



ARAŞTIRMA MAKALESİ / RESEARCH ARTICLE

Sipariş Toplama Rotalarının Depo Verimliliğine Etkisinin Çok Boyutlu Analizi: Klasik, Sezgisel ve Yerel İyileştirme Yaklaşımları

A Multi-Dimensional Analysis of Order Picking Routes and Warehouse Efficiency: Classical, Heuristic, and Local Improvement Approaches

İlknur Yardımcı Coşkun 

Maltepe Üniversitesi, İşletme ve Yönetim Bilimleri Fakültesi, İstanbul, TÜRKİYE
 Sorumlu Yazar / Corresponding Author *: ilknuryardimci@maltepe.edu.tr

Öz

Depolar, tedarik zinciri süreçlerinin etkinliğinde kritik rol oynayan operasyonel merkezlerdir. Bu merkezlerde sipariş toplama faaliyetleri, toplam işlem süresinin önemli bir kısmını oluşturmakta ve doğrudan müşteri memnuniyeti ile maliyet verimliliğini etkilemektedir. Bu çalışmada, sipariş toplama sürecinde uygulanan üç farklı rota sıralama stratejisinin operasyonel süre ve mesafe üzerindeki etkisi incelenmiştir. Sabit bir ürün yerleşimi ve 20 kalemlik bir sipariş listesi üzerinden; alfabetik sıralama, bölge (zone) bazlı toplama ve Greedy algoritması (her adımda en yakın ürüne yönelme) stratejileri karşılaştırılmıştır. Her senaryo için Manhattan mesafesi kullanılarak toplam yürüyüş mesafeleri hesaplanmış, sabit toplama süreleri eklenerek işlem süreleri elde edilmiştir. Analiz sonucunda alfabetik sıralama referans alındığında, bölge bazlı sıralama toplam yürüyüş mesafesinde %11,7'lik bir azalma sağlamış; Greedy algoritması ise bu değeri %59,6 oranında azaltmıştır. Bulgular, sipariş toplama rotalarının uygun şekilde planlanmasıyla depo operasyonlarında %10-60 aralığında verimlilik kazanımı sağlanabileceğini ortaya koymuştur. Çalışmada ayrıca, Greedy ve NN çözümleri üzerinde yerel iyileştirme (2-opt ve Or-opt) yöntemlerinin uygulanması, farklı rastgele yerleşimlerde (30 seed) istatistiksel sağlamlık testleri (Wilcoxon signed-rank) ve beş farklı depo konumu senaryosu üzerinden duyarlılık analizi gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar, özellikle Greedy+local yaklaşımının hem farklı yerleşimlere hem de depo konumlarına karşı daha kararlı ve yüksek performanslı çözümler sunduğunu göstermiştir. Bu çalışma, özellikle küçük ve orta ölçekli işletmeler için düşük maliyetli, uygulanabilir ve veriye dayalı rota planlama stratejilerine ışık tutmakta; sipariş toplama süreçlerinde algoritmik yaklaşımların operasyonel etkililiğini vurgulamaktadır.

Anahtar Kelimeler: Depo Yönetimi, Sipariş Toplama, Yürüyüş Mesafesi, Rota Optimizasyonu, Sezgisel Algoritmalar, Bölgesel Toplama

Abstract

Warehouses are operational hubs that play a critical role in the efficiency of supply chain processes. Order picking activities within these facilities account for a significant portion of total processing time and directly affect both customer satisfaction and cost efficiency. This study examines the impact of three different route sequencing strategies on operational time and travel distance during order picking. Using a fixed product layout and an order list of 20 items, alphabetical sequencing, zone-based picking, and a Greedy algorithm (selecting the nearest item at each step) were compared. For each scenario, total walking distances were calculated using Manhattan distance, and processing times were obtained by adding fixed pick times. Taking alphabetical sequencing as a baseline, zone-based sequencing reduced total walking distance by 11.7%, while the Greedy algorithm achieved a 59.6% reduction. These findings highlight that appropriate route planning can yield 10-60% efficiency gains in warehouse operations. The study further incorporated local improvement techniques (2-opt and Or-opt) applied to NN and Greedy solutions, robustness tests across 30 random seeds using Wilcoxon signed-rank tests, and a sensitivity analysis across five different depot location scenarios. Results show that the Greedy+local approach provides more stable and high-performing solutions across different layouts and depot locations compared to alternative heuristics. This research provides low-cost, practical, and data-driven routing strategies for small- and medium-sized enterprises, emphasizing the operational effectiveness of algorithmic approaches in order picking processes.

Keywords: Warehouse Management, Order Picking, Walking Distance, Route Optimization, Heuristic Algorithms, Zone-Based Picking

EXTENDED ABSTRACT

Introduction

Order picking is one of the most labor-intensive and cost-sensitive operations in warehouse management. The effectiveness of picking routes directly impacts total operational time, workforce productivity, and delivery speed. Despite its critical importance, many warehouses still rely on static or non-optimized picking strategies such as alphabetical or simple zone-based methods.

This study conducts a multi-dimensional analysis of classical routing patterns (S-shape, Return), heuristic approaches

(Nearest Neighbor, Greedy), and local improvement techniques (2-opt and Or-opt) to examine their effects on total travel distance and operational performance in a warehouse environment. Furthermore, the research incorporates robustness analysis across 30 random instances and depot location sensitivity tests, thereby providing a comprehensive evaluation that extends beyond static scenario comparisons.

Materials and Methods

The analysis is based on a simulated warehouse layout with 20 distinct products placed randomly in a two-dimensional

coordinate system. Product locations are assigned (x, y) coordinates, shelf numbers, and zones. The Manhattan distance metric is used to calculate travel costs between product locations, reflecting typical orthogonal warehouse layouts.

The study examines:

- Classical routing methods: S-shape and Return patterns commonly applied in practice.
- Heuristic approaches:
 - Alphabetical Picking – fixed order regardless of location.
 - Zone-Based Picking – sequential picking zone by zone.
 - Nearest Neighbor & Greedy – dynamically selecting the closest unvisited product at each step.
- Local improvement: 2-opt and Or-opt operators applied on NN and Greedy tours.

For each method, total travel distance was computed using spreadsheet modeling and distance matrices. Additionally, 30 random seed instances were generated to evaluate the statistical robustness of the heuristic methods. Wilcoxon signed-rank tests and effect size (r) calculations were conducted to assess pairwise differences. Finally, five different depot location scenarios (central, corner, edge, distant, random) were simulated to evaluate route sensitivity to depot placement.

Results and Discussion

The findings reveal significant performance differences among classical, heuristic, and improved heuristic methods:

- Compared to alphabetical picking, zone-based routing achieved 11.7% distance reduction, while the Greedy algorithm reduced total travel by 59.6%.
- S-shape and Return patterns performed moderately well but were outperformed by proximity-based heuristics.

1. Giriş

Günümüz rekabetçi pazar koşullarında işletmelerin müşteri taleplerine hızlı ve doğru şekilde yanıt verebilmesi, lojistik faaliyetlerin etkinliğine bağlıdır. Bu bağlamda, depolar tedarik zincirinin en önemli halkalarından biri olarak; stoklama, sipariş hazırlama ve dağıtım gibi kritik süreçleri barındırmaktadır. Depolarda sipariş toplama, toplam operasyon süresini ve maliyetleri doğrudan etkileyen kritik bir süreçtir. Hem zaman hem de iş gücü maliyetleri açısından en yüksek paya sahip bu süreç, operasyonel verimlilik üzerinde belirleyici rol oynamaktadır.

Sipariş toplama sürecinin verimliliği, ürünlerin depo içindeki yerleşimi, toplayıcının izlediği rota ve sıralama stratejileri gibi çeşitli faktörlerden etkilenmektedir [1]. Özellikle toplayıcının bir siparişi oluşturmak için katettiği toplam mesafe, operasyonel süreyi doğrudan etkilemekte ve buna bağlı olarak müşteri memnuniyetini, kaynak kullanımını ve genel depo verimliliğini belirleyici hale getirmektedir. Bu doğrultuda, sipariş toplama rotalarının incelenmesi depo verimliliği üzerinde önemli etkiler yaratmakta, farklı toplama yöntemleri ve yönlendirme stratejilerini analiz eden çeşitli çalışmalar da bu durumu desteklemektedir [2][3]. Rotanın optimize edilmesi, seyahat süresinin azaltılmasına, maliyetlerin düşürülmesine ve genel operasyonel performansın iyileştirilmesine katkı sağlamaktadır [4][5]. Nitekim tercih edilen toplama yöntemi, sipariş toplama sürecinin verimliliğini doğrudan etkilemekte olup, yapılan simülasyon çalışmalarında bazı yöntemlerin diğerlerine kıyasla daha yüksek performans sonuçları verdiği gösterilmiştir [6]. Optimal yönlendirme algoritmalarının uygulanması, depo

- Applying 2-opt and Or-opt local improvements to NN and Greedy solutions further enhanced performance, often bringing results close to the 1-tree lower bound.

