

データ活用で切り拓く物流効率化 ～共起性を活用した荷配置準最適化～

Advancing Logistics Efficiency Through Data Utilization:
Semi-Optimal Storage Allocation Using Co-Occurrence Analysis

服部 直樹^{*1} 岡本 和也^{*1} 岡本 浩伸^{*1} 伊藤 辰都^{*2} 野田 五十樹^{*2}
Naoki Hattori Kazuya Okamoto Hironobu Okamoto Tatsuto Ito Itsuki Noda

*1 先行開発部 *2 北海道大学 大学院情報科学研究科

要旨 物流倉庫の出庫工程の運用効率向上を目指し、出庫対象の荷物を集め歩く際の移動距離を低減する荷配置最適化技術を開発した。本技術は、過去の注文履歴を基に一緒に注文される頻度が高い荷物集合を特定し、同じ集合に属する荷物間の配置距離を最小化するような荷配置を探索する。ある物流倉庫の簡易モデルを用いた概念実証により、移動距離の削減効果を確認し、本技術の有効性を示した。

キーワード: 組合せ最適化、物流倉庫、荷配置、トピックモデル、メタヒューリスティクス

Abstract We developed a storage allocation optimization method to improve the efficiency of the picking process in logistics warehouses by minimizing travel distances during item picking. By analyzing historical order data, our approach identifies groups of frequently co-ordered items and determines a semi-optimal storage allocation that reduces distances between them. Proof-of-concept testing using a warehouse model confirmed a reduction in travel distances, highlighting the effectiveness of this method.

Keywords: Combinatorial Optimization, Logistics Warehouse, Storage Allocation, Topic Model, Metaheuristics

1 はじめに

1.1 社会的背景

少子高齢化にともなう労働力人口の減少や、eコマース(電子商取引)の拡大により、物流倉庫では、荷物配送の小口化や多頻度化が進んでいる。また、荷物配送に対して効率性や迅速性への要求は高まり続けており、物流を取り巻く環境が急激に変化している。このような背景を受け、物流倉庫内の処理能力を向上させる取組みが進められている。現在、約7割の事業者は作業者を必要とする倉庫形態であり^[1]、人が介在する作業の効率化が求められている。

1.2 物流倉庫の課題

小口配送を行う物流倉庫においては、限られた作業人員のなかで出荷量を最大化することが求められている。しかしながら、出庫工程には必要な人員が多く、運用効率向上の妨げとなっている^[2](図1)。

出庫工程は出庫指示に従って作業者が荷物を集め歩く工程(以降、ピッキングと呼ぶ)であり、「出

庫指示を確認」「保管場所へ移動」「荷物を取り出す」といったプロセスを繰り返す。ピッキングの作業時間のうち、保管場所への移動にかかる時間が大半(出庫工程の40%以上^[2])を占めている。このため、物流倉庫の運用効率を向上させるには、移動時間の削減が必要であり、従来の人々の経験に基づいた改善活動のみでは、移動時間の削減に十分に対応しきれないのが現状である。具体的な課題として、荷物の適切な配置、作業者の効率的な経路計画、適切な作業の割当などが挙げられ、これらに対する解決策が必要とされている。

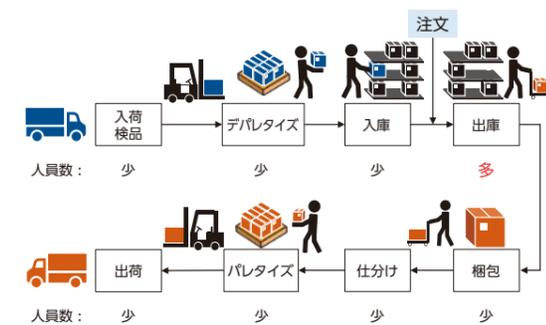


図1 物流倉庫の工程と作業人員数
Fig.1 Processes and Workload in Logistics Warehouses

1.3 先行開発部の取組み

先行開発部では、物流課題の解決に向けて、北海道大学と連携しながら、荷配置、経路計画、作業割当に対する最適化技術の開発を進めている。並行して、トヨタL&Fカンパニー 物流ソリューション事業室と協業しながら、お客様の倉庫をモデルケースに、荷配置の最適化による効果を検証する取組みも行っている。本稿では、シミュレーション評価に基づく荷配置最適化の概念実証の結果を報告する。

