

効率と安全を考慮したコストマップを用いた 人と協調する倉庫内配送ロボットナビゲーション

浅井 悠佑^{1,a)} 片山 晋¹ 浦野 健太¹ 米澤 拓郎¹ 河口 信夫^{1,2}

受付日 2023年9月6日, 再受付日 2023年12月13日,
採録日 2024年3月6日

概要: ウイルス感染拡大によって E コマースの利用が大幅に拡大した結果, 物流倉庫で扱うモノの量の増加により自律型配送ロボットを使ったオートメーション化技術に注目が集まっている. 物流倉庫の作業の中でもピッキング作業はコストの多くを占め, ピッキング作業の自動化が社会的に求められている. 商品を棚から取り出す作業は人が行い, 取り出した商品を配送ロボットが搬送する方式である人とロボットの協調ピッキングは既存の倉庫を活用しながら生産性向上が期待できる. 本研究では, 人と配送ロボットが協調してピッキング作業を行う際に効率性と安全性を考慮したナビゲーションの仕組みを提案する. ナビゲーションの際に用いるコストマップに作業位置の確率的情報の付与を行い, 作業者がいない場所においては高速に走行して, かつ作業者との近接頻度を減らし効率性と安全性の両立を可能にする. シミュレーション実験では複数シナリオのもと, 効率性, 安全性の両面で評価を行った. シミュレーション実験を行った結果, 効率性において提案手法を用いると低速で配送ロボットを運用した場合は効率性が 27.4%ほど低下したが, 高速運用時は効率性の低下はあまり見られなかった. 安全性は従来手法と比較した結果, 最大で約 29.0%の向上が確認された. 本研究は今後, 物流倉庫内において利用が進むであろう配送ロボットナビゲーション技術への活用が可能であると期待される.

キーワード: 配送ロボット, 人とロボットの協調作業, 物流倉庫オートメーション

Collaborative AMR Navigation with Costmap Considering Efficiency and Safety in Warehouse

YUSUKE ASAI^{1,a)} SHIN KATAYAMA¹ KENTA URANO¹ TAKURO YONEZAWA¹ NOBUO KAWAGUCHI^{1,2}

Received: September 6, 2023, Revised: December 13, 2023,
Accepted: March 6, 2024

Abstract: With the growing demand for E-commerce due to pandemic, warehouse managers have been paying attention to warehouse automation technology using Autonomous Mobile Robots (AMRs). Order picking has been identified as one of the most laborious and costly warehouse operations. Therefore, automating picking tasks is crucial. Collaborative picking with pickers and AMRs can improve productivity, while AMRs collect and transport items picked by human workers. In this paper, we propose an AMR navigation method considering both efficiency and safety in logistic warehouses. We predict probabilistic human movements and project these information onto the costmap that an AMR uses. That costmap enables AMRs to navigate efficiently when no pickers are nearby and, at the same time, the robots can safely avoid dangerous areas congested by human workers. Simulated experiments demonstrate the superior performance in terms of efficiency and safety compared to existing methods. Hence, it is expected that our method can be applied to the existing AMR navigation technology in warehouse environment for more efficient and safer operation.

Keywords: Autonomous Mobile Robot, Human-Robot Collaboration, Warehouse Automation

1. はじめに

自律型配送ロボット(以下, 配送ロボット) 利用への関心は, コンピューティング, センシング, ロボティクス, 通信技術の発達に伴い高まっている [1][2]. 従来は人がしていたモノの移動を配送ロボットが代わりに行うことにより, 作業の効率向上や感染症対策などの効果が期待されている. また, ウイルス感染拡大によってEコマースの利用が大幅に拡大した結果, 物流倉庫で扱うモノの量が増えており, 配送ロボットを使ったオートメーション化技術にも注目が集まっている. 物流倉庫では顧客からの注文をもとに, 作業者が在庫商品の中から特定の場所に格納されている該当商品を取り出す作業(ピッキング作業)が行われている. その他の作業として入庫や検品, 仮置き, 梱包, 出荷といった作業があるが, ピッキング作業は労働力やコストが特にかかり, 倉庫の運営コストのうち最大で65%を占める [3]. このような背景からピッキング作業の自動化が社会的に求められている.

ピッキング作業はピック作業と搬送作業に分けられる. ピック作業とは注文された商品がある場所に移動して, その商品を取り出す作業である. 搬送作業とはピックした商品を出荷場所まで持っていく作業である. ピック作業においてロボットアームを用いて商品を自動でピックする研究 [4] があるが, サイズ, 重さ等の性質が多様な商品への対応は現状の技術では困難である [5]. 一方で搬送作業の自動化は配送ロボットの活用によって実現可能であると考えられ, 先行研究 [2][6] においてもピック作業は作業が行い, 搬送作業を配送ロボットが担う仕組みが採用されている. 商品の種別を限定してピッキング作業の全てを自動化する手法 [7] もあるが, 多様な種類の商品に対応できない点や多額の投資が必要である点が問題として挙げられる. その他にもロボットが棚を持ち上げてピッキング作業の前まで移動した後に作業者がピッキングするといった自動化手法 [8] も存在する. この手法は多額の投資が可能な大規模倉庫かつこのロボット用に新設された倉庫に多く見られる. しかし, ロボットを用いて作業の前まで棚が移動する手法においても商品のサイズや重さが原因で利用できない場合があり, これらの大規模倉庫では従来のピッキング作業の仕組みと併用しているケースも多い. それに比べ, 配送ロボットを用いて搬送作業を自動化する手法は, 作業者がピック作業を行う必要があるものの, 既存の倉庫に比較的少額の投資で導入が可能である [6].

配送ロボットが搬送作業を行う場合, 効率性と安全性の両方を考慮する必要がある. 効率が上がるとは, ここでは

配送ロボット導入によりピッキング作業が従来の作業者のみで行われるよりも高速に完了するという意味である. 効率性を高められれば, 配送ロボットを導入する価値が生まれ配送ロボットの利用促進につながる. 安全性とは, 作業や倉庫内の物品に衝突せずに走行可能という意味である. 作業者と協働する配送ロボットは, 事故を防止したり作業者に怪我をさせない仕組みが必要不可欠である. 効率性と安全性はトレードオフの関係である. 配送ロボットの稼働速度を速くすれば作業の効率性が高まるが, 高速で運用した場合には障害物検知時に停止できず障害物と衝突してしまうといった事例の増加が考えられる. また, 高速で走行する配送ロボットと作業者が衝突した際には深刻な事故に繋がる懸念もある. 配送ロボットナビゲーションにおいて安全性を考慮する上では障害物回避のための経路探索が要となる. ピッキング作業を対象とした配送ロボットの経路探索の研究 [5] はあるが, 作業効率のみに焦点を当てており速度変化における安全性の変化は議論されていない. 障害物回避手法は近くの障害物を避ける局所的な手法とあらかじめ障害物がいそうな場所を迂回する大局的な手法の2つに大別される. いずれの手法も状況や場のルールに応じて適切な回避経路が異なる. 複数の異なるセマンティック情報を統合してナビゲーションする手法 [9] や, 地理的情報や人などの障害物情報をあらかじめ地図に付与させてナビゲーションする研究 [10] もある. これらの手法は特定の環境のみを対象としており利用シーンが限定される. そのため障害物回避手法の一般化は困難であると言える. 物流倉庫における配送ロボットのナビゲーションにおいてピッキング作業の動きに着目した障害物の回避手法は筆者らを知る限り存在しない.

筆者らは複数の協力企業が参画しているテストベッド RobotNEST(Nagoya Experimental Site and Testbed for Robots)[11] の一部である実際の倉庫で配送ロボットを用いた実証実験を行っている [1]. 実証実験において配送ロボットは安全の観点から低速で運用した. 低速で運用したため, 作業者が配送ロボットを待つ時間が長くなってしまったり, 大きなフロアを持つ倉庫内において明らかに周りに人がいない場所でも走行に時間がかかり, 目的地までの到着に時間がかかってしまった. 本研究のモチベーションの一部として実際に実証実験を行った際に起こった問題点の解決が挙げられる.