Across 30 random instances, heuristic + local search methods showed consistently lower mean distances and narrower confidence intervals. Wilcoxon signed-rank tests indicated statistically significant improvements ($p < 0.001$, large effect sizes) when local search was applied.

The depot location sensitivity analysis revealed that NN's performance deteriorates as the depot moves away from the product center, whereas Greedy+local remained stable across different depot scenarios, indicating higher robustness.

Conclusion

This study demonstrates that strategic route planning and algorithmic improvements can lead to 10–60% reductions in total travel distance, yielding substantial productivity gains and cost savings in warehouse operations. While alphabetical or zone-based approaches may be simple to implement, they are significantly less efficient than heuristic and improved heuristic strategies.

The contribution of this research lies in offering a comprehensive, multi-layered evaluation that integrates classical patterns, heuristics, local search improvements, statistical robustness, and depot sensitivity analysis. This provides valuable insights for both academic literature and practical warehouse management, particularly for small and medium-sized enterprises seeking low-cost, data-driven optimization strategies. Future research may incorporate dynamic variables such as real-time order arrivals, congestion, and collaborative picking scenarios to further enhance practical applicability.

yerleşimi ve operasyonel yapıya bağlı olarak seyahat süresini %7 ile %34 oranında azaltabilmektedir [7]. Araç yönlendirme temelli bir yaklaşım ise geleneksel yöntemlere (örneğin S-şekli, dönüş yöntemi) kıyasla anlamlı ölçüde daha iyi sonuçlar vermiştir [8]. Öte yandan, sipariş toplama verimliliği yalnızca rota optimizasyonuna değil, aynı zamanda depolama politikalarına da bağlıdır. Hacim bazlı depolama uygulamasının, rastgele depolamaya kıyasla daha yüksek performans sağladığı; ancak bu etkinin seyahat hızı ve toplama oranı gibi etkenlere bağlı olarak değişebildiği görülmektedir [9]. Ayrıca depo yerleşim tasarımı da (örneğin çift enine koridor yapısı), farklı yönlendirme algoritmalarının etkinliğini doğrudan etkilemekte; bu da çözümün depo yapısına özel olarak uyarlanmasının gerekliliğini ortaya koymaktadır [10].

Bu çalışmanın amacı, sabit ürün yerleşimine sahip bir depo modelinde klasik, sezgisel ve yerel iyileştirme temelli farklı sipariş toplama stratejilerinin operasyonel performans üzerindeki etkilerini çok boyutlu bir yaklaşımla analiz etmektir. Bu kapsamda, alfabetik sıralama, bölge bazlı toplama, S-shape ve Return gibi klasik yöntemler, Nearest Neighbor ve Greedy (açgözlü) gibi sezgisel algoritmalar ile bu algoritmalara uygulanan 2-opt ve Or-opt yerel iyileştirme teknikleri karşılaştırılmıştır. Analizler, 20 ürünlük bir sipariş senaryosu üzerinden Manhattan mesafesine dayalı yürüyüş süreleri kullanılarak gerçekleştirilmiş; sabit toplama süreleri de dahil edilerek toplam işlem süreleri hesaplanmıştır. Ayrıca, 30 farklı rastgele yerleşim örneği üzerinden istatistiksel sağlamlık analizleri yapılmış, Wilcoxon signed-rank testleri ve depo konumu duyarlılık analizleri ile yöntemlerin kararlılığı

değerlendirilmiştir. Elde edilen bulgular, rota planlamasının depo verimliliği üzerindeki etkisini sayısal olarak ortaya koymakta ve uygulayıcılar için düşük maliyetli, veri temelli iyileştirme alternatifleri sunmaktadır.

2. Literatür Analizi

Depo operasyonlarında sipariş toplama süreci, zaman ve maliyet açısından en kritik faaliyetlerden biri olarak kabul edilmektedir. Bu sürecin optimizasyonu, depo verimliliğini artırmak ve operasyonel performansı iyileştirmek açısından literatürde kapsamlı biçimde ele alınmıştır.

Sipariş toplama sürecinin etkinliği; kullanılan yönlendirme yöntemleri, depolama politikaları, sipariş gruplama yaklaşımları ve rotalama stratejileri ile doğrudan ilişkilidir. Dukic ve Oluic [11], yönlendirme, depolama ve sipariş gruplayıcı politikalarının doğru kombinasyonunun, seyahat mesafesini %80'e kadar azaltarak, klasik depo düzenlerinde dahi önemli ölçüde verimlilik artışı sağlayabileceğini vurgulamıştır. Benzer şekilde Hsieh ve Tsai [12], sipariş toplama rotalarının ve depo yerleşiminin optimum düzeyde tasarlanmasının, toplam yürüyüş mesafesini minimize ederek depo verimliliğini artırdığını ifade etmektedir.

Gałazka ve Jakubiak [13], S-şekli, orta nokta ve dönüş stratejileri olmak üzere üç farklı yönlendirme sezgisel yaklaşımının simülasyon aracılığıyla karşılaştırarak, yönlendirme tercihlerinin sipariş toplama süresi üzerindeki etkisini ortaya koymuştur. Çalışma, transfer ve hareket maliyetlerinin toplam sürede belirleyici olduğunu göstermiştir. Bu durum, depo operasyonlarında yönlendirme stratejilerinin optimize edilmesinin önemini ortaya koymaktadır.

Engels ve ark. [14], tarafından yapılan kapsamlı bir analizde, rastgele depolama altında üç farklı yönlendirme sezgisel yaklaşımı değerlendirilmiş ve her birinin toplam sipariş toplama süresine etkisi sayısal olarak modellenmiştir. Elde edilen bulgular, özellikle sipariş miktarına ve depo düzenine göre farklı algoritmaların avantaj sağlayabileceğini ortaya koymaktadır.

Van Gils ve ark. [15], yönlendirme politikalarının depo içindeki gruplama, bölgeye göre toplama ve depolama stratejileriyle birlikte analiz edilmesi gerektiğini vurgulamıştır. Çalışmada, bu dört unsurun entegrasyonunun sipariş toplama süresini belirgin şekilde azaltabildiği gösterilmiştir. Benzer şekilde, Rymarczyk ve ark. [16], dalga toplama (wave-picking) ve kümeleme (clustering) stratejilerini karşılaştırmış; etkin yönlendirme stratejilerinin seyahat mesafesini anlamlı düzeyde düşürdüğünü ve veri setine özgü çözümlerin önemini vurgulamıştır.

Petersen ve Schmenner [17], yönlendirme ve hacim bazlı depolama stratejilerini birlikte ele alarak, farklı kombinasyonların sipariş toplama süresine etkilerini karşılaştırmalı olarak analiz etmiştir. Çalışma, farklı koşullarda en uygun strateji kombinasyonunun değişkenlik gösterdiğini ve depo yapılarına özel çözümlerin gerekliliğini vurgulamaktadır.

Literatürde farklı yönlendirme senaryolarını sistematik biçimde karşılaştıran çalışmalar sınırlı olmakla birlikte, Ueno ve Hirata [18], ani sipariş değişiklikleri ve koridor tıkanıklıkları gibi durumlar altında sipariş toplama rotalarını optimize eden üç senaryolu bir analiz gerçekleştirmiştir. Çalışma, toplam seyahat mesafesinde %31'e varan iyileştirme sağlamış ve senaryo tabanlı yaklaşımların operasyonel esneklik açısından önemini ortaya koymuştur.

Bu çalışma, literatürde sıklıkla karşılaşılan yönlendirme stratejisi analizlerinden farklı olarak, klasik yöntemleri, sezgisel algoritmaları ve yerel iyileştirme tekniklerini aynı ürün kümesi üzerinde sistematik biçimde karşılaştırarak operasyonel süre üzerindeki etkilerini çok boyutlu bir yaklaşımla incelemektedir.