2 物流倉庫の荷配置最適化

2.1 荷配置最適化とは

荷配置最適化とは、ある制約条件を満たしつつ、評価指標を最大化または最小化する荷配置を求めることである。物流倉庫では、荷物の特性(重量、体積、保管温度など)に応じて、配置可能な場所が制限される場合があり、これが制約条件となる。また、荷配置の評価指標としては、ピッキングにかかる移動時間や移動距離、保管スペースの利用効率などが用いられる。

2.2 物流倉庫における技術課題

荷配置最適化の難しさは、荷配置の膨大な組合せ数に起因する計算の複雑性にある。理論上、この組合せ数は(荷物の種類数)²(配置候補数)となり、荷物や配置候補の数が増加するにつれて、可能な配置パターンが膨大になる(図2)。このため、一般的な厳密解法では、実用的な計算時間で解を得ることが難しい場合が多い。小口配送を行う物流倉庫では、数万種類の荷物を数十から数百か所の保管場所に配置する必要があるため、実用的な解法を考案することが重要となる。

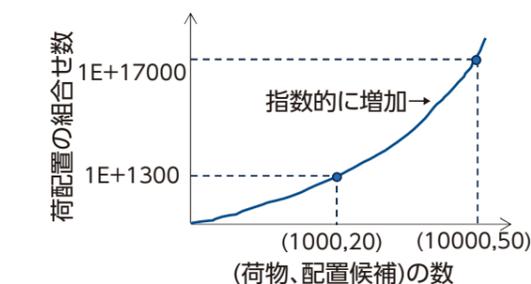


図2 荷配置組合せ数の増加イメージ
Fig.2 Image of the Increase in the Number of Combinations

3 開発技術

3.1 概要・ねらい

ピッキングに必要な移動距離が最小となるように荷配置を最適化する。これにより、ピッキング時の移動時間を削減し、物流倉庫の運用効率向上に貢献することを目指す。

本技術では、最適解を直接求める厳密な方法ではなく、実用的な時間で近似解を導き出すヒューリスティック(発見的)なアプローチを採用している。具体的には、図3に示すような、過去の注文データから得られる共起性に基づいて準最適な荷配置を探索する手法である(国際学会論文にて発表済み^[3])。共起性とは、特定の荷物が他の荷物と同時に出荷される頻度を示す指標である。共起性が高い荷物同士をできるだけ近くに保管することで、ピッキング時の移動距離を低減し、出庫工程の作業時間を削減する。

さらに、共起性が高い荷物のみを最適化対象とすることで、荷配置の組合せ数を削減し、最適化の計算負荷を軽減できる。また、共起性が高い荷物間の配置距離を評価指標とすることで、ピッキング時の移動距離を近似的に評価できる。したがって、短時間で荷配置の評価が可能となり、探索的に準最適な荷配置を求めることができる。

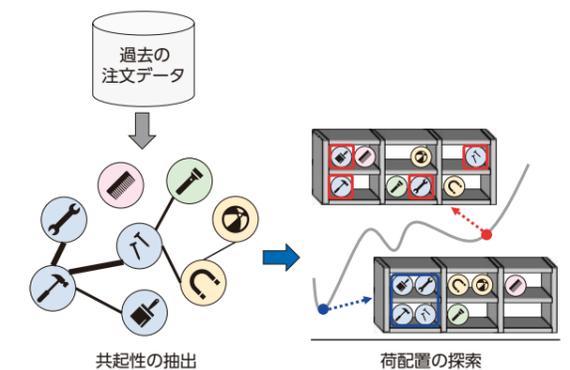


図3 開発技術による荷配置最適化アプローチ
Fig.3 Proposed Optimization Approach for Storage Allocation

3.2 共起性の抽出

本技術では、共起性の抽出にトピックモデルを活用する。トピックモデルとは、複数の潜在的なトピック分布と、それに含まれる単語分布から確率的に文書が生成されると仮定したモデルである(図4)。複数の文書を学習データとして使用し、そ

