

# 物流分野における最適化問題

## Optimization Problems in Logistics

加藤 拓朗<sup>\*1</sup> 横町 尚也<sup>\*1</sup>  
Takuro Kato Naoya Yokomachi

\*1 先行開発部

**要旨** 先進的物流ソリューションの実現を目指し、当社は2016年に産業技術総合研究所内に当社-産総研 アドバンスト・ロジスティクス連携研究ラボ (ALラボ) を設立した。本稿では、ALラボが取り組んだ物流分野における最適化問題に対する研究事例を紹介する。物流センター全体の生産性向上には、ピッキング作業工程の高効率化が不可欠である。しかし、最適化に基づく計画における計算の複雑性、計画実行時の不確定要素の多さが課題となる。これらの課題克服に向けて開発した要素技術である、1) タスクスケジューリング・経路計画の二階層最適化、2) 交差点離合制御、3) 混雑緩和経路計画を概説する。

キーワード: 経路計画, タスクスケジューリング, 階層最適化, 形式的検証, 混雑緩和

**Abstract** Aiming at advanced logistics solutions, TICO-AIST Advanced Logistics Collaborative Research Laboratory (AL Lab) was established within the National Institute of Advanced Industrial Science and Technology in 2016. This paper outlines case studies from the AL Lab's research addressing optimization problems in logistics. Improving the efficiency of order-picking processes is essential for enhancing the overall productivity of logistics centers. Critical challenges include computational complexity in optimization-based task planning and uncertainties in execution. To address these challenges, key technologies have been developed: 1) two-layer optimization of task assignment and path planning, 2) intersection collision avoidance control, and 3) congestion mitigation path planning.

Keywords: Path Planning, Task Scheduling, Hierarchical Optimization, Formal Verification, Congestion Mitigation

## 1 物流センターの最適化

EC (電子商取引) の普及により小口・高頻度配送の需要が増加する一方で、労働力人口の減少にともなう物流能力の不足が懸念されている。この課題に対処するため、物流センターの生産性を向上させるソリューションが求められている。在庫型物流センターでは、仕入先から入荷した商品を保管し、顧客の注文に応じて出庫・梱包・出荷する (図1)。全体工程のうち、ピッキング作業は出荷リストに従って棚間を移動し商品を取得・検品・出庫する高負荷作業であり、とくに生産性向上の要望が強い。

このような背景のもと、生産性向上を目指して自動搬送ロボットの導入が進められている。ロボットシステムの導入効果を高めるには、効率的な運用を可能にする計画技術と実行フレームワークが不可欠である。本稿では、物流センターの高効率運用を目的として開発した、マルチエージェント最適化技術に基づく要素技術について概説す

る。本稿ではロボットを一般化し、「エージェント」という呼称を用いる。ただし、明確に人と区別する必要がある場合に限り「ロボット」という用語を用いる。

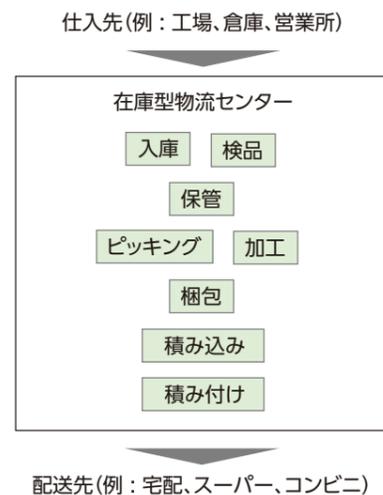


図1 物流センターの作業工程  
Fig.1 Operational Processes in Logistics Center

## 2 ピッキング作業におけるエージェント群誘導の課題

### 2.1 計算の複雑性

物流倉庫のピッキング作業では、複数商品の回収指示が一度にエージェントへ与えられる。指示内容は、配送先ごとにまとめた品目群や格納場所が近接する品目群など、運用により異なる。複数のエージェントが狭路を含む共有空間で同時に行動するため相互の進路妨害が生じやすい。行動計画中の無衝突を保証しつつスループット (単位時間当たりの処理量) やメイクスパン (全タスク完了時間) を最適化する問題は、マルチエージェント経路計画に分類され、多項式時間で最適解を求める汎用アルゴリズムは存在しない。したがって、現実的な計算時間で実用上の精度要求を満足する準最適解を得るヒューリスティック (発見的的手法) の設計が不可欠となる。