Mevcut çalışmalar genellikle belirli bir algoritmanın etkinliğini genel bağlamda veya tek bir senaryo üzerinden ele almakta; ancak aynı ürün seti üzerinden farklı stratejilerin karşılaştırmalı ve istatistiksel olarak sağlam analizine yeterince odaklanmamaktadır. Bu çalışma, ayrıca 30 farklı yerleşim senaryosu üzerinden sağlamlık analizleri ve depo konumu duyarlılık testleri ile yönlendirme stratejilerinin performanslarını farklı bağlamlarda değerlendirmekte ve sonuçları istatistiksel olarak desteklemektedir. Bu yönüyle çalışma, hem literatürdeki yöntemsel boşluğu doldurmakta hem de depo planlaması ve karar destek sistemleri açısından uygulamaya dönük somut katkılar sunmaktadır.

3. Yöntem

Bu çalışmada, depo içi sipariş toplama sürecinin verimliliği, klasik rotalama yöntemleri, sezgisel algoritmalar ve yerel iyileştirme tekniklerinin karşılaştırmalı analizi yoluyla değerlendirilmiştir. Kapsam dahilinde, S-shape ve Return gibi literatürde yaygın kullanılan klasik yöntemler, alfabetik ve bölge bazlı toplama stratejileri ile Nearest Neighbor (NN) ve Ağçözlü algoritmaları temelinde oluşturulan sezgisel yaklaşımlar ve bu algoritmalara uygulanan 2-opt ile Or-opt yerel iyileştirme adımları incelenmiştir.

Tüm stratejiler, aynı sabit ürün yerleşimine sahip depo modeli üzerinde uygulanmış ve 20 ürünlük bir sipariş senaryosu için toplam yürüyüş mesafesi ve işlem süresi hesaplanmıştır. Bu sayede farklı yönlendirme yaklaşımlarının operasyonel performans üzerindeki etkileri hem klasik yöntemler hem de sezgisel optimizasyon teknikleri düzeyinde karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir.

Her ürün için X ve Y koordinatları belirlenmiş ve başlangıç noktası olarak $(0,0)$ koordinatı kabul edilmiştir. Ürünler arası geçiş mesafeleri Manhattan mesafesi ile hesaplanmış; her senaryonun toplam sipariş toplama süresi, tüm ürünler için geçiş mesafelerinin toplanmasıyla elde edilmiştir.

Senaryo 3'te, karar verme süreci sezgisel Ağçözlü algoritma yaklaşımı ile yürütülmüştür. Bu yöntemde, her adımda mevcut konuma en yakın ürün seçilerek bir sonraki adıma geçilmiş ve böylece toplam mesafenin yerel olarak en aza indirilmesi hedeflenmiştir. Bu yaklaşım, global optimum yerine lokal optimum seçimlere dayansa da depo gibi sınırlı alanlarda etkili sonuçlar verebilmektedir.

Toplama sırasındaki zamanlama farklarını görsel olarak değerlendirebilmek amacıyla, her senaryo için Excel tabanlı Gantt çizelgeleri oluşturulmuştur. Elde edilen süreler karşılaştırılarak, en verimli toplama stratejisi görsel ve sayısal olarak analiz edilmiştir.

Amaç fonksiyonu toplayıcı için dolaşılacak toplam mesafeyi minimize etmektir (Formül (2)). Klasik depo yerleşimlerinde seyahat mesafesinin belirlenmesi için Manhattan mesafesi kullanılır [19]. Taksi mesafesi olarak da bilinen Manhattan uzaklığı, iki nokta arasındaki her bir koordinat farkının mutlak değeri alınarak ve bu farkların toplamı hesaplanarak bulunur [20]. (x_1, y_1) ve (x_2, y_2) şeklinde koordinatları verilen iki nokta arasındaki Manhattan mesafesi formül (1) ile hesaplanır [21].

$$d(a,b) = |x_a - x_b| + |y_a - y_b| \quad (1)$$

$$\min Z = \sum_{x=0}^n \sum_{y=0}^m (|x_n - x_{n-1}| + |y_m - y_{m-1}|) \quad (2)$$

Ağçözlü algoritma, çözüm sürecine boş bir kümeden başlayarak, belirli kriterlere göre sıralanmış nesnelere arasından her adımda yalnızca bir seçim yapar [22]. Her seçim, mevcut çözümle olan uygunluğuna göre değerlendirilir: Uygunsa çözüme dahil edilir,

değilse kalıcı olarak dışlanır. Bu yöntem, her adımda tekil ve yerel olarak en iyi görünen kararın verilmesini esas alır. Ağgözlü algoritması, her adımda yalnızca o an için en uygun (en kısa mesafeli) tercihi yaparak çözüm oluşturan, sade yapı ve yerel optimumlara odaklanan bir yaklaşımdır. Bu algoritma, başlangıçta tüm ürünleri sıralamaksızın, mevcut konumdan itibaren en yakın mesafedeki ürünü seçerek ilerler. Her seçim, global değil lokal en iyi çözüme göre yapılır; bu nedenle algoritma, bir ürünün ilerleyen adımlarda daha uygun bir tercih oluşturma potansiyelini dikkate almaz. Sipariş toplama senaryosunda ise bu yaklaşım, ilk üründen başlanarak her seferinde bir sonraki en yakın ürünün seçilmesiyle rotanın oluşturulması şeklinde uygulanmıştır. Hesaplamalarda Manhattan mesafesi baz alınmış ve algoritma, tüm ürünler toplanana kadar bu döngüsel işlemi sürdürmüştür (formül (3), formül (4)).

N : Ürün veya lokasyon kümesi, $N=\{1,2,\dots,n\}$

$d(i,j)$: i ile j arasındaki Manhattan Mesafesi

S : Ziyaret edilen ürünler kümesi

v : Mevcut konum

$j^*=v$ konumundan henüz ziyaret edilmemiş ürünler arasında mesafesi en kısa olan ürün

Başlangıç: $S=\emptyset$ ve v =başlangıç noktası (0,0)

Her adımda:

$$j^* = \min_{j \in N \setminus S} d(v,j) \quad (3)$$

Seçilen j^* , çözüme eklenir:

$$S = S \cup \{j^*\}, v = j^* \quad (4)$$

Tüm ürünler/raflar ziyaret edilene kadar formül (3)'e dönülür.

3.1. Problemin tanımı ve veri seti

Bu çalışmanın amacı, sabit bir ürün kümesi için depo ortamında belirlenen üç farklı sipariş toplama sırasının, toplam toplama süresi ve mesafesi üzerindeki etkisini incelemektir. Sipariş toplama senaryoları, aynı ürün setiyle ancak farklı toplama stratejileriyle gerçekleştirilmiş ve sonuçlar karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir.

Modellemede, depo içerisinde yer alan 20 farklı ürün, rastgele belirlenmiş konumlara sahip raflara atanmıştır. Her ürün, iki boyutlu bir koordinat düzleminde (x, y) ile gösterilmiştir (Tablo 1). Ürünler, buldukları koordinatlara göre dört farklı bölgeye ayrılmıştır (Tablo 2) ve her biri tek bir siparişte yalnızca bir kez toplanacaktır.

Bölge bazlı senaryoda, her bölgedeki ürünlerin toplama sırası olarak En Yakın Komşu (Nearest Neighbor - NN) algoritmasıyla optimize edilmiştir. Bu iyileştirme, her bölge içindeki toplam yürüyüş mesafesini en aza indirmeyi amaçlamaktadır.

Sipariş toplama yollarının belirlenmesi için literatürde birçok yöntem geliştirilmiştir. Bunların temel olanları S-shape, Midpoint, Return, Largest Gap, Combined ve Optimal yaklaşımlardır ([23], [24], [25], [26], [27]). Bu çalışmada, karşılaştırmanın adil ve literatüre uyumlu olması amacıyla bu yöntemlerden en basit ve en yaygın olarak kullanılan S-shape ile Return politikaları modele dahil edilmiştir. Bu politikalar, raflar arasında standart dönüş noktaları tanımlayarak sipariş toplayıcının izleyeceği rotayı belirlemektedir.

S-shape yöntemde depo toplayıcısı, başlangıç noktasından ürünlerin bulunduğu belirli koridorlara girer, her koridoru yalnızca bir kez ve tek yönde (geri dönüş olmaksızın; isteğe bağlı olarak son koridor için istisna yapılabilir) kateder ve en sonunda

başlangıç noktasına döner. Bu rota, sipariş toplama yolunun "S" harfini andıran karakteristik bir şekil oluşturmasına neden olur.

Tablo 1. Ürün ve lokasyon verisi.

Table 1. Product and location data.