それぞれの文書の潜在トピック分布と、各トピックに含まれる単語の確率分布を推定することで、トピックモデルを構築する。

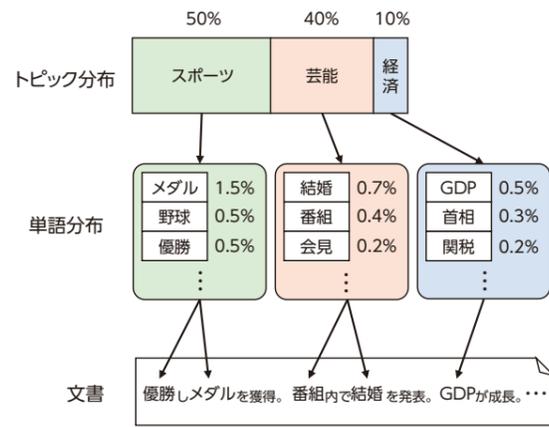


図4 トピックモデルにおける文書の生成イメージ
Fig.4 The Process of Document Generation in Topic Models

物流倉庫に適用する際、トピックモデルにおける文書を「注文データ」、単語を「荷物」と見なし、過去の注文データ(図5上)に基づいてトピックモデルを構築することで、注文データの潜在的なトピック分布と、各トピックにおける荷物ごとの出現確率が得られる(図5中央)。さらに、あるトピックにおいて出現確率が高いN個の荷物は同時に注文されやすいと見なせるため、それらを共起性の高い荷物集合(以降、共起性セットと呼ぶ)として抽出できる(図5下)。トピックごとに共起性セットを抽出し、それらを荷配置の決定に活用する。

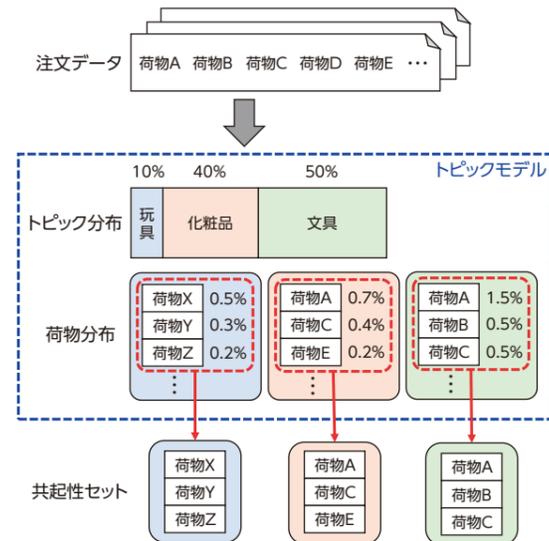


図5 トピックモデルに基づく共起性の抽出方法
Fig.5 Co-occurrence Extraction Method Based on Topic Model

3.3 荷配置の探索

注文データから抽出した共起性セットに基づいて、準最適な荷配置を求める。共起性セットに所属する荷物同士の距離を最小化するように荷配置を決定する。しかし、同じ荷物が複数の共起性セットに所属する場合があるため、問題は非常に複雑になる。そこで、本技術ではメタヒューリスティクスの代表的な近傍探索手法である焼きなまし法を採用し、荷配置を準最適化する。

焼きなまし法は、現在の解を更新しながら探索を行うアルゴリズムである。特徴として、現在の解よりも良い解だけでなく、悪い解もある確率(以降、受理確率と呼ぶ)で受理することで、局所最適解に陥ることを回避し、大域的な最適解への探索を可能にする(図6右)。

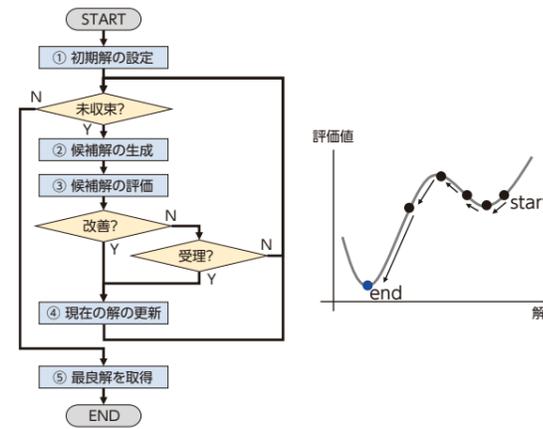


図6 焼きなまし法のフロー(左)と探索イメージ(右)
Fig.6 Simulated Annealing Workflow (Left) and Search Concept (Right)

本技術において、焼きなまし法の1つの解は1パターンの荷配置を表す。初期解はランダムまたは人の知見に沿って生成し、その評価値を式(1)に従って算出する(図6左の①)。

$$\text{評価値} = \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^N |BaseLoc_k - ItemLoc_{k,j}| \quad (1)$$

式(1)において、 $BaseLoc_k$ はk番目の共起性セットにおける基準位置を、 $ItemLoc_{k,j}$ はk番目の共起性セットのj番目の荷物の配置位置を表す。ここで、それぞれの位置情報は座標やIDなどである。つまり、共起性セットごとの基準位置と荷物の配置位置との距離の総和を評価値とする。候補解は、現在の解に対して荷物の配置場所を入れ替えるこ