### 2.2 人口ロボット共存、制御誤差による不確実性

最適化に基づく精緻な計画を立案しても、物流現場における運用では次のような外乱的事象が計画通りの実行を阻害する。1) 人・ロボット共存環境: 作業者がロボットの進路を横切る、棚補充のために一時停止を強いられるなどの干渉。2) 制御遅延・誤差: 完全自動化倉庫においても、ロボットの速度制御誤差や通信遅延により指示した地点へのロボットの到着時刻に誤差が生じる。こうした不確実性に対処し計画崩壊を防ぐには、環境の特性を捉えた実行フレームワークの設計が不可欠となる。

## 3 事例紹介

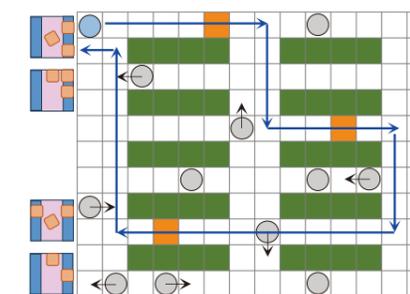
### 3.1 タスクスケジューリング・経路計画の二階層最適化

本節ではピッキング作業におけるタスク割当て、順序決定、経路計画を同時に扱う最適化問題を概説する。

#### 3.1.1 問題設定

環境を表現されたグラフと、エージェントの集

合が与えられる。初期位置から、所定の商品をピックアップし、目的地に到達するまでの時間依存経路を求める。エージェントは商品をピックアップする際、同一地点に一定時間とどまる必要がある。また、エージェントが目的地に達するまでの移動において互いに衝突しないことを制約とする。初期位置から目的地に到達するまでに要した時間を移動コストとし、全エージェントのコスト総和を最小化するよう経路を計画する。この際、エージェントへのタスク割当て・順序決定も変数とする (図2)。



●: エージェント ■: タスク実行地点  
図2 ピッキング作業のタスク割当て・経路計画  
Fig.2 Task Assignment and Path Planning in Warehouse Picking

#### 3.1.2 解法アプローチ

この問題は、エージェントへのタスク割当て・順序決定と、経路計画問題の二階層に分割し、各問題の計算結果をフィードバックして繰り返し計算することで解くことができる。ここでタスク割当て・順序を最適化する上位問題はTime-dependent Vehicle Routing Problem (TDVRP)<sup>[1]</sup> と呼ばれ、経路計画を行う下位問題はMulti-Agent Path Finding (MAPF)<sup>[2]</sup> と呼ばれる。この二階層最適化問題全体はExtended TDVRP (Ext-TDVRP)<sup>[3]</sup> と呼ばれる (図3)。

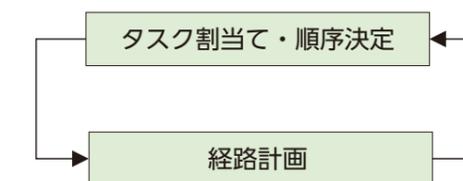


図3 ピッキング作業における二階層最適化問題  
Fig.3 Two-layer Optimization Problem in Warehouse Picking Operations

本問題に対してはメタヒューリスティクスを用いて計算する解法が知られている。ただし、当該手

法ではTDVRPの繰り返し計算がボトルネックとなり、計算可能な問題の規模に限られる。この課題を克服するため、初回のみTDVRPを計算したうえで、繰り返し計算においてはTime-dependent Traveling Salesperson Problem (TDTSP)<sup>[4]</sup>に基づくヒューリスティックを用いてタスク順序のみを更新しつつ、上位問題を解く軽量化アプローチを提案した<sup>[5]</sup>。実在する倉庫のレイアウトを参考に作成したマップでのベンチマークでは、従来のメタヒューリスティクスに基づくExt-TDVRP解法と同等コストを維持しつつ、計算速度を10-60倍改善することを確認している。