本研究では, 配送ロボットのナビゲーションにおいて効率性と安全性の両方を考慮した手法を提案する. 配送ロボットナビゲーションにおいて, 障害物回避や経路探索に用いられるコストマップに作業位置の確率的情報を付与後に, 作業者がいない場所においては高速に走行して, かつ作業との近接頻度を減らして安全な走行を実現する. ピック作業において作業者は複数の商品がある場所に順番に移動しピックを行うが, ピックの順番は作業者によって

¹ 名古屋大学大学院 工学研究科
Graduate School of Engineering Nagoya University

² 名古屋大学 未来社会創造機構
Institute of Innovation for Future Society

a) asayu@ucl.nuee.nagoya-u.ac.jp

異なる場合も多く複数パターンの経路が考えられる。本研究では、複数の経路探索手法を用いて作業者が通りうる経路を算出した情報を配送ロボットのコストマップに付与してナビゲーションをする手法を提案する。また、提案手法を用いる上で、配送ロボットの状態を定義し、コストマップ上のコストの値から配送ロボットの状態に応じて経路探索と速度の決定を行う。本研究では、複数のシナリオのもとシミュレーション実験を行い、提案手法の効率性、安全性の両面から評価を行った。提案手法を評価した結果、低速時には効率の低下が見られたが高速で運用すれば効率は変化しない点が示された。また、安全性においては速度の速い、遅いに関わらず全体的に向上することが示された。

本研究の主な貢献を以下に示す。

- (1) 配送ロボットを用いた物流倉庫のピッキング作業における搬送作業を自動化するための、効率性と安全性の両方を考慮したナビゲーション手法の構築。
- (2) 作業者がピッキングする商品に向かう移動に際して、複数の経路を想定した上で配送ロボットナビゲーションに用いられるコストマップを構築する手法の提案。
- (3) 複数シナリオによるシミュレーション実験を行う際に、提案手法を適用し従来手法との比較によって、効率性と安全性を兼ね備えられる点を示す。

本稿は以下のように構成される。2章で本研究に関連する研究とその課題を明らかにする。3章では本研究の前提条件を述べる。4章では提案手法の詳細を述べる。5章では、シミュレーション実験に関する説明、結果と考察を通して提案手法の有効性を示す。最後に6章で、まとめと今後の課題を述べる。

2. 関連研究

本章では、作業者と配送ロボットが協調して行うピッキング作業と人の存在を加味したコストマップを用いた配送ロボット制御に関する先行研究を述べる。

2.1 人と配送ロボットの協調ピッキング

従来の人手で行われるピッキング作業に関する研究 [12][13] は多く存在しており、ピッキング手法 [14][15] やフロアレイアウト条件を変えての検証 [16] が行われてきた。近年では、人とロボットの協調作業に関連する研究 [17][18] がなされており、特に製造業分野において配送ロボットのみならず、アーム型ロボットを対象とした研究 [19][20] も盛んに行われている。しかし、物流倉庫内の配送ロボットを用いた協調ピッキング作業に関する研究は初期段階であり研究の余地は広い [21] といえる。

協調ピッキング問題は、複数の注文を一定量ごとにまとめる (バッチ処理)、バッチを担当する作業者と配送ロボットとその順番の振り分け (担当と順番決め)、作業者と配送ロボットのオーダに基づく経路探索 (ルーティング) の3

つに大別される。また、ピッキング問題に関する多くの関連研究では配送ロボットの利用をするしないに関わらず、これら3つの問題のうち1つ、もしくは複数を対象としている。

Žulj ら [2] は配送ロボットを用いた従来型のピッキング作業を補助するために、バッチ処理、担当と順番決めの最適化問題に対してシミュレーション上にて検証を行った。作業者が1バッチ全てのピッキングが終わったあとに、作業者が配送ロボットに指定の場所でそれらのピッキングした商品を渡したあと、配送ロボットが出荷場所まで運搬する一連の作業フローを対象とした。最適化の目的としてはピッキングする商品の出荷期限の遅れの最小化であり、配送ロボットや作業者の人数などの条件を変化させシミュレーションを行った。Žulj らは、この最適化の問題を整数計画問題として扱い、バッチ処理に対しては適応的近傍探索法を用いたアルゴリズムを、担当と順番決めには新たなヒューリスティックアルゴリズムの提案をした。この研究では、配送ロボットの経路探索手法として配送ロボットが通路を左から右へ移動して作業員から商品を受け取る経路を生成するといった簡易的な仕組みを用いている。理由として筆者らは走行する向き、場所を限定して配送ロボット同士の衝突を避けるためと述べているが、この仕組みでは庫内の任意の場所にいる作業員への衝突を考慮するのは困難である。

Shinivas ら [6] はピッキングの作業にかかわる3つの最適化問題 (バッチ処理、担当と順番決め、ルーティング) をシミュレーションによって総合的に検証した。複数の配送ロボット、作業者がピッキング作業をするのを前提に、ピッキングする商品の出荷期限を元に出荷の遅れが最小となるような最適化モデルを構築した。多数のオーダーに対応するために、適応的近傍探索法を用いたシミュレーテッド・アニーリング (SA 法) アルゴリズムが提案された。Žulj らの研究 [2] と同様に配送ロボットの速度増加により作業効率の大幅向上がシミュレーション実験によって示された。しかし、配送ロボットの経路探索を行う際には作業効率が最も高くなる最適な経路を生成しており、作業員の存在や安全性は考慮されていない。

2.2 リスク度を考慮したコストマップを用いたナビゲーション

配送ロボットがコストマップを用いて経路探索や障害物回避を行う際に、Lu [9] らはコストマップをレイヤー状に複数保持して異なるセマンティック情報に対応する手法を提案した。複数レイヤーのコストマップはそれぞれ障害物の種類 [22] や制約条件のもと生成されナビゲーション (経路探索や障害物回避) に利用される。制約条件として、進入禁止エリアを定義したり複数ロボット間のスムーズなナビゲーションを実現するための手法も提案 [23] されている。

配送ロボットにおける障害物回避手法は多く存在し、障

害物の位置が既知の前提をおいている手法 [24][25] や静的障害物を対象としている手法 [26][27] が挙げられる。また、動的な障害物がある未知の環境において、障害物や人の将来の動きを予測して回避するといった手法 [28][29][30] が提案されている。これまで挙げた障害物回避手法は局所的な回避を対象としており、近くの障害物を回避する手法である。局所的な回避は周りの状況やその場のコンテキストに応じて最適もしくは適切な行動が異なるため一般化が困難である。

一方で障害物の存在をあらかじめ予測し、事前に回避するといった大局的な障害物回避の手法 [31] も提案されている。また、人がいる場所や社会的な規範を加味した上でコストマップを生成し経路探索に用いる手法 [32] や、センサから得られた障害物情報から障害物の混雑具合を予測しコストマップに反映させて事前に回避を行うといった手法 [33][34] も提案されている。セマンティックマップと呼ばれる地理的情報や人などの障害物情報をあらかじめ地図に付与させてナビゲーションを行う研究 [10][35] も存在する。セマンティックマップを用いる手法においては経路探索をする際にはコストマップへの変換が行われるため、セマンティックマップはコストマップの派生であると言える。

Petković ら [36] は物流倉庫において作業員の作業状態から動きを予測して配送ロボットのナビゲーションに活用する手法を提案した。ボロノイ図をもとに生成した目的地までの予測経路をもとに、実際に作業員が通った経路と比較をして予測の精度を検証した。この研究では、作業員は AR デバイスを装着しており常に位置が分かっている点や作業員は常に最適な経路を通るといった前提があり、必ずしも現実には即しているとは言えない。また、配送ロボットの導入による効率向上や安全性の保証の重要性を言及しているが、提案された仕組みによる作業効率の変化に関しては議論されていない。

3. 作業員と配送ロボットの協調ピッキング作業

配送ロボットと作業員が協調してピッキング作業を行う問題 (以下、協調ピッキング問題) を解く上で、先行研究 [2][6][37] を参考に本研究の前提となる条件を定める。