とで生成する(図6左の②)。候補解に対し、式(1)により評価値を算出する(図6左の③)。候補解の評価値が現在の解の評価値よりも良い場合は、候補解を現在の解とする(図6左の④)。候補解の評価値が現在の解の評価値よりも悪い場合でも、受理確率に従って候補解を受け入れ、現在の解を候補解で更新する(図6左の④)。探索が進むにつれて受理確率を下げていくことで、良い解の近傍を集中的に探索しやすくする。探索回数や解の評価値、非改善期間(最良解が更新されなかった期間や探索回数)などが指定の条件を満たした場合、探索が収束したと判断し最良解を出力する(図6左の⑤)。

4 効果検証

ある倉庫をモデルケースとして、本技術の有効性を検証した。検証では、本技術で求めた荷配置による、ピッキング時の移動距離の削減効果を検証した。

4.1 倉庫モデルの概略

図7に本技術の評価対象として使用した倉庫の簡易モデルを示す。倉庫内には複数の棚が1列に並んでおり(以降、ラック列と呼ぶ)、各棚には複数種類の荷物を保管することが可能である。ラック列は2列ずつまとめて配置されており、作業者はラック列間の通路を通して、ピッキング対象の荷物を集める。通路の両側のラック列をレーンと呼び、レーン内の通路には通行方向が指定されている。作業者は、ピッキング指示された荷物をすべて集め終わると、梱包エリアへ移動して荷物を次の工程に引き渡す。その後、再びピッキング作業に戻る。

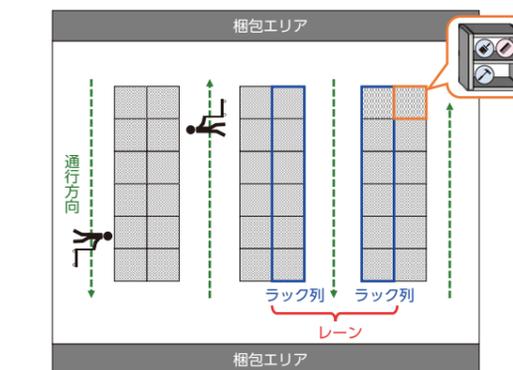


図7 評価対象の倉庫モデル(上面図)
Fig.7 Warehouse Layout for Evaluation (Top View)

4.2 倉庫モデルに対する本技術の適用

焼きなまし法の初期解として、現場の経験に基づく荷配置(以降、現場検討荷配置と呼ぶ)と、荷物ごとに保管場所(棚)をランダムに割当する方法(以降、ランダム荷配置と呼ぶ)を採用した。

焼きなまし法における解xは式(2)のように表現される。

$$x = [l_1, l_2, \dots, l_M] \quad (2)$$

式(2)において、 l_i はi番目の荷物が配置されるレーンのIDを示す。つまり、焼きなまし法では荷物ごとにどのレーンに配置するかを求める。

荷配置の評価式(1)における、k番目の共起性セットの基準位置 $BaseLoc_k$ は、式(3)に従って算出した。

$$BaseLoc_k = \operatorname{argmax}_{l \in LaneIdSet_k} Freq_k(l) \quad (3)$$

式(3)において、 $LaneIdSet_k$ はk番目の共起性セットに所属する荷物が配置されているレーンID集合を、 $Freq_k(l)$ はあるレーンID l に配置されているk番目の共起性セットに所属する荷物の数を表す。つまり、式(3)はk番目の共起性セットに所属する荷物が最も多く配置されているレーンIDを基準位置とする。また、評価式(1)における、k番目の共起性セットのj番目の荷物の配置位置 $ItemLoc_{k,j}$ は、その荷物が配置されているレーンIDとした。

焼きなまし法の収束条件は、最良解が連続してT回更新されなかった場合とした。

焼きなまし法による候補解は、次に示すどちらかの方法をランダムに選択して生成した。

- ランダムに選択した2つのラック列を入れ替え(図8左)
- ランダムに選択した2つの荷物を入れ替え(図8右)