### 3.2 交差点離合制御

最適化アルゴリズムを用いて無衝突を保証しつつ移動コストが低い計画を精緻に得ることが可能である一方で、実際のロボットシステムにおいては制御誤差、遅延、予期しない人の介入といった外乱的事象が生じ事前に立てた計画を正確に実行することが難しい場合がある。これによりデッドロック(相互阻害による進行不能)や深刻な遅延をまねく渋滞が発生する可能性がある。これら回避するには、適切な実行フレームワークを構築し、適用することが必要となる。

こうした実行誤差や予期せぬ介入に強い運用を実現する代表的な枠組みの一つが、交差点の通行ルール(Merging Arbitration Control)を事前に設計し、ロボットに遵守させる方法<sup>[6]</sup>である。具体的には、ロボットの侵入方向、残作業量、ピッキング位置に応じた優先順位(直進優先、右折優先規則を含む)を設定することで、デッドロックを未然に防ぎつつ、全体の移動効率を維持することを目指す。

設計した交通ルールを用いてマルチロボットシステムを運用した場合に、デッドロックが発生しないことを検証するためには、Timed-CSPモデル<sup>[7]</sup>およびモデル検査ツールPAT(Process Analysis Toolkit)<sup>[8]</sup>を用いた形式検証が有効である。形式検証により、交差点侵入(図4)パターンに対して網羅検査を行い、提案ルールの安全性が理論的に示されている。このように交通ルールの設計と形式検証を組み合わせることで、最適化に基づいて算出した計画と、実システムの運用を橋渡しする堅牢なフレームワークを構築することが可能である。

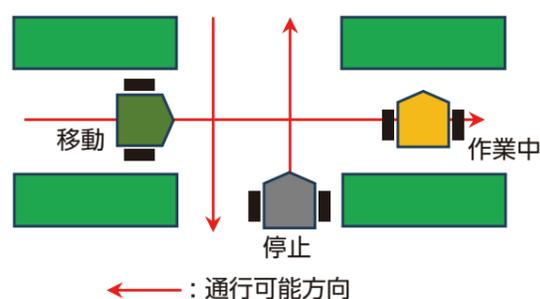


図4 作業中のロボットが絡む交差点侵入パターン  
Fig.4 Intersection Entry Patterns Involving a Robot Executing a Task

### 3.3 混雑緩和経路計画

多数のロボットが同一フロアを走行する倉庫において全体の稼働効率を維持するためには、局所的な渋滞の発生を抑制する仕組みも必要となる。本節では、渋滞そのものをコストに組み込み、エージェントが不確定性をともなって移動しても混雑が発生しにくい経路を計画する、「混雑緩和経路計画(Congestion Mitigation Path Planning, CMPP)」<sup>[9]</sup>を紹介する。

CMPPでは環境をエリアごとの混雑状態を捉えるために疎グラフで表現する。この疎グラフの頂点には、倉庫シナリオであれば交差点や通路の入り口など、環境中のキーポイントを設定する。疎グラフ上の各頂点に対し、エージェント群の経路に基づく「混雑度」と呼ぶ指標を計算する。混雑度は、各頂点への流入辺を経路に含むエージェントの数の乗算により定義され、頻繁に異方向からエージェントが侵入する頂点において値が急激に増大するよう設計する。グラフ全体の混雑度総和を最小化する経路集合を求めることで、各エージェントが沿うべき大域的経路を得る。この経路は各エージェントに対してウェイポイントとして与えることができる。局所的な衝突回避や移動タイミングの判断をエージェントに委ねつつ、これに沿って移動させることで混雑の発生が抑制される(図5)。

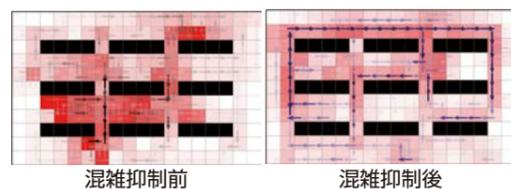


図5 混雑緩和抑制前後のヒートマップ比較  
Fig.5 Heatmap Comparison between with and without Congestion Mitigation