3.1 前提条件

図 1 のような上下部に通路があり、縦方向に平行に並ぶ棚が複数ある倉庫を対象とする。まず、作業員が所定の場所にある商品のピッキングを行い、庫内にいくつか定められた商品の受け渡し場所で配送ロボットにピッキングした商品を渡す。その後、配送ロボットが出荷地点まで運搬して、それらの商品の一連のピッキング作業が完了したとする。人やロボットは棚と棚の間の通路を通行でき、また、これらの通路を通り上下の通路へ移動ができるものとする。上

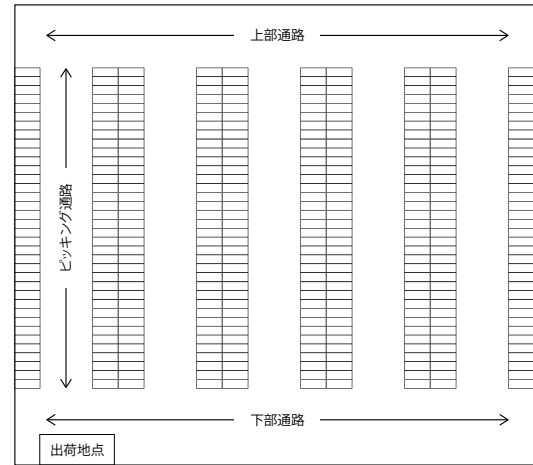


図 1 本研究で対象とする倉庫レイアウトの例

下 2 つの通路によって隔てられている任意の数の棚のまとまりをブロックと呼び、本研究では 1 ブロックの倉庫レイアウトを対象とする。棚は均一の大きさを持った格納スロットを有しており、1 つの SKU (Stock Keeping Unit) に対して 1 つの格納スロットを用いるとする。SKU とは在庫を管理する上で、ある商品において色やサイズ、入り数の大小といった違いをもとに、別々に管理する最小単位を指す。ある特定のスロットには複数個の同一 SKU の商品が格納できると仮定し、商品のピッキングによる在庫切れは考慮しない。

本論文では、既知の総数 N_o のピッキングオーダーに対して、 n_{batch} 個以下のまとまり (バッチ) を合計 B 個作る。なお、作業中における新規のピッキングオーダーの追加やオーダーのキャンセルは無いものとする。 B 個のバッチに対して N_w 人いる作業員へそれぞれのバッチに対する担当を割り振る。作業員は 1 バッチに含まれる全ての商品のピッキングが完了後、 L 箇所ある配送ロボットへの商品受け渡し場所から最も近い地点 $l_{nearest}$ へ向かい、ピッキングした商品を配送ロボットへ渡す。商品を渡された配送ロボットは出荷地点へ運搬し、作業員は次のバッチの商品をピッキングする。 N_o 個のピッキングオーダーの作業が完了するまで、作業員と配送ロボットは上記の作業を繰り返し行う。作業員と配送ロボットそれぞれの作業プロセスを図 2, 3 に示す。商品を出荷地点まで運搬する配送ロボットは合計 N_r 台とし、商品の受け渡し場所 $l_{nearest}$ へ向かう配送ロボットは、 $l_{nearest}$ の最も近くにいる待機中の配送ロボットとする。

ピッキング作業員はそれぞれハンディターミナルと呼ばれる手持ちデバイスを持っており、このデバイスを用いてバッチ内の商品の位置や配送ロボットに商品を渡す地点の情報を取得できる。商品ごとに作業員がピッキングを完了した時点で、それらの商品の位置やタイムスタンプをハンディターミナルが N_r 台の配送ロボットへ送信するとする。つまり、配送ロボットは作業員ごとにまだピッキング

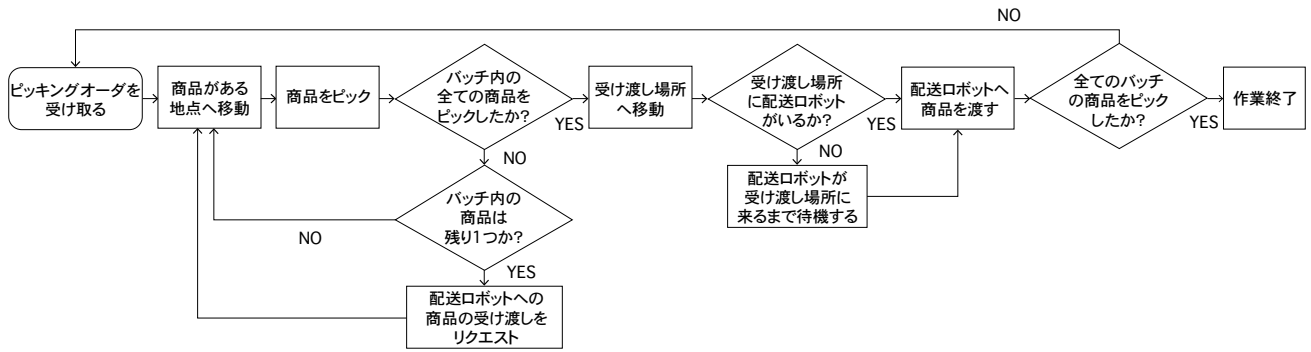


図 2 協調ピッキング作業における作業者のプロセス

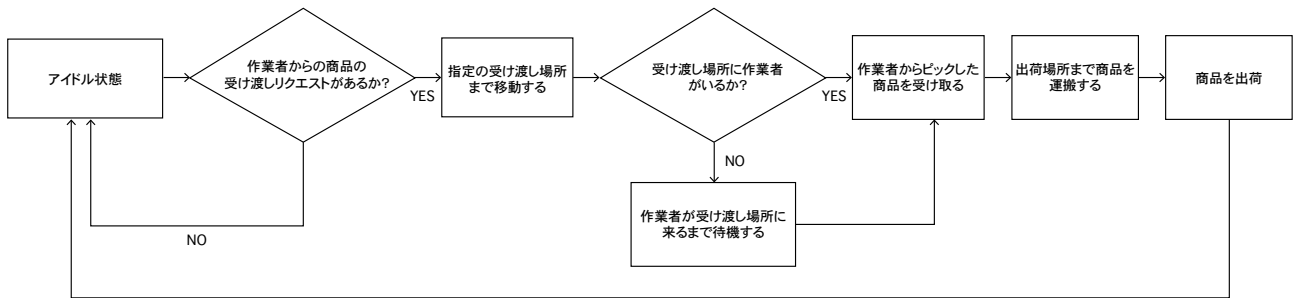


図 3 協調ピッキング作業における配送ロボットのプロセス

れていない商品の情報を保持しており、ピッキングが完了した瞬間においては作業者の位置が分かるものとする。また、バッチ内のピッキングされていない商品が残り1つとなった時点で、ハンディターミナルがその商品がある地点から最も近い受け渡し場所へ配送ロボットが来るようにリクエストを行うとする。

3.2 対象問題

本研究では物流倉庫内のピッキング作業における搬送作業を配送ロボットが担う上で効率性と安全性の両面を評価する。ピッキング作業の効率性測定においては、出荷期限をもとにしたオーダ出荷の遅延の合計時間を指標として用いる。注文される商品は配達日時が事前に決まっていたり、倉庫から商品を出荷する際には配達トラックの出発時間があらかじめ決まっている場合も多い。このような理由からオーダ商品を期限内に出荷するのは重要事項と考えられる。本研究で扱う効率性の指標 P_e を以下の式のように定義する。

$$P_e = \sum_{o=1}^{N_o} t_{tardiness_o} \quad (1)$$

式 1 において、 $t_{tardiness_o}$ は N_o 個あるオーダのうち o 番目の商品の出荷遅延時間である。 N_o 個の商品の出荷遅延時間の総和を効率性における評価指標として定める。 P_e の値が大きいほど遅延が大きいため効率が低いといえる。

安全性においては、配送ロボットが障害物検知時に即時に停止できる安全距離 l_{safe} を用いて配送ロボットの速度

方向に沿って危険エリアと注意エリアを定義する。作業者が配送ロボット r の定義された危険エリアへ侵入した回数を E_{d_r} として、安全性の指標 P_s を以下のように定義する。

$$P_s = \sum_{r=1}^{N_r} E_{d_r} \quad (2)$$

式 2 は N_r 台の配送ロボットにおいて、作業者が危険エリアへ侵入した回数の総和を表している。 P_s の値が小さいほど危険エリアへの侵入回数が少ないため安全性が高いと言える。また、危険エリアと同様に注意エリアへの侵入回数をもとにした安全性の指標 P_c も P_s と同様に定める。