Ürün	Lokasyon (X, Y)	Raf No	Bölge
A	(2, 1)	R01	Z1
B	(5, 1)	R02	Z4
C	(1, 3)	R03	Z1
D	(6, 4)	R04	Z4
E	(3, 5)	R05	Z3
F	(7, 2)	R06	Z4
G	(4, 6)	R07	Z3
H	(1, 6)	R08	Z3
I	(2, 4)	R09	Z3
J	(6, 6)	R10	Z4
K	(5, 3)	R11	Z4
L	(3, 2)	R12	Z2
M	(4, 1)	R13	Z2
N	(2, 6)	R14	Z3
O	(7, 5)	R15	Z4
P	(6, 2)	R16	Z4
Q	(1, 1)	R17	Z1
R	(3, 3)	R18	Z3
S	(5, 5)	R19	Z4
T	(2, 2)	R20	Z1

Tablo 2. Depo içinde yer alan bölgelere göre koordinatların ve ürünlerin dağılımı.

Table 2. Distribution of coordinates and products by regions in the warehouse.

Bölge	Koordinat Aralığı (x, y)	Ürünler
Z1	X: 1-2, Y: 1-3	A, C, Q, T
Z2	X: 3-4, Y: 1-3	L, M
Z3	X: 1-4, Y: 4-6	E, G, H, I, N, R
Z4	X: 5-7, Y: 1-6	B, D, F, J, K, O, P, S

Toplama Algoritmaları:

- Senaryo 1:** Alfabetik sıra ($A \rightarrow B \rightarrow \dots \rightarrow T$), Raf numarasına göre ($R01 \rightarrow R02 \rightarrow \dots \rightarrow R20$)
- Senaryo 2a:** Raf Bölgesi Bazlı Toplama (Bölge Bazlı Sıralama)
- Senaryo 2b:** Raf Bölgesi Bazlı Toplama (Bölge Bazlı Sıralama-Zone içi NN optimizasyonlu)
- Senaryo 3:** Uzaklığa göre sıralama (her seferinde en yakın ürüne git)

Return politikasında ise toplayıcı, ürünlerin bulunduğu her bir koridora girerek yalnızca ilgili ürünleri alır ve her defasında başlangıç hattına geri döner. Böylece özellikle düşük ürün yoğunluğuna sahip koridorlarda gereksiz yürüyüş mesafesi azaltılmış olur.

Bu klasik yöntemlerin eklenmesiyle, çalışma yalnızca önerilen senaryoların değil, aynı zamanda depo yönetimi literatüründe yerleşik ve yaygın biçimde kullanılan rotalama yaklaşımlarının da karşılaştırmalı değerlendirilmesini mümkün kılmaktadır.

3.2. Operasyonel süre modeli ve parametreler

Bu çalışmada, koridorlar çift yönlü kabul edilmiştir; böylece tek yön kısıtı ve ek dönüş cezaları hesaba katılmamıştır. İnsan yürüme hızı literatürden alınan 80 m/dk ($\approx 1,33$ m/sn) ortalama

rahat yürüme değeri [28] temel alınmış, ancak depo koridorlarında dar geçişler ve dönüşler gibi faktörler göz önünde bulundurulurken 0,9 m/sn daha temkinli ve gerçekçi bir operasyonel hız varsayılmıştır. Sipariş toplayıcının yürüyüş hızı, depo içi gerçekçi koşullara uygun olarak 0,9 m/sn varsayılmıştır. Her ürün için 10 sn sabit toplama süresi ve raf başına 3 sn yerleştirme/dönüş süresi eklenmiştir. Tüm ürünler için bu sabit süreler toplam mesafeye bağlı yürüyüş süresine eklenerek toplam tur süresi saniye ve dakika cinsinden hesaplanmıştır.

3.3 Optimal referans ve yerel iyileştirme yaklaşımları

Sipariş toplama problemi, yapısı gereği Gezin Satıcı Problemi (Traveling Salesman Problem - TSP) ile yakından ilişkilidir. Küçük örneklem büyüklüklerinde ($n \approx 20$) klasik TSP için tam çözüm yaklaşımları (ör. Dinamik Programlama, Concorde MILP çözücü) doğrudan optimum turu hesaplayabilse de, pratikte kanıtlanabilir alt sınır (lower bound) kullanmak da yaygın bir yaklaşımdır [29].

Bu çalışmada, depo giriş noktasından başlayan ve tüm ürünleri kapsayan en kısa yolu tahmin etmek için MST (Minimum Spanning Tree) + min(depo) tekniğine dayalı bir alt sınır kullanılmıştır.

Öncelikle, tüm ürün noktaları üzerinde Minimum Yayılma Ağacı (Minimum Spanning Tree - MST) oluşturulmuş, bu sayede tüm noktaları bağlamak için gereken minimum toplam kenar uzunluğu elde edilmiştir.

Ardından depo noktasından en yakın ürüne olan mesafe bu değere eklenmiştir. Bu yaklaşım, her olası tur için gerçek optimumdan daha düşük olamayacak sıkı bir alt sınır sağlamaktadır [30][31].

Açgözlü (En Yakın Komşu) yöntemi ise başlangıç noktasından itibaren her adımda en kısa mesafedeki ürünü seçerek rotayı oluşturur [32]. Bu yöntem hızlı ve uygulanabilir olsa da yerel minimumlara takılma riski taşır. Bu nedenle Açgözlü turu, literatürde yerel iyileştirme (local search) adı verilen basit ancak etkili optimizasyon adımları ile geliştirilmiştir:

2-opt: Turdaki iki kenarın uçlarını değiştirerek rotada kapalı döngü veya gereksiz çapraz geçişleri ortadan kaldırır [33].

Or-opt: Turun bir veya birden fazla ardışık kenarını (genellikle 1-3 ürünlük segmentler) turun başka bir yerine taşıyarak daha kısa bir yol elde etmeyi hedefler [34].

Bu çalışmada Açgözlü çözümü, hem 2-opt hem de Or-opt (1-3) iyileştirme adımlarına tabi tutulmuş ve elde edilen mesafe ve toplam tur süreleri karşılaştırılmıştır.

4. Bulgular

Senaryo 1: Alfabetik sıra ($A \rightarrow B \rightarrow \dots \rightarrow T$), Raf numarasına göre ($R01 \rightarrow R02 \rightarrow \dots \rightarrow R20$) ile toplama senaryosunda başlangıç noktası (0,0) olarak alınır. Sonrasında ilk sırada A ürünü raf R01, sonra alfabetik sıra ile sırasıyla ürünler toplanır. x ve y koordinat değerlerine bağlı olarak hesaplanan Manhattan Mesafesi toplamı ile toplam tur 94 birim ile tamamlanır (Tablo 3).

Senaryo 2: Raf Bölgesi Bazlı (Bölge Bazlı Sıralama) Toplama algoritmasına göre başlangıç noktası olan (0,0) noktasına en yakın bölge belirlenir. Daha sonra bu bölgenin en yakın noktası ilk raf olarak belirlenir. Z1 ilk bölge olarak belirlenmiştir. Z1 içerisindeki ürünler yakından uzağa doğru Q (1,1), A(2,1), T(2,2) ve C(1,3)'tür. Z2 bölgesi içinde yer alan ürünler yakından uzağa doğru M(4,1) ve L(3,2)'dir (Tablo 4). Turun tamamlanmasının ardından toplam mesafe 83 birim olarak belirlenmiştir.

Toplayıcı şu sırayla hareket eder:

1. Z1'deki ürünleri toplar (yakın olanı önce)
2. Z2'ye geçer, oradakileri toplar
3. Z3'e geçer
4. Z4'ü en son toplar

Tablo 3. Alfabetik sıra ile toplama sırası.

Table 3. Order picking sequence based on alphabetical sorting.

Ürün	X	Y	Raf No	Manhattan Mesafesi
A	2	1	R01	3
B	5	1	R02	3
C	1	3	R03	6
D	6	4	R04	6
E	3	5	R05	4
F	7	2	R06	7
G	4	6	R07	7
H	1	6	R08	3
I	2	4	R09	3
J	6	6	R10	6
K	5	3	R11	4
L	3	2	R12	3
M	4	1	R13	2
N	2	6	R14	7
O	7	5	R15	6
P	6	2	R16	4
Q	1	1	R17	6
R	3	3	R18	4
S	5	5	R19	4
T	2	2	R20	6
Toplam				94

Tablo 4. Raf bölgesi bazlı toplama sırası.

Table 4. Order picking sequence by storage zone-based grouping.