効果検証の一例として、離散空間上での衝突回避プランナーであるPIBT (Priority Inheritance with Backtracking)<sup>[10]</sup>とCMPPを組み合わせ、Lifelong-MAPF<sup>[11]</sup>と呼ばれる設定のエージェント群誘導シミュレーションを行った。倉庫を模擬したマップ(図6(a))において、疎グラフ(図6(b))を作成しCMPPを計算した。エージェント数が200の場合において、従来手法の平均スループットが3.99(タスク/シミュレーションステップ)であることに対して、提案手法では5.54と38%改善することを確認している(図6(c))。

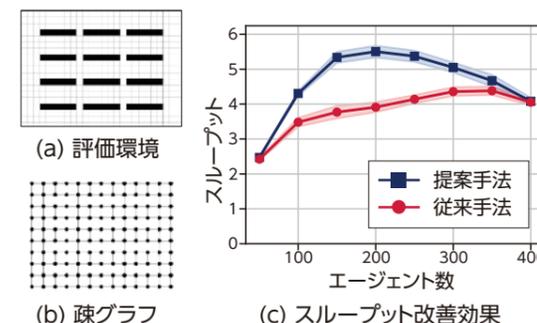


図6 評価結果例  
Fig.6 Example of Evaluation Result

## 4 まとめ

本稿では、物流センターに関連する最適化問題の研究事例を紹介した。実現場に適用するには、利用可能なセンサ・アクチュエータへの適合に加え、安定した通信と通信途絶に対してロバストな運用設計が必要となる。これらの要件を満たす改良を重ね、開発技術の社会実装を目指す。

3.1節で紹介した技術[5]はALラボとNEC-産総研 人工知能連携研究室の共同研究成果である。

### 参考文献

[1] C. Malandraki and M. Daskin, "Time Dependent Vehicle Routing Problems: Formulations, Properties and Heuristic Algorithms," in Transportation Science, 1992.  
[2] R. Stern, N. Sturtevant, A. Felner, S. Koenig, H. Ma, T. Walker, J. Li, D. Atzmon, L. Cohen, T. Kumar, E. Boyarski, and R. Bartak, "Multi-Agent Pathfinding: Definitions, Variants, and Benchmarks," in Proc. of the International Symposium on Combinatorial Search (SoCS), 2019.  
[3] A. Aggarwal, F. Ho, and S. Nakadai, "Extended Time Dependent Vehicle Routing Problem for Joint Task Allocation and Path Planning in Shared

Space," in Proc. of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2022.

[4] J. Picard and M. Queyranne, "The Time-Dependent Traveling Salesman Problem and Its Application to the Tardiness Problem in One-Machine Scheduling," Operations Research, 1978.  
[5] R. Higa, T. Kato, and F. Ho, "Dual-Process Optimization for Multi-Vehicle Route Planning and Parts Collection Sequencing," in Proc. of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2024.  
[6] N. Miyamoto, H. Okamoto, N. Ando, and Y. Koide, "Formal Verification of Merging Arbitration Control System for Logistics Robots," in Proc. of the IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII), 2024.  
[7] J. Davies and S. Schneider, "A brief history of Timed CSP," Theoretical Computer Science, 1995.  
[8] J. Sun., Y. Liu, J. Dong, "Model Checking CSP Revisited: Introducing a Process Analysis Toolkit," Leveraging Applications of Formal Methods, Verification and Validation, 2008.  
[9] T. Kato, K. Okumura, Y. Sasaki and N. Yokomachi, "Congestion Mitigation Path Planning for Large-Scale Multi-Agent Navigation in Dense Environments," in IEEE Robotics and Automation Letters (RA-L), 2025.  
[10] K. Okumura, M. Machida, X. Défago, and Y. Tamura, "Priority inheritance with backtracking for iterative multi-agent path finding", in Proc. of International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI), 2019.  
[11] J. Li, A. Tinka, S. Kiesel, J. Durham, T. Kumar, and S. Koenig, "Lifelong Multi-Agent Path Finding in Large-Scale Warehouses," in Proc. of the International Conference on Autonomous Agents and Multi Agent Systems (AAMAS), 2020.

### 著者紹介



加藤 拓朗

横町 尚也