出荷期限の算出方法や危険・注意エリアの定義の詳細はそれぞれ 5.2 節, 5.3 節を参照されたい。また、本研究で行うシミュレーション実験においては効率性を評価する際には指標として P_e を、効率性を評価する際には P_s , P_c をそれぞれ用いる。

4. 提案手法

本章では提案手法であるコストマップの構築とコストマップを用いた配送ロボットのナビゲーションを解説する。

4.1 作業者の動きのモデル化とコストマップの構築

作業者がバッチに含まれる商品を順番にピッキングする際にその順序を決定するには、商品が格納されている地点間の移動距離をもとに作業者の移動を最小化する経路探索を行うのが理想である。しかし、この経路探索問題は組み合わせ最適化問題に分類され、バッチ内の商品数が一定

数を超えると計算時間が急速に増加するため、現実的な時間で解けない。同様の問題として巡回セールスマン問題が挙げられ、ピッキング問題と同様にNP 困難な問題である。そこで本手法では、既存手法である S-Shape 法 [38], Largest-Gap 法 [39] の2つのヒューリスティック手法をベースとし、ピッキングする商品の順番決めと順番に基づく作業者の通行経路の確率的なモデル化を行う。

4.1.1 S-Shape 法

S-Shape 法 [38] は作業者のピッキング問題に対して古くから用いられる手法の一つである。図4のように、出荷地点(スタート/ゴール地点)を定め、作業者が図中の黒色で示された全ての商品をピッキング後に出荷地点に運搬するシナリオを考える。S-Shape 法は、スタート地点から一番近くのピック商品が格納されている棚がある通路を通り商品をピックした後、次に近いピック商品が格納されている棚のある通路を先程とは逆向きに通って(切り返し)ピッキング作業を繰り返す手法である。作業者が通路を通る際には、その通路の棚に複数のピック商品がある場合は、それらの商品も順番にピッキングを行う。全てのバッチ内の商品のピッキングが完了するとは、最後の商品をピック後に出荷地点まで戻り出荷が完了した時点をいう。

4.1.2 Largest-Gap 法

S-Shape 法は、作業者が通路を通行する際には通路の終端まで行く必要がある。そのため、ピッキングする商品の場所によっては切り返しを含めて長い移動距離のロスが生じてしまう可能性がある。そこで、この切り返しの移動距離のロスを避けるために Largest-Gap 法 [39] が提案された。Largest-Gap 法は図5に示すように、はじめは S-Shape 法と同様にスタート地点から一番近くのピック商品が格納されている棚がある通路を通り商品をピッキングする。その後、最も近くにある商品がある通路で商品をピッキングした後に通路の途中で切り返しを行い、次に近いピック商品がある別の通路へ向かう。切り返しの基準としては上半分と下半分

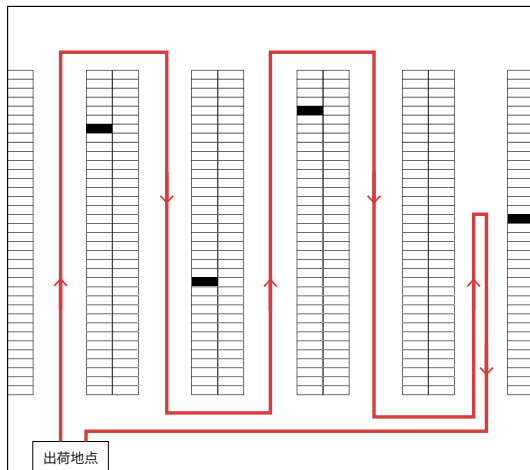


図4 S-Shape法を用いたピッキング経路の例

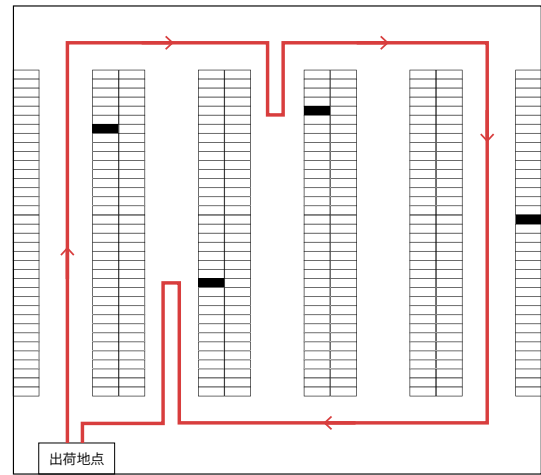


図5 Largest-Gap法を用いたピッキング経路の例

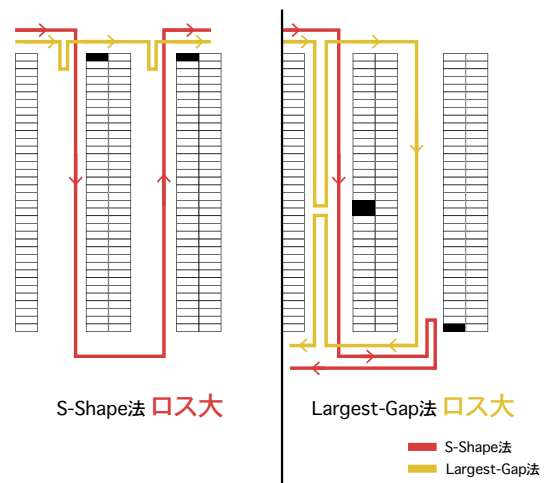


図6 S-Shape法とLargest-Gap法における移動距離のロスが大きくなる例

にエリアを分け、上半分の商品をピッキング完了し次第、切り返し動作をする。Largest-Gap 法では、通路をさらに進めばピッキングできる商品も下半分に商品が位置している場合はピッキングを後回しにしている。最も遠くにある商品をピッキング後にその商品がある通路の終端まで行った後、先程とは逆向きに下半分の残りの商品をピッキングする。下半分に位置している同じ通路の商品を全てピッキングした後に切り返しを何度か行った後、出荷地点へ戻り一連の動作が完了する。

S-Shape 法と Largest-Gap 法はピッキング商品の位置する場所によってパフォーマンスが異なりどちらが一樣に優れているとは言えない。そのため、これら2つの手法を組み合わせられた手法 [40] も提案されている。S-Shape 法と Largest-Gap 法においてそれぞれの手法でロスが大きくなる例を図6に示す。S-Shape 法において、作業者は各通路の終端まで移動する必要があるため、上部もしくは下部にピッキング商品が偏って位置するとロスが大きくなってしまふ。逆に Largest-Gap 法はピッキング商品が通路の中部に多くある場合、同じ通路であるにも関わらず往路と復路の両方で切り返し移動の必要性が生じてロスが大きくなる

場合がある。

4.1.3 複数の経路探索手法を用いたコストマップの構築

本節では、作業者が次の商品をピッキングする経路を考慮したコストマップの構築を述べる。作業者が作業を開始する地点、もしくはピッキングが完了した地点において、バッチ内の次にピッキングする商品がある地点までの経路探索を考える。本研究では、S-Shape法、Largest-Gap法を用いて次の商品がある地点までの経路を導出するのに加え、現在地から最も短い距離で行ける次のピッキング地点までの経路を探索する手法(以下、Naive法)を用いて導出した、合計3つの経路を作業者が通る経路として扱う。それぞれ導出された経路の長さに基づいて確率的な重み付けを行う。短い経路の重みの値が大きくなるように以下のよう重み w を導出する。実際の倉庫 [11] で研究を行う中で、作業者は棚の端からもう一方の端へ向けて順に近い商品をピッキングする傾向があることがわかっている。棚の端から順にピッキングする際の作業者の動きはS-Shape法とLargest-Gap法が定める作業者の動きに近いものとなる。ただ、次のピッキング商品がある棚へ移動する際に、右回りもしくは左回りのどちらで行くのかといった選択は作業者に委ねられておりランダム性があり、実際の作業者は必ずしも最も移動距離が短くなる動きを毎回するわけではないため、作業者の動きを一意に決めることは困難である。以上の理由から、複数の経路手法を組み合わせた上で距離による重み付けを行うことは現実の作業者の挙動に即していると考えられる。

$$\mathbf{r} = \left(\frac{1}{(l_{sshape}/l_{total})}, \frac{1}{(l_{lgap}/l_{total})}, \frac{1}{(l_{naive}/l_{total})} \right)$$

$$\mathbf{w} = \frac{\mathbf{r}}{|\mathbf{r}|}$$

l_{total} は、それぞれの手法で導出された経路の長さ l_{sshape} , l_{lgap} , l_{naive} の総和である。 \mathbf{r} はそれぞれ導出された経路の長さを l_{total} で割った値の逆数である。 \mathbf{r} を規格化したものを重み \mathbf{w} として用いる。