Sıra	Ürün	X	Y	Bölge	Manhattan Mesafesi
1	Q	1	1	Z1	2
2	A	2	1	Z1	1
3	T	2	2	Z1	4
4	C	1	3	Z1	2
5	M	4	1	Z2	5
6	L	3	2	Z2	5
7	I	2	4	Z3	3
8	E	3	5	Z3	2
9	R	3	3	Z3	6
10	N	2	6	Z3	4
11	G	4	6	Z3	2
12	H	1	6	Z3	7
13	P	6	2	Z4	9
14	K	5	3	Z4	2
15	B	5	1	Z4	6
16	S	5	5	Z4	4
17	D	6	4	Z4	2
18	J	6	6	Z4	12
19	O	7	5	Z4	2
20	F	7	2	Z4	3
Toplam					83

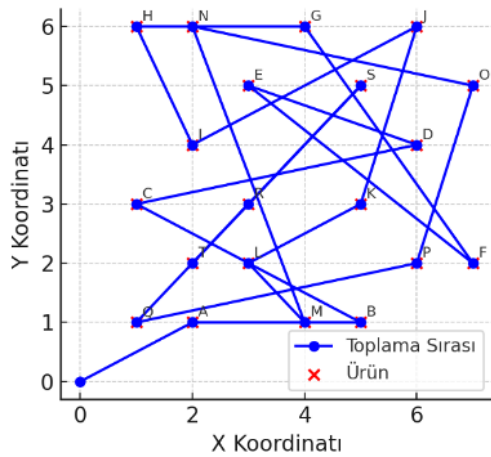
Senaryo 3: Uzaklığa göre sıralama (En Yakın Ürün/raf- Açgözlü) Algoritmasına göre başlangıç noktası olan (0,0) noktasına en yakın ürünü belirlemek için tüm ürünlerin Manhattan Mesafeleri (0,0) noktasına göre hesaplanır. En küçük değere sahip olan Q ürünü toplamaya ilk başlanılacak ürün olarak belirlenir. Bundan sonraki süreçte 2. sırada toplanacak ürünü bulmak için tüm ürünlerin Q ürününe olan uzaklığı hesaplanır. En küçük değere sahip olan A ürünü seçilir. Bu işlem tüm ürünler toplanıncaya kadar devam ettirilir. Algoritmanın tamamlanması ile toplam tur mesafesi 38 olarak hesaplanır (Tablo 5).

Tablo 5. Açgözlü algoritmasına göre toplama sırası.

Table 5. Picking sequence based on the greedy algorithm.

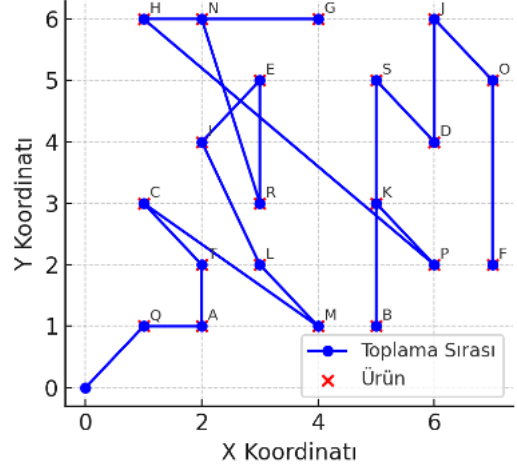
Sıra	Ürün	X	Y	Raf No	Manhattan Mesafesi
1	Q	1	1	R17	2
2	A	2	1	R01	1
3	C	1	3	R03	1
4	T	2	2	R20	1
5	L	3	2	R12	2
6	M	4	1	R13	3
7	B	5	1	R02	2
8	I	2	4	R09	2
9	R	3	3	R18	1
10	H	1	6	R08	3
11	E	3	5	R05	2
12	K	5	3	R11	2
13	N	2	6	R14	2
14	P	6	2	R16	2
15	F	7	2	R06	2
16	D	6	4	R04	2
17	G	4	6	R07	2
18	S	5	5	R19	2
19	J	6	6	R10	3
20	O	7	5	R15	1
Toplam					38

Şekil 1a-b-c-d-e-f'de, belirlenen 20 ürünün depo içerisindeki sabit konumları dikkate alınarak farklı sipariş toplama senaryoları için izlenen rotalar görselleştirilmiştir. İlk senaryoda, ürünler alfabetik sıraya göre toplanmış olup; bu rota, ürünlerin depo içerisindeki dağınık konumları nedeniyle düzensiz ve uzun bir yol izlediğini göstermektedir. İkinci senaryoda, ürünler bölge bazlı olarak toplanmış ve her bölge içinde en yakın üründen başlanarak sıralama yapılmıştır; bu strateji, seyahat mesafesini azaltmış ve daha dengeli bir rota ortaya koymuştur. Üçüncü senaryoda ise Açgözlü Algoritması uygulanarak her adımda bir önceki ürün konumuna en yakın olan ürün tercih edilmiş ve en kısa toplam mesafe elde edilmiştir. Bu üçlü karşılaştırma, rota planlamasının toplam mesafe ve operasyonel verimlilik üzerindeki etkisini açıkça ortaya koymaktadır.



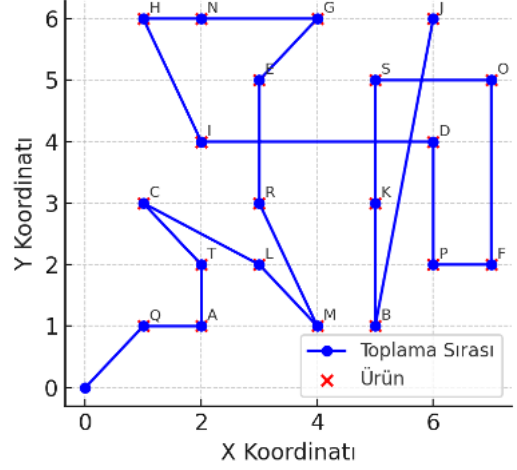
Şekil 1a. Senaryo1'e ait rota görselleştirmeleri.

Figure 1a. Route visualizations for scenario 1.



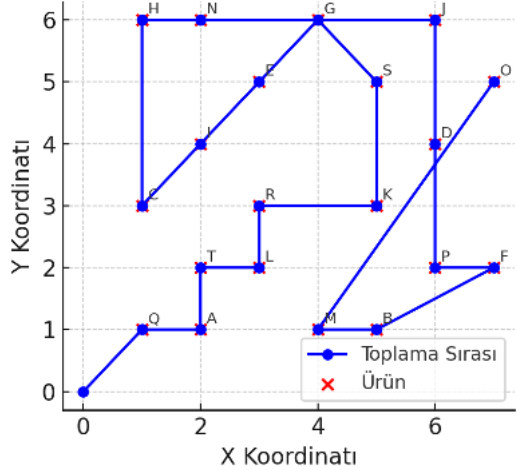
Şekil 1b. Senaryo2'e ait rota görselleştirmeleri.

Figure 1b. Route visualizations for scenario 2.



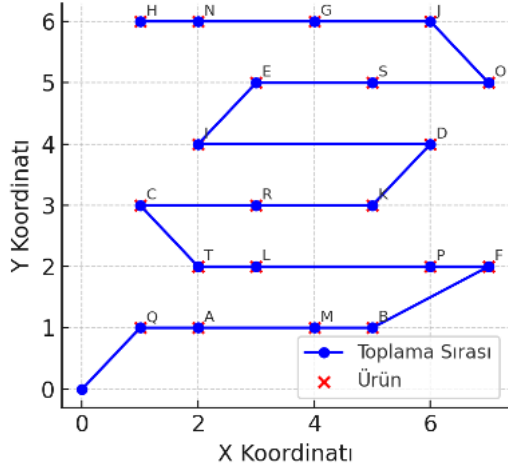
Şekil 1c. Senaryo2b'e ait rota görselleştirmeleri.

Figure 1c. Route visualizations for scenario 2b.



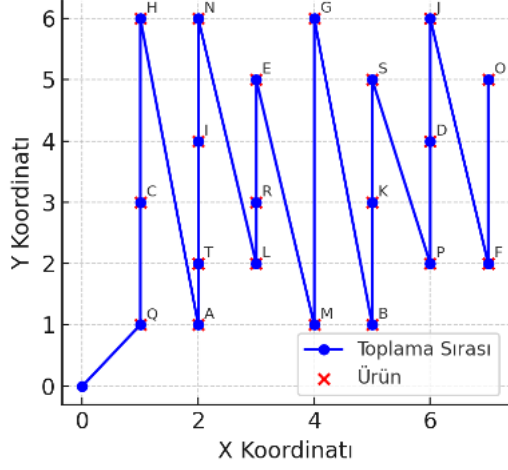
Şekil 1d. Senaryo3'e ait rota görselleştirmeleri.

