. <https://doi.org/10.3390/su16219244>
2. Keskin, S., & Taşkın, A. (2024). Inventory classification with artificial intelligence: Conceptual framework. Journal of Decision Analytics and Intelligent Computing, 4(1), 136–142. <https://doi.org/10.31181/jdaic10029092024k>