作業者は時間経過に沿ってS-Shape法、Largest-Gap法、Naive法を用いて導出した3通りの経路に沿って一定速度で進むと仮定する。S-Shape法、Largest-Gap法、Naive法によって求めた時刻 t におけるそれぞれの作業者の x, y 座標を (x_s, y_s) , (x_l, y_l) , (x_n, y_n) とする。それぞれの手法で求めた作業者の位置を用いて時刻 t におけるコストマップのコスト $C_s(x, y)_t$, $C_l(x, y)_t$, $C_n(x, y)_t$ を導出する。ここで3手法それぞれの重み \mathbf{w} を $\mathbf{w} = (w_s, w_l, w_n)$ とする。

$$D_s(x, y)_t = \exp\left(-\frac{(x-x_s)^2 + (y-y_s)^2}{2\sigma^2}\right)$$

$$V_s(x, y)_t = \frac{1}{1 + \exp(-(x-x_s)\dot{x}_s\alpha)} \cdot \frac{1}{1 + \exp(-(y-y_s)\dot{y}_s\alpha)}$$

$$C_s(x, y)_t = D_s(x, y) \cdot V_s(x, y) \cdot \beta \quad (3)$$

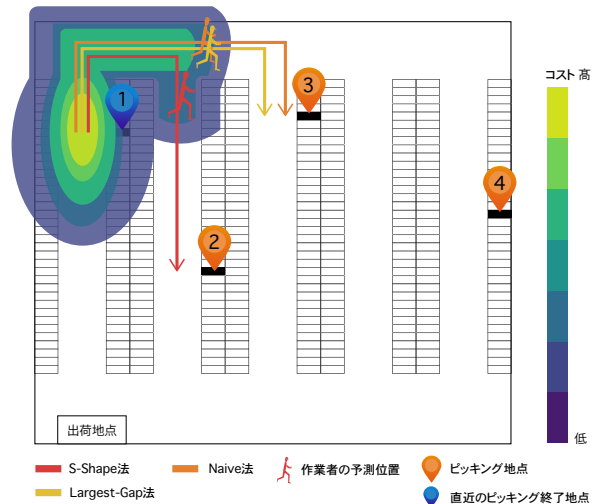


図7 作業者が次のピッキング地点へ向かう際のコストマップ生成のイメージ図

式3の $D_s(x, y)$ は、S-Shape法によって導出した経路における時刻 t の作業者の位置座標を用いたコストの分布(ばらつき度合い)を決定する関数であり、 σ はばらつき度合いを調整するパラメータである。 \dot{x}_s , \dot{y}_s は作業者の x, y 方向それぞれの速度であり、 $V_s(x, y)$ は作業者の x, y 方向の速度を考慮するためのロジスティック関数である。また、 α は $V_s(x, y)$ の速度成分のスケール調整パラメータである。 β はコストのスケールを調整するパラメータである。 $C_s(x, y)_t$ は求めた重み w_s , $D_s(x, y)_t$, $V_s(x, y)_t$, β の積で求められる。

$C_l(x, y)_t$, $C_n(x, y)_t$ も $C_s(x, y)_t$ と同様にそれぞれの作業者の位置 (x_l, y_l) , (x_n, y_n) を用いて求められる。よって、最終的な時刻 t におけるコストマップのコスト $C(x, y)_t$ は以下の式4のように求められる。

$$C(x, y)_t = w_s C_s(x, y)_t + w_l C_l(x, y)_t + w_n C_n(x, y)_t \quad (4)$$

時間経過に伴い累積的にコストマップのコストを以下の式5のように加算していく。

$$C(x, y)_{t+\Delta} = C(x, y)_t(1 + \Delta) \quad (5)$$

なお、式5におけるコスト $C(x, y)_t$ は最大値 $C(x, y)_{max}$ を超えないものとする。

時間経過の伴った複数の経路探索手法を用いたコストマップは図7のように構築される。出荷地点からピッキング作業を開始した作業者は、初めに図7における1番のピッキング地点で商品をピッキングしたとする。次にそれぞれの経路探索手法を用いるとS-Shape法では2番のピッキング地点に、Largest-Gap法、Naive法では3番のピッキング地点に行く経路が生成される。図7では、分岐が発生した際にコストマップがどのように生成されるかを示している。

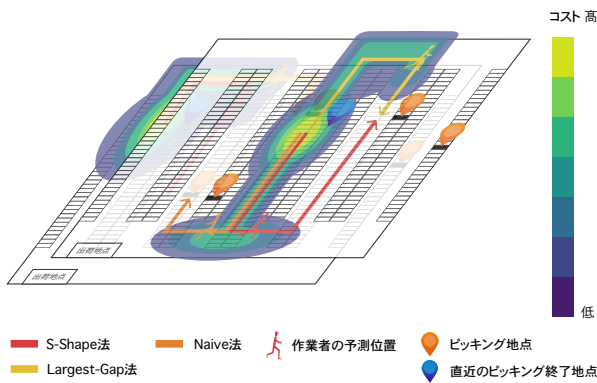


図 8 複数人の作業者の動きから生成したコストマップを統合

4.2 作業者の位置を考慮した配送ロボットナビゲーション

本節では、構築したコストマップを用いた配送ロボットナビゲーションを解説する。

4.2.1 配送ロボットの状態

作業者の状態や作業の状況に応じて配送ロボットの状態を定める。配送ロボットは状態として、アイドル状態、移動状態、待機状態、受け渡し状態、出荷状態の5つをもつ。アイドル状態は特定の目的地、タスクが無い状態を指す。移動状態は受け渡し場所や出荷場所へ移動している状態を指す。受け渡し状態とは、配送ロボットが作業者がピッキングした商品を受け取っている状態である。出荷状態は配送ロボットが出荷地点に到着して商品を出荷する状態である。

4.2.2 複数作業者の動きから生成したコストマップの統合

配送ロボットは、任意の人数の作業者がピッキング作業をしている中でナビゲーションを行う。ここでは、 N_w 人の作業者がピッキング作業を行う環境での配送ロボットナビゲーションを想定し、コストマップは作業者の人数である N_w 個作成する。時刻 t において、 i 番目の作業者の座標 (x, y) におけるコストマップのコストを $C_i(x, y)_t$ と定義し、以下の式のように N_w 人の作業者それぞれのコストマップのコストを統合する。

$$C_r(x, y)_t = \frac{\sum_{i=1}^{N_w} C_i(x, y)_t}{N_w} \quad (6)$$

式6に示すように、統合後のコストマップのコストである $C_r(x, y)_t$ は N_w 人それぞれのコストの総和を人数で割った値である。また、 i 番目の作業者が時刻 t_p において1つの商品のピッキングが完了したとすると、時刻 t_p においてはその作業者の位置は既知であるため、コストマップの値 $C_i(x, y)_{t_p}$ を全ての (x, y) において0にリセットする。

4.2.3 配送ロボットと経路と速度の決定

配送ロボットが移動する際には4.1節で構築したコストマップを用いて経路探索を行う。経路探索にはA*アルゴリズムを用いる。このアルゴリズムは、コストマップを用いて特定の地点から目的地までコストが最小となるように