Figure 1d. Route visualizations for scenario 3.



Şekil 1e. S-shape yöntemine ait rota görselleştirmeleri.

Figure 1e. Route visualizations for s-shape method.



Şekil 1f. Return yöntemine ait rota görselleştirmeleri.

Figure 1f. Route visualizations for return method.

Tablo 6. Farklı senaryolara ait toplam sipariş toplama mesafeleri.

Senaryo	Açıklama	Toplam Mesafe (birim)	Alfabetik Senaryoya Göre Azalma (%)
Senaryo 1 – Alfabetik	A → B → ... → T	94	0,0
Senaryo 2 – Bölge-bazlı (orijinal)	Z1 → Z2 → Z3 → Z4	83	11,7
Senaryo 2b – Bölge-bazlı (Bölge içi NN optimizasyonlu)	Z1 → Z2 → Z3 → Z4 (zone-içi NN)	44	53,2
Senaryo 3 – Açgözlü (En Yakın Komşu)	Her adımda en yakına git	38	59,6
S-shape	Serpantin biçimli toplama rotası	39	58,5
Return	Koridor bazında ürün toplama ve her defasında giriş dönüş	85	9,6

Tablo 7. Operasyonel zaman modeli (çift yönlü koridor, 0.9 m/sn).

Table 7. Operational time model (two-way corridor, 0.9 m/s).

Senaryo	Mesafe (birim)	Yürüyüş Mesafesi (m)	Yürüyüş Süresi (sn)	Toplama + Yerleştirme Süresi (sn)	Toplam Tur Süresi (sn)	Toplam Tur Süresi (dk)	Alfabetik Senaryoya Göre Azalma (%)
Senaryo 1 – Alfabetik	94	470,0	522,2	260	782,2	13,04	0,0
Senaryo 2 – Bölge-bazlı (orijinal)	83	415,0	461,1	260	721,1	12,02	7,8
Senaryo 2b – Bölge-bazlı (Bölge içi NN optimizasyonlu)	44	220,0	244,4	260	504,4	8,41	35,5
Senaryo 3 – Açgözlü (En Yakın Komşu)	38	190,0	211,1	260	471,1	7,85	39,8
S-shape	39	195,0	216,7	260	476,7	7,95	39,1
Return	85	425,0	472,2	260	732,2	12,20	6,4

Tablo 6 yalnızca mesafeye dayalı azalmayı gösterirken, Tablo 7 gerçekçi operasyonel parametrelerle hesaplanan toplam tur süresine dayalı azalmayı sunmaktadır. Altı farklı senaryo üzerinden yapılan karşılaştırma, sipariş toplama sırasının hem bölgesel dağılım hem de toplam operasyonel verimlilik üzerindeki etkisini açık biçimde ortaya koymaktadır.

Alfabetik sıralama yöntemi, uygulama kolaylığı ve sistematikliği sayesinde basit bir yöntem olarak öne çıkmakla birlikte, ürünler arasında bölge geçişlerinin sık olması toplam mesafeyi ve dolayısıyla tur süresini artırmıştır. Bölge bazlı sıralama, benzer koordinat aralığında bulunan ürünleri ardışık olarak topladığı için bölge içi geçişlerin daha verimli gerçekleşmesini sağlamış; özellikle Z1 ve Z3 bölgelerinde ürünler arası mesafenin kısa olması bu yaklaşımın performansını desteklemiştir. Bölge-içi NN (En Yakın Komşu) optimizasyonu bu yöntemi daha da geliştirerek mesafe ve tur süresinde ilave kazanım sağlamıştır.

Açgözlü algoritması, bölgeler arası geçişleri tamamen göz ardı ederek yalnızca bir sonraki en yakın ürünü dikkate almış ve bu sayede toplam seyahat mesafesi ile tur süresinde azalma sağlamıştır; ancak toplama mantığı açısından ve operatör için sezgisel olmayan bir sıra yaratmıştır. S-shape yöntemi, literatürde en yaygın kullanılan klasik politikalarından biri olarak Açgözlü algoritmasına benzer biçimde düşük mesafe ve tur süresi sağlamış; Return yöntemi ise her koridordan sonra başlangıç noktasına geri dönmesi nedeniyle sınırlı bir iyileştirme sunmuştur.

Sonuç olarak, her bir yöntemin uygulanabilirliği depo yapısı, ürün çeşitliliği ve operasyonel öncelikler dikkate alınarak değerlendirilmelidir. Elde edilen bulgular, farklı toplama stratejilerinin sadece mesafe değil, zaman temelli operasyonel verimlilik üzerinde de belirleyici rol oynadığını göstermektedir.

4.1. Optimal referans ve yerel iyileştirme sonuçları

n=20 örneği için, TSP'nin tam optimumu MTZ modeli kullanılarak MILP yöntemiyle elde edilmiştir. Optimal tur uzunluğu 34 birim olup, MST + depo alt sınırıyla çakışmaktadır.

Tablo 8. Kanıtlayıcı referans (alt sınır) ve yerel iyileştirme karşılaştırması – mesafe.

Table 8. Proof reference (lower bound) and local improvement comparison – distance.

Yöntem	Toplam Mesafe (birim)	Alfabetiğe Göre Azalma (%)
Optimum (MILP)	34	63,8
Alt Sınır (MST + min(depo))	34	63,8
Açgözlü	38	59,6
Açgözlü + 2-opt	38	59,6
Açgözlü + Or-opt (1-3)	38	59,6

Alt Sınır (MST + min(depo))” hesaplaması, tüm ürünler üzerinde MST (Minimum Spanning Tree) maliyeti + depodan en yakın ürüne bağlantı maliyeti ile oluşturulmuş kanıtlanabilir bir alt sınırdır. Gerçek optimum bundan küçük olamaz; dolayısıyla Greedy'nin alt sınıra yakın çıkması performansını teyit etmektedir.

Tablo 9. Kanıtlayıcı referans (alt sınır) ve yerel iyileştirme karşılaştırması – zaman.

Table 9. Proof reference (lower bound) and local improvement comparison – time.

Yöntem	Mesafe (birim)	Yürüyüş Mesafesi (m)	Yürüyüş Süresi (sn)	Toplam Tur Süresi (sn)	Toplam Tur Süresi (dk)	Alfabetiğe Göre Azalma (%)
Alt Sınır (MST + min(depo))	34	170,0	188,9	448,9	7,48	42,6
Açgözlü	38	190,0	211,1	471,1	7,85	39,8
Açgözlü + 2-opt	38	190,0	211,1	471,1	7,85	39,8
Açgözlü + Or-opt (1-3)	38	190,0	211,1	471,1	7,85	39,8

Tablo 8 ve Tablo 9, 20 ürünlü örnek için hesaplanan kanıtlayıcı alt sınır (MST + min(depo)) ile Açgözlü temelli yerel iyileştirme sonuçlarını göstermektedir. Bulgular, Açgözlü algoritmasının alt sınıra oldukça yakın olduğunu, 2-opt ve Or-opt uygulamalarının ise bu örnekte ek iyileştirme getirmediğini ortaya koymaktadır. Bunun temel nedeni Greedy algoritmasının başlangıç çözümünün zaten optimal tura yakın olmasıdır. Farklı örneklerde, özellikle NN yöntemine uygulandığında yerel iyileştirme adımları anlamlı mesafe kısaltmaları sağlamaktadır (Tablo 10).

Tablo 10. NN yöntemi üzerinde yerel iyileştirme adımlarının tur uzunluğuna etkisi.

Table 10. Effect of local improvement steps on the NN tour length.

Yöntem	Toplam Mesafe (birim)	Azalma (%)
NN	45	50
NN + 2-opt	39	59
NN + 2-opt + Or-opt	38	59,6

4.2. Sağlık analizi ve istatistiksel değerlendirme

Algoritmaların istatistiksel sağlamlığını değerlendirmek üzere, aynı boyutta fakat farklı konumlandırılmış 30 rastgele örnek üzerinde deneyler yürütülmüştür. Tablo 11, yöntemlerin bu örneklerdeki ortalama, standart sapma, min-max ve %95 güven aralıklarını sunmaktadır. NN tabanlı çözümler, yerel arama eklendiğinde anlamlı şekilde iyileşmiştir. İkili yöntem karşılaştırmaları için Wilcoxon signed-rank testi uygulanmış, etki büyüklükleri r istatistiğiyle raporlanmıştır (Tablo 12). Son olarak depo konumu varyasyonlarının yöntem performansına etkisi incelenmiş; merkezden uzaklaştıkça NN yönteminin performansının daha hızlı bozulduğu, Greedy+local yaklaşımının ise daha stabil kaldığı gözlenmiştir (Şekil 1g).