表1に、本技術の適用時におけるパラメータ設定を記す。

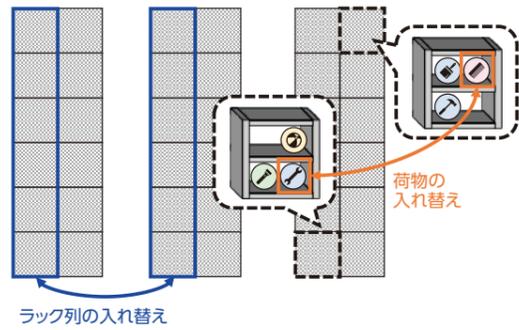


図8 候補解の生成方法
Fig.8 Methods for Generating Candidate Solutions

表1 本技術のパラメータ設定
Table 1 Proposed Method's Parameter Settings

大項目	小項目	設定値
共起性の抽出	過去の注文データ	1か月分
	トピック数 K	49
	各共起性セットの荷物種類数 N	200種
荷配置の探索	荷物種類数 M	6,260種
	配置候補数	25レーン
	収束条件: 非改善期間 T	100,000回

4.3 検証結果

図7に示す倉庫モデルを用いて、本技術による荷配置最適化の効果を検証した。具体的には、実際の注文データを用いて1日分のピッキング作業をシミュレーションし、ピッキングにかかる移動距離を測定した。また、比較手法として、ランダム荷配置と現場検討荷配置を採用した。これらの結果を比較することで、本技術による移動距離の削減効果を評価した。

検証結果を図9に示す。各荷配置における移動距離は、ランダム荷配置の結果を基準とした相対値で表している。図9より、ランダム荷配置に対して、共起性を考慮した荷配置は、ピッキング時の移動距離を約28%削減する効果を示した(図9(a))。一方で、本技術の結果と現場検討荷配置の結果を比較すると、その差は約2%に留まった(図9(b))。

本技術の移動距離が、初期解とした荷配置の移動距離よりも小さいことから、過去データから抽出した共起性の有効性が示唆される。一方で、本技術の結果が現場検討荷配置の結果を大幅に上回らなかった要因として、荷配置の組合せ数が膨大で有望な解をなかなか見つけられず、局所解に収束してしまった点が考えられる。また、表2に示す本

技術の計算時間が非常に長い要因も、荷配置の組合せ数に起因して、有望でない方向への探索が多かったためと考えられる。以上より、荷配置の膨大な組合せ数に対応した効率的な探索手法の構築が、今後の課題となる。

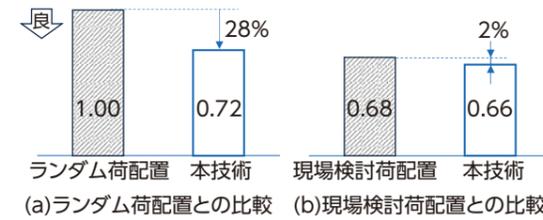


図9 各荷配置手法の移動距離の比較
Fig.9 Comparison of Travel Distance for Each Storage Allocation Method

表2 各荷配置手法の計算時間の比較
Table 2 Comparison of Computation Time for Each Storage Allocation Method

手法	計算時間
ランダム荷配置	約0.1[s]
現場検討荷配置	約1~2[week]
本技術(初期解:ランダム)	約72[h]
本技術(初期解:現場検討)	約72[h]

5 まとめ

注文データからトピックモデルを利用して共起性を抽出し、それに基づいて準最適な荷配置を焼きなまし法で探索する技術を開発した。本技術により、ピッキングの移動距離削減に一定の効果があることを確認した。一方で、荷配置の膨大な組合せ数に起因する探索効率の低下が課題として明らかとなった。お客様倉庫への導入を目指して改善を進めていくと同時に、最適化ツールとしてブラッシュアップし競争力の向上につなげていく。

謝辞

本技術の開発にあたり、トヨタL&Fカンパニー物流ソリューション事業室の皆様からは、迅速かつ詳細な現場データの提供に加え、的確な助言を頂戴いたしました。ここに深く感謝の意を表します。

参考文献

- [1] 富士電機(株), “物流センター・倉庫に関する動向調査,” 8 2021. [オンライン]. Available: https://www.fujielectric.co.jp/products/logistics/research/research09/box/pdf/research_2021_09_busturyuhitodebusoku.pdf.
- [2] (株) インフォセンス, “現場主導型のピッキング作業改善事例,” 2019. [オンライン]. Available: <https://www1.logistics.or.jp/wp-content/uploads/2025/03/2019clmronbun3.pdf>.
- [3] T. Ito, N. Hattori, H. Sakaji, I. Noda, “LDAS: Proposal for optimal Storage Locations using LDA and SA,” Springer, 2025.

著者紹介