経路を探索する手法である。コストが最小となる経路を探索し、配送ロボットは作業者がいるであろう場所を迂回して目的地に到着できる。

配送ロボットが目的地まで向かう際には配送ロボットの状態に応じて速度を以下のように定める。なお、コストマップの最大値である $C(x, y)_{max}$ は1とする。

アイドル状態

配送ロボットはアイドル状態においては目的地を持たない。作業者が配送ロボットをリクエストする際には、複数ロボットの中から指定の受け渡し場所との距離が最も近いアイドル状態の配送ロボットがリクエストされる。そのため、アイドル状態の配送ロボットはその場で待機させるのではなく、ランダムに目的地を与え目的地まで移動後にリクエストがあるまでその場で待機するものとする。ランダムに選択される目的地は、庫内の複数ある受け渡し場所からランダムに選択する。アイドル状態における配送ロボットの最高速度は近くに障害物を検知した場合にすぐに停止できる速度 v_{safe} とする。配送ロボットが座標 (x, y) を走行する際の速度 v_{idol} はコストマップのコストである $C(x, y)$ を用いて以下のように定める。

$$v_{idol} = (1 - C(x, y)) \cdot v_{safe}$$

移動状態

配送ロボットの移動速度が速ければピッキング作業のパフォーマンスは向上する [2][6]。しかし配送ロボットの移動速度が速いと、人や物といった障害物との衝突が増えたり、事故の際には重大なものに発展する可能性が高くなる。そのため、コストが低い(障害物が周りに無い)場合にのみ配送ロボットを高速で運用するのが望ましい。したがって配送ロボットが移動状態の時に座標 (x, y) を走行する際の速度 v_{moving} は以下の式のように定める。

$$v_{moving} = (1 - C(x, y)) \cdot (v_{max} - v_{safe}) + v_{safe}$$

v_{max} は配送ロボットの最高速度であり、コストに応じて変化する速度は最高速度と安全速度の差をコストで掛け合わせた値で求められる。 v_{moving} の最高速度は $C(x, y)$ が0の時 v_{max} となる。

待機、受け渡し、出荷状態

配送ロボットが待機、受け渡し、出荷状態のときは停止中であるため、これらの状態の時の速度は0である。

5. シミュレーション実験

本章では提案手法を用いたシミュレーション実験を解説する。

5.1 シミュレーション環境

シミュレーション実験では、2パターンの倉庫レイアウトを用いて4通りの作業者と配送ロボットの数の組み合わせのもと複数オーダーのピッキング作業を行う。従来手法は本研究で提案するコストマップを用いない手法のことであり、従来手法と提案手法との違いを検証、比較する。

5.1.1 倉庫レイアウト

1ブロックの倉庫レイアウトでそれぞれ10と20のピッキング通路を有する環境 W_s , W_m を想定する。ピッキング通路1つごとに左右合わせて72個の格納スロットを有する棚があり、棚の幅は1.0m、長さは10mとする。ピッキング通路の幅(横方向)が0.9m、上部通路と下部通路の幅(縦方向)が1.8mとなるよう棚を配置する。出荷地点は下部通路の左端付近に設ける。作業者がピッキングした商品を配送ロボットに受け渡す場所は各ピッキング通路と上部通路、下部通路とのそれぞれの交差点に定める。

5.1.2 オーダと出荷期限の生成

シミュレーション実験において用いるオーダーはランダムに格納スロットの場所をもとに生成する。オーダー数 N_o は25個とする。なお、本研究ではオーダー数 N_o を50個にして事前実験を行なったが各指標の変化率に有意な差が無かったため、 N_o は25個の1通りとした。作業者と配送ロボットの数をそれぞれ(作業者の数, 配送ロボット数) = (N_w, N_r) とし、倉庫環境 W_s においては(1, 1), (1, 2), (2, 1), (2, 2)の4通り、倉庫環境 W_m においては(1, 2), (2, 1), (2, 2), (3, 3)の4通りの実験を行う。2(倉庫の種類)×4(作業者と配送ロボットの数の組み合わせ)×1(オーダー数の組み合わせ)の8通りにおけるオーダーを生成する。それぞれの場合において10通りのシナリオを作成し、後述する配送ロボットの最高速度 v_{max} は3通りあるため、合計240シナリオにおいてシミュレーション実験を行う。

オーダーには出荷期限が設定される。出荷期限は注文者の都合や配送環境など様々な条件のもと決定される場合が多い。本研究では、既存研究[6][41]で用いられる手法を参考に以下の4つのパラメータをもとに出荷期限を生成する。

- pt_o : バッチ内の商品が1つでその商品 o を作業者が作業を開始して、ピッキング後に出荷場所まで運搬して作業が終了するまでの時間。
- N_r : シミュレーションにおける配送ロボットの数。
- N_w : シミュレーションにおける作業者の数。
- γ : オーダの混雑具合を決める係数。値が高いほど商品間の出荷期限が近いものが多い。

上記のパラメータを用いて、出荷期限の範囲を $[\min_{o \in N_o} pt_o, (2 \cdot (1 - \gamma) \sum_{o \in N_o} pt_o + \min_{o \in N_o} pt_o) / \min(N_r, N_w)]$ と定める。オーダーの生成の際に定めた出荷期限の範囲からランダムに値を選択して、その値を出荷期限とする。既存研究[6][41]で述べられているように γ の値が0.6, 0.7, 0.8の時のそれぞれの混雑度を小, 中, 大と定める。本研究で

提案する手法を用いた事前実験を上記の3通りの値を用いて行なった結果、各条件における作業遅延の値の変化率には優位な差は見られなかった。そのため、シミュレーション実験における γ の値は0.6の固定値とする。また、今回の実験では1バッチにおける商品数 n_{batch} を5個にし、出荷期限が直近の商品から順に作業者毎に振り分けを行う。

5.1.3 ピッキング作業者の動き

シミュレーション上における作業者の動き(経路)を述べる。4.1.3節で解説したピッキング作業における複数の経路探索手法をベースに人の動きを生成する。シミュレーション上では作業者の動きを1つに定める必要がある。作業者は、複数の生成した経路の長さをもとに求めたコストの重み w に従ってランダムに選択された経路を通るとする。経路は短いほど w における該当の値は大きくなるため選択されやすくなる。ランダムに経路が選択されるため、配送ロボットは作業者が実際にどの経路を通ったのかは分からない。

作業者は商品をピッキングする地点に到着した後ピッキング作業を行う。ピッキング作業者の速度 v_w は一定とし、シミュレーション実験では速さ1.0m/sとする。ピッキング作業にかかる時間 T_p をシミュレーション実験においては3.0sとする。先行研究では T_p を0.75sとしている場合もあるが、本研究ではハンディターミナルを用いてのスキヤンの時間も加味する。また、1バッチ全ての商品のピッキング作業を終えて配送ロボットに商品を渡す時間 T_h を3.0sとする。シミュレーション上における作業者は大きさ S_w (直径)が0.3mの円形の物体として扱われる。

5.1.4 配送ロボットの動き

目的地を与えられた配送ロボットは、コストマップを用いてコストが最小となるような経路を探索する。コストマップを用いない場合は現在位置から目的地までの最短距離を通るものとする。また、本研究では複数の配送ロボット間の衝突回避は考慮しない。配送ロボット間のすれ違いや通路を走行する際に道を譲るといった他の配送ロボットの動きを考慮した経路計画は今後の課題である。4.2.3節で解説したように、配送ロボットは状態に応じて速度が変化する。配送ロボットの最高速度を v_{max} とし、 $v_{max} = (1.0, 2.0, 3.0)[m/s]$ の3通りの速度でシミュレーション実験を行う。配送ロボットが特定の目的地を持たない時(アイドル状態)は、配送ロボットの速度は v_{safe} 以下となる。シミュレーション実験においては、 v_{max} の値に関わらず $v_{safe} = 1.0m/s$ [42]とする。シミュレーション上における配送ロボットは大きさ S_r (直径)が0.6mの円形の物体として扱われる。