Tablo 11. 30 farklı seed üzerinde yöntemlerin tur uzunluklarına ait özet istatistikler.

Table 11. Summary statistics of round lengths of methods on 30 different seeds.

Yöntem	Ortalama	Std Sapma	Min	Max	%95 GA Alt	%95 GA Üst
NN	418.87	46.86	332.54	532.64	401.36	436.38
NN + 2opt+Or	365.43	38.81	306.87	450.84	351.08	379.78
Açgözlü	348.09	33.55	288.65	431.15	335.53	360.65
Açgözlü + 2opt+Or	346.86	32.88	287.85	427.89	334.68	359.04

Yöntemlerin istatistiksel sağlamlığını değerlendirmek üzere, n = 20 boyutlu 30 farklı rastgele örnek üzerinde deneyler gerçekleştirilmiştir. Tablo 11, yöntemlerin tur uzunlukları açısından ortalama, standart sapma, minimum, maksimum ve %95 güven aralıklarını göstermektedir. NN tabanlı çözüm yerel iyileştirme adımlarıyla anlamlı şekilde iyileşirken, Açgözlü başlangıç çözümü zaten daha düşük bir ortalama tur uzunluğuna sahip olup yerel arama sonrası ek iyileşme sınırlı kalmıştır. Bu analiz, tek bir örnekle elde edilen sonuçların genel eğilimi yansıttığını ve yöntemler arasındaki farkların tesadüfi yerleşimlerden bağımsız olduğunu göstermektedir.

Tablo 12. İkili yöntem karşılaştırmaları için Wilcoxon signed-rank testi sonuçları (n = 30).

Table 12. Wilcoxon signed-rank test results for pairwise method comparisons (n = 30).

Karşılaştırma	p-değeri	Etki Büyüklüğü (r)	Yorum
NN vs NN+Local	0.0000	0.87	Büyük
Açgözlü vs Açgözlü +Local	0.0000	0.84	Büyük
NN+Local vs Açgözlü +Local	0.3317	0.07	Küçük

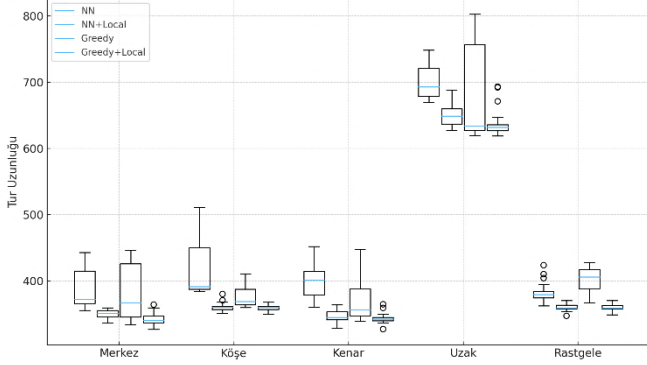
Tablo 12, yöntemler arası ikili karşılaştırmalar için Wilcoxon signed-rank testi sonuçlarını göstermektedir. NN ve Açgözlü çözümlerine yerel arama (2-opt + Or-opt) adımlarının uygulanması, her iki durumda da istatistiksel olarak anlamlı düzeyde tur uzunluklarını azaltmıştır (p < 0.001, büyük etki büyüklüğü). Buna karşın NN+local ve Açgözlü +local yöntemleri arasındaki fark istatistiksel olarak anlamlı bulunmamıştır (p = 0.332), bu da yerel iyileştirme sonrası her iki yöntemin benzer düzeyde sonuçlar ürettiğini göstermektedir.

Depo konumu duyarlılık analizini yapmak için 5 farklı konumlama dikkate alınmıştır;

- Merkez : Ürünlerin geometrik ortası
- Köşe: Minimum (x,y) noktası
- Kenar : Max x, ortalama y
- Uzak: (max x + 100, max y + 100)

- Rastgele: Ürün yerleşim alanı içerisinde uniform (eş olasılıklı) rastgele

Şekil 1g, depo konumunun (Merkez, Köşe, Kenar, Uzak, Rastgele) NN, NN+local, Açgözlü ve Açgözlü+local yöntemlerinin tur uzunluğu dağılımları üzerindeki etkisini kutu grafikleriyle göstermektedir. Depo merkezden uzaklaştıkça NN'in medyan tur uzunluğunun daha hızlı arttığı; Açgözlü+local yaklaşımının senaryolar arasında daha dar yayılım ve daha düşük medyan değerlerle görece stabil kaldığı görülmektedir.



Şekil 1g. Depo konumunun yöntem performansına etkisi (n = 20, her senaryo için 30 tekrar).

Figure 1g. Effect of warehouse location on method performance (n = 20, 30 replicates for each scenario).

Depo konumu varyasyonları, yöntemlerin görece performansını etkileyebilmektedir. Özellikle "Uzak" senaryosunda NN'in tur uzunluğunda belirgin bir artış gözlenirken, Açgözlü+local yaklaşımı tüm senaryolarda daha dar bir dağılım ve daha düşük ortalama/medyan değerler üretmiştir. Bu bulgu, yerel arama ile güçlendirilen Açgözlü çözümünün depo konumu değişimlerine karşı daha sağlam olduğunu göstermektedir.

5. Sonuç ve Öneriler

Bu çalışma, depo içi sipariş toplama sürecinde toplama sırasının toplam mesafe üzerindeki etkisini çok boyutlu bir analizle incelemiştir. İlk olarak, alfabetik sıralama, bölge bazlı sıralama ve açgözlü algoritmasına dayalı en yakın komşu yaklaşımı olmak üzere üç temel senaryo karşılaştırılmıştır. Alfabetik sıralama en yüksek mesafeyi referans alındığında, bölge bazlı sıralama toplam yürüyüş mesafesinde %11,7'lik bir azalma sağlamış; Greedy algoritması ise bu mesafeyi %59,6 oranında azaltmıştır. Bu bulgu, sipariş toplama sırasının depo operasyon verimliliği üzerindeki belirleyici rolünü açıkça ortaya koymaktadır.

Daha sonra, Açgözlü ve NN turları üzerinde yerel iyileştirme (2-opt ve Or-opt) yöntemlerinin uygulanmasıyla heuristiklerin iyileştirilme potansiyeli değerlendirilmiştir. 20 ürünlü örnek için hesaplanan 1-tree alt sınırına göre, Açgözlü algoritması alt sınıra oldukça yakın sonuçlar üretmiş; NN çözümleri ise yerel arama adımlarıyla anlamlı şekilde iyileştirilmiştir. 30 farklı rastgele örnek (seed) üzerinde yapılan deneylerde, yöntemlerin ortalama ve güven aralığı değerleri hesaplanmış; sonuçların tek bir örneğe bağlı olmadığı istatistiksel olarak gösterilmiştir.

Wilcoxon signed-rank testi sonuçları, hem NN hem de Açgözlü çözümlerine yerel arama uygulanmasının anlamlı düzeyde iyileştirme sağladığını ($p < 0.001$, büyük etki büyüklüğü) ortaya koymuştur. Buna karşın, NN+local ve Açgözlü+local yöntemleri arasında anlamlı bir fark bulunmamıştır ($p = 0.332$). Son olarak, beş farklı depo konumu senaryosu (merkez, köşe, kenar, uzak, rastgele) üzerinde yapılan duyarlılık analizi, depo merkezden uzaklaştıkça NN yönteminin performansındaki azalma oranının

büyüküğünü, Açgözlü+local yaklaşımının ise farklı konumlar arasında daha düşük varyasyon ve daha istikrarlı performans sergilediğini göstermiştir.