5.2 オーダの出荷期限をもとにした作業遅延の算出

庫内のパフォーマンスを測定する上で、本実験では出荷期限をもとにしたオーダーの出荷に関する遅延の合計時間を

指標とする。その他よく用いられるパフォーマンス指標としては、作業時間や作業者の移動距離などが挙げられる。しかし、物流倉庫でピッキングされる商品には注文者がオーダー時に配達日時を指定したり、物流倉庫から商品を出荷する際には配達トラックの出発時間があらかじめ決まっている場合も多い。以上の理由からオーダーの商品を期限内に出荷するのは重要事項と考えられ、本シミュレーションでは出荷期限をもとにしたオーダーを出荷するまでの遅延時間を評価する。ある商品の出荷期限の時間を t_d 、実際の出荷時間を t_s とし、商品の出荷遅延時間 $t_{tardiness}[s]$ を以下の式で求める。

$$t_{tardiness} = \begin{cases} t_s - t_d & (t_s - t_d > 0) \\ 0 & otherwise \end{cases}$$

パフォーマンスの評価をする際には出荷された全ての商品における $t_{tardiness}[s]$ の総和を求める。この $t_{tardiness}[s]$ の総和が作業遅延の評価指標である P_e である。

5.3 安全距離を用いた危険・注意エリアの定義

配送ロボット（機械）とピッキング作業員（人）の間にあけなければならない安全距離を規定する規格である ISO13855[43] をもとに以下のように安全距離 l_{safe} を定義する。

$$l_{safe} = v_{max}T_r + d_{break}L + Z \quad (7)$$

式 7 において、 v_{max} は配送ロボットの最高速度である。 T_r は配送ロボットの応答速度であり、シミュレーション実験においては $0.2s$ とする。 d_{break} は制動距離であり速度の 2 乗に比例するため、シミュレーション実験においては、 $v_{max} = (1.0, 2.0, 3.0)[m/s]$ のときに、 d_{break} はそれぞれ $(0.1, 0.4, 0.9)[m]$ とする。 L は制動距離に関する安全係数で、本実験においては 1.1 とする。 Z は安全距離におけるマージンであり、本実験では $0.15m$ とする。

安全性の評価を行うにあたり、本研究では図 9 のように危険エリアと注意エリアの 2 つのエリアを定める。これら 2 つのエリアは速度 v で動く配送ロボットの進行方向に沿って、それぞれ直径 l_d , l_c の円形のエリアとして定義される。シミュレーション実験においては、 $l_d = l_{safe}$, $l_c = 2l_{safe}$ とする。安全性の評価をする際には作業中にこれらのエリアに作業員が何回入ったかのカウントを行う。この危険エリアと注意エリアにそれぞれ入った回数が安全性の評価指標である P_s と P_e である。

5.4 シミュレーション実験における各種パラメータ

シミュレーション実験を行う上で用いた各種パラメータを表 1, 2, 3, 4 にまとめた。各パラメータの詳細は該当の章を参照いただきたい。

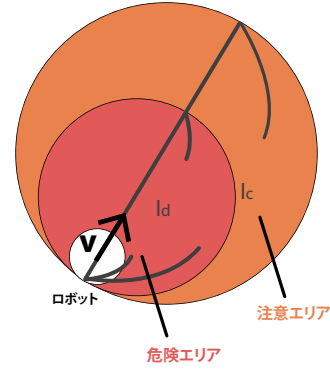


図 9 速度 v で動く配送ロボットの危険・注意エリア

表 1 シミュレーション実験のコストマップに関する各種パラメータ

変数	値	説明
σ	1	ばらつき度合い調整
α	4	速度方向の調整
β	2	コスト増加のスケール調整

表 2 シミュレーション実験の作業員に関する各種パラメータ

変数	値	説明
v_w	1.0m/s	移動速度
T_p	3.0s	ピッキング時間
T_h	3.0s	商品の受け渡し時間

表 3 シミュレーション実験の配送ロボットに関する各種パラメータ

変数	値	説明
v_{max}	1.0, 2.0, 3.0m/s	最高速度
α_r	1.0, 2.0, 3.0m/s ²	加速度
v_{safe}	1.0m/s	安全速度
l_{safe}	0.46, 0.99, 1.74m	安全距離
l_d	l_{safe}	危険エリアの大きさ
l_c	$2l_{safe}$	注意エリアの大きさ

表 4 シミュレーション実験のオーダーに関する各種パラメータ

変数	値	説明
(N_w, N_r)	(1, 1), (1, 2), (2, 1), (2, 2), (3, 3)	(作業員数, 配送ロボット数)の組み合わせ
N_o	25	オーダー数
γ	0.6	オーダーの混雑具合
n_{batch}	5	1 バッチ内の商品数

5.5 作業効率に関する評価

5.2 節で作業遅延の算出方法を述べた。倉庫環境 W_s , W_m においてオーダー数 25 個の条件のもと各 10 シナリオずつ実験を行った。各条件ごとの作業遅延時間の合計を平均した数値を図 10, 11 に示す。また、従来手法と比較して最高速度の各値における提案手法の P_e の平均変化率を表 5 に、従来手法と提案手法において最高速度の変化にともなう P_e の平均変化率を表 6 に示す。

表 5 W_s と W_m における従来手法と比較しての速度ごとの P_e の平均変化率

	V_{max}	P_e 変化率 (%)
W_s	1.0	35.0
	2.0	19.0
	3.0	8.1
	(平均)	20.7
	1.0	19.7
W_m	2.0	0.9
	3.0	2.7
	(平均)	7.8

表 6 W_s と W_m における速度変化にともなう P_e の平均変化率

	V_{max}	P_e 変化率 (%) (従来手法)	P_e 変化率 (%) (提案手法)
W_s	1.0 → 2.0	-29.6	-37.1
	2.0 → 3.0	-4.7	-13.4
	1.0 → 3.0	-33.4	-45.4
W_m	1.0 → 2.0	-31.6	-42.9
	2.0 → 3.0	-11.6	-9.6
	1.0 → 3.0	-39.4	-48.4

提案手法であるコストマップを用いた場合とそうでない場合を比べると、コストマップを用いた場合において全体の作業遅延が倉庫環境 W_s , W_m それぞれにおいて約 20.7%と約 7.8% 増加した。配送ロボットの最高速度 v_{max} 別に見てみると、 $v_{max} = 1.0m/s$ の時にはコストマップの使用により作業遅延が全体で約 27.4%増加 ($V_{max} = 1.0$ における W_s と W_m の P_e 変化率 35.0%と 19.7%の平均値) したことが分かった。表 5 より、従来手法と比較してコストマップを用いた際の $v_{max} = 2.0m/s$, $v_{max} = 3.0m/s$ におけるそれぞれの作業遅延は、 W_s においてはそれぞれ約 19.0%と約 8.1%増加、 W_m においてはそれぞれ約 0.9%増加と約 2.7%増加した。以上のことから、高速運用時 ($v_{max} = 2.0m/s, 3.0m/s$) においてはコストマップ使用による効率性の低下は低速時と比べて少ない点分かった。特に中規模の倉庫 (W_m) においては高速運用時はコストマップ使用による効率の低下はほとんどみられないことが分かった。低速運用時において比較的大きな作業遅延の増加が起こった理由としては、受け渡し場所へ配送ロボットが向かう際の速度が低速であったため、作業者の受け渡し場所での待機時間が長い点が挙げられる。それに比べて高速運用時では受け渡し場所への移動が高速で行えたために作業遅延の増加はあまり起こらなかったと考えられる。作業者の待機時間を減らすためには、作業者が配送ロボットに商品を渡す受け渡し場所を配送ロボットが事前に予測することで早めに受け渡し場所へ向かうといった手法が考えられる。