Uygulayıcılara yönelik öneriler:

- Toplama sırasının optimizasyonu, depo operasyonlarında %10–60 aralığında mesafe tasarrufu sağlayabilmektedir. Bu nedenle, depo yönetim sistemlerinde sipariş toplama sıralarının yalnızca alfabetik veya raf numarasına dayalı basit kurallarla değil, ürün konumları ve rotalama algoritmaları temelinde oluşturulması önerilmektedir.
- Bölge bazlı veya yakınlık esaslı stratejilerin benimsenmesi, hem toplam yürüyüş mesafesini hem de operatör yorgunluğunu azaltarak önemli verimlilik kazanımları sağlamaktadır.
- Yerel iyileştirme yöntemleri (ör. 2-opt ve Or-opt), sezgisel algoritmaların performansını istatistiksel olarak anlamlı biçimde artırmakta ve pratikte hızlı bir şekilde uygulanabilmektedir. Bu nedenle depo yönetim yazılımlarına entegre edilmeleri önerilmektedir.
- Sezgisel olmayan sıralamaların çalışanlar açısından öğrenme zorluğu yaratabileceği dikkate alınmalı; bu nedenle eğitilmiş sistemler ve kullanıcı dostu arayüzlerle desteklenen çözümler tercih edilmelidir.
- Depo konumlandırması ve operasyonel stratejiler birlikte ele alınmalıdır. Özellikle merkezden uzak depo konumlarında, yakınlık esaslı algoritmaların stabilitesi karar süreçlerinde önemli bir kriter olarak göz önünde bulundurulmalıdır.

Gelecekteki araştırmalarda, gerçek zamanlı sipariş akışları, ürün hacmi ve taşıma kapasitesi gibi operasyonel değişkenlerin dahil edildiği dinamik modeller geliştirilebilir. Ayrıca çoklu toplayıcı (picker) senaryolarının ve paralel toplama stratejilerinin analizi, rota optimizasyonunun operasyonel bağlama daha güçlü bir şekilde entegre edilmesine katkı sağlayacaktır.

Etik kurul onayı ve çıkar çatışması beyanı

Hazırlanan makalede etik kurul izni alınmasına gerek yoktur. Hazırlanan makalede herhangi bir kişi/kurum ile çıkar çatışması bulunmamaktadır.

Kaynaklar

- [1] Şahinaslan Ö, Karatas C, Şahinaslan E. Lojistik Depolarda Sipariş Toplama Ve Konumlandırmaya Yönelik Yenilikçi Bir Yaklaşım. *Verimlilik Dergisi* 2023;57(3):491-512.
- [2] Cano JA, Correa-Espinal AA, Gómez-Montoya RA. An Evaluation of Picking Routing Policies to Improve Warehouse Efficiency. *International Journal of Industrial Engineering and Management* 2017;8(4):229.
- [3] Giannikas V, Lu W, Robertson B, McFarlane D. An Interventionist Strategy for Warehouse Order Picking: Evidence from Two Case Studies. *International Journal of Production Economics* 2017;189:63-76.
- [4] Moeller K. Increasing Warehouse Order Picking Performance by Sequence Optimization. *Procedia-Social and Behavioral Sciences* 2011;20:177-185.
- [5] Gamarra CJ, Sampaio M, Lima F. Optimising Picking Operations in Distribution Centres: A Simulation and Algorithm-Based Approach for Travel Distance Reduction. *Engineering Management in Production and Services* 2024;16(3).
- [6] Ibrahim MF, Meilanitasari P, Putri MM, Ardafan FHB, Sekarningtyas H. Order Picking System Simulation Model Considering Picking Method and Picker Route to Improve

- Warehouse Performance. In: 2023 IEEE 8th International Conference on Recent Advances and Innovations in Engineering (ICRAIE). IEEE; 2023, p. 1-6.
- [7] Koster RD, Poort EVD. Routing Orderpickers in a Warehouse: A Comparison Between Optimal and Heuristic Solutions. *IIE Transactions* 1998;30(5):469-480.
- [8] Shetty N, Sah B, Chung SH. Route Optimization for Warehouse Order Picking Operations via Vehicle Routing and Simulation. *SN Applied Sciences* 2020;2(2):311.
- [9] Petersen CG. The Impact of Routing and Storage Policies on Warehouse Efficiency. *International Journal of Operations & Production Management* 1999;19(10):1053-1064.
- [10] Pakpahan EKA, Silitonga R, Utomo AP. Minimasi Jarak Tempuh Order Picking Pada Gudang Dengan Karakteristik Two-Cross Aisle Layout. *Journal of Integrated System* 2020;3(1):1-8.
- [11] Dukic G, Oluic C. Order-Picking Methods: Improving Order-Picking Efficiency. *International Journal of Logistics Systems and Management* 2007;3(4):451-460.
- [12] Hsieh LF, Tsai L. The Optimum Design of a Warehouse System on Order Picking Efficiency. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 2006;28(5):626-637.
- [13] Gałazka M, Jakubiak M. Simulation as a Method of Choosing the Order Picking Concept. *Logistics and Transport* 2010;11:81-88.
- [14] Engels T, Adan I, Boxma O, Resing J. An Exact Analysis and Comparison of Manual Picker Routing Heuristics. *Queueing Systems* 2024;108(3):611-660.
- [15] van Gils T, Braekers K, Ramaekers K, Depaire B, Caris A. Improving Order Picking Efficiency by Analyzing Combinations of Storage, Batching, Zoning, and Routing Policies. In: *International Conference on Computational Logistics*. Cham: Springer International Publishing; 2016, p. 427-442.
- [16] Rymarczyk P, Figura C, Staliński P, Bogacki S, Rutkowski M. Optimizing Order Picking Processes In Warehouses: Strategies For Efficient Routing And Clustering. *Journal of Modern Science* 2024;57.
- [17] Petersen CG, Schmenner RW. An Evaluation of Routing and Volume-Based Storage Policies in an Order Picking Operation. *Decision Sciences* 1999;30(2):481-501.
- [18] Ueno D, Hirata E. The Optimization of Picking in Logistics Warehouses in the Event of Sudden Picking Order Changes and Picking Route Blockages. *Mathematics* 2024;12(16):2580.
- [19] Kulak O, Şahin Y, Taner ME. Depo Operasyonlarının Kümelendirme Esaslı Tabu Arama Algoritması ile Yönetilmesi. In: 10. Ulusal Üretim Araştırmaları Sempozyumu, Girne; 2010.
- [20] Endres DM, Schindelin JE. A New Metric for Probability Distributions. *IEEE Transactions on Information Theory* 2003;49(7):1858-1860.
- [21] Öztemiz F, Duran M, Karci A. Kent Merkezindeki Taksilerin Oluşturduğu Trafik Yoğunluğunun Azaltılması için Bir Çalışma. *Uluslararası Bilim Teknoloji ve Tasarım Dergisi* 2022;3(2):102-115.
- [22] Özçelik TÖ, Gündüz G. Sezgisel Algoritmaları Kullanarak Raf Optimizasyonu Çalışması ve Bir Yazılım Uygulaması. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi* 2019;(16):977-982.
- [23] De Koster R, Le-Duc T, Roodbergen KJ. Design and control of warehouse order picking: A literature review. *European Journal of Operational Research* 2007;182(2):481-501.
- [24] Hall RW. Distance approximations for routing manual pickers in a warehouse. *IIE Transactions* 1993;25(4):76-87.
- [25] Le-Duc T. Design and Control of Efficient Order Picking Processes [PhD thesis]. ERIM Ph.D. Series Research in Management; 2005. Available from: <http://hdl.handle.net/1765/6910>.
- [26] Hong S, Kim Y. A route-selecting order batching model with the S-shape routes in a parallel-aisle order picking system. *European Journal of Operational Research* 2017;257(1):185-196.
- [27] Redmer A. Analysis of the length of order-picking paths determined using the S-shape method. *LogForum* 2020;16(1).
- [28] Çalışkan M. Giyilebilir Sensörler İle Kinetik Yürüme Analiz Sisteminin Geliştirilmesi [Master's thesis]. Turkey: Necmettin Erbakan University; 2018.
- [29] Papadimitriou CH, Steiglitz K. Combinatorial optimization: algorithms and complexity. Courier Corporation; 1998.
- [30] Held M, Karp RM. The traveling-salesman problem and minimum spanning trees: Part II. *Mathematical Programming* 1971;1(1):6-25.
- [31] Lawler EL. The traveling salesman problem: a guided tour of combinatorial optimization. Wiley-Interscience Series in Discrete Mathematics; 1985.
- [32] Rosenkrantz DJ, Stearns RE, Lewis PM II. An analysis of several heuristics for the traveling salesman problem. *SIAM Journal on Computing* 1977;6(3):563-581.
- [33] Croes GA. A method for solving traveling-salesman problems. *Operations Research* 1958;6(6):791-812.
- [34] Or I. Traveling salesman-type combinatorial problems and their relation to the logistics of regional blood banking [PhD thesis]. Evanston, IL: Northwestern University; 1976.