表 6 の結果から最高速度 v_{max} が 1.0m/s から 2.0m/s に上昇した際には大幅に作業遅延が短縮された点が明らか

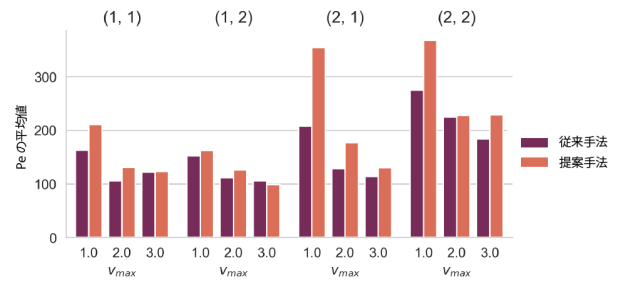


図 10 W_s において 25 個のピッキング作業を行ったときの P_e の平均値のコストマップを用いた時と用いなかった時の比較

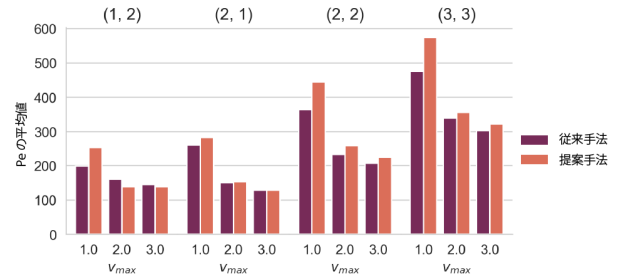


図 11 W_m において 25 個のピッキング作業を行ったときの P_e の平均値のコストマップを用いた時と用いなかった時の比較

である。最高速度 v_{max} が 1.0m/s から 2.0m/s に上昇すると、提案手法のコストマップを用いた場合は倉庫環境 W_s , W_m においてそれぞれ約 37.1%, 約 42.9%, 用いない場合はそれぞれ 29.6%, 31.6%短縮された。 W_m は W_s に比べて規模が大きな倉庫であるため、配送ロボットの移動時間の短縮により W_m における遅延時間の短縮の幅が W_s の幅よりも大きくなったと考えられる。一方で、最高速度 v_{max} が 2.0m/s から 3.0m/s に上昇しても全体で 9.8%ほどの短縮 (従来手法と提案手法の $V_{max} = 2.0 \rightarrow 3.0$ における各値の平均値: $(4.7 + 13.4 + 11.6 + 9.6)/4$) にしかなかった。この結果から、配送ロボットの高速化による作業遅延の短縮には限界がある点が示唆される。

5.6 安全性に関する評価

5.3 節で危険・注意エリアの定義を行った。シミュレーション実験では、配送ロボットが移動時 (アイドル状態、移動状態) において危険・注意エリアに作業者が侵入した数をカウントする。なお、作業者がエリアに侵入してそのエリアから出るまでを 1 回のカウントとした。複数の作業業者や配送ロボットを用いる場合は、 P_s , P_e はそれぞれのカウントの合計値とした。倉庫環境 W_s にて各条件のもと (作業業者の数, 配送ロボット数) = (N_w, N_r) におけるシミュレーション実験を行った結果を図 12, 13 に示す。また、倉庫環境 W_m にて各条件のもと (作業業者の数, 配送ロボット数) = (N_w, N_r) におけるシミュレーション実験を行った結果を図 14, 15 に示す。シミュレーション実験の結果をもとに、 W_s と W_m において従来手法と比べて提案手法の

表 7 W_s における従来手法と比較しての提案手法の P_s と P_c の平均変化率の比較

(N_w, N_r)	V_{max}	P_s 変化率 (%)	P_c 変化率 (%)
(1, 1)	1.0	0.0	0.0
	2.0	-28.6	-50.0
	3.0	-57.8	-2.9
(1, 2)	1.0	33.3	-21.4
	2.0	20.0	0.0
	3.0	-5.9	60.7
(2, 1)	1.0	-12.5	21.4
	2.0	-32.1	-23.4
	3.0	-35.7	-1.8
(2, 2)	1.0	-11.8	0.0
	2.0	-2.8	-1.8
	3.0	-16.7	-1.3

表 8 W_m における従来手法と比較しての提案手法の P_s と P_c の平均変化率の比較

(N_w, N_r)	V_{max}	P_s 変化率 (%)	P_c 変化率 (%)
(1, 2)	1.0	25.0	0.0
	2.0	-50.0	-42.3
	3.0	-31.8	-2.9
(2, 1)	1.0	300.0	266.7
	2.0	-11.1	-20.0
	3.0	-37.8	4.4
(2, 2)	1.0	-3.7	10.8
	2.0	-6.5	6.3
	3.0	7.1	0.0
(3, 3)	1.0	11.5	12.8
	2.0	-14.3	-18.5
	3.0	-13.9	24.4

表 9 W_s と W_m における速度変化にともなう全シナリオの P_s の平均変化率

	V_{max}	P_s 変化率 (%) (従来手法)	P_s 変化率 (%) (提案手法)
W_s	1.0 → 2.0	132.1	99.4
	2.0 → 3.0	51.4	21.0
	1.0 → 3.0	249.4	150.0
W_m	1.0 → 2.0	226.8	46.6
	2.0 → 3.0	55.9	55.1
	1.0 → 3.0	460.7	124.8

P_s と P_c の平均変化率をそれぞれ表 7, 表 8 に示す。また, W_s と W_m において速度変化にともなう P_s の変化率を表 9 に示す。

提案手法を用いた場合において, そうでない場合と比べると, 低速運用時 ($v_{max} = 1.0m/s$) には配送ロボットの危険エリアに作業者が侵入した回数 (P_s) は倉庫環境 W_s , W_m ともに増加した場合と減少した場合があった。低速運用時は従来手法においても危険エリアへの侵入回数は多くない。そのため, 配送ロボットが低速

で動いている時は, 本研究で提案するコストマップの安全性における影響は限定的であると言える。しかし, 表 7, 表 8 の数値を用いると, $v_{max} = 2.0, 3.0m/s$ の時には危険エリアへの侵入回数 (P_s) が平均で W_s においてそれぞれ約 10.9% ($=(-28.6 + 20.0 - 32.1 - 2.8)/4$) と約 29.0% ($=(-57.8 - 5.9 - 35.7 - 16.7)/4$), W_m においてそれぞれ約 20.5% ($=(-50.0 - 11.1 - 6.5 - 14.3)/4$) と 19.1% ($=(-31.8 - 37.8 + 7.1 - 13.9)/4$) 減少した結果となった。また, 配送ロボットの数が W_s において 2 台以上となると従来手法と比べて P_s があまり低下しないことも確認された。 W_m においても配送ロボットや作業者の数が多くなると同様の現象が確認された。一定の広さの倉庫で複数の配送ロボットや作業者がいる場合においてはそれらの数が増えるにつれ, 配送ロボットと作業者の接近において回避しきれない場合が提案手法の仕組みでは生じることが示唆される。この問題に対処するには, 作業者の予測経路を用いて事前に接近が予測される際には配送ロボットは接近する前段階で停止をした上で作業者の通過を待つといった仕組みが考えられる。しかし, 作業者の予測経路は複数生成されるため, ある予測経路をもとに作業者との接近を予測しても実際には作業者は別の経路を通るといったケースもある。そのため, 配送ロボットのセンサ情報と時間経過に基づいて作業者が接近可能性のある予測経路を通行したか否かを判断する仕組みも必要であると考えられる。

作業者の注意エリアへの侵入回数の推移は危険エリアの侵入回数の推移とおおむね同じである。しかし, コストマップを用いた時の侵入回数の減少幅は危険エリアの減少幅と比べて小さく, 危険な近接ではないものの作業者が近くにいる状況が多く発生する点があった。実用上は配送ロボットはセンサによって近接障害物を検知する。そのため, 注意エリアで障害物が検知された際は局所的な障害物回避を行い衝突を事前に避けるといった対策が考えられる。

表 9 に示すように, 最高速度 v_{max} が 1.0m/s から 2.0m/s に上昇すると, 危険エリアへの侵入回数の増加率が提案手法を用いることで抑えられることが分かった。最高速度 v_{max} が 2.0m/s から 3.0m/s に上昇した際も同様であるが P_s の増加率は従来手法, 提案手法ともに低速の時と比べて小さい。今回の協調ピッキング手法は, 配送ロボットが移動時 (アイドル状態, 移動状態) において作業者の危険エリアへの侵入をカウントしているため, 作業者が先に受け渡し場所で待っている場合は配送ロボットが作業者へ接近する必要が生じる。このような理由から作業者と配送ロボットの最低限の接近は避けられないものとする。受け渡し時において作業者の安全の保証が担保できる仕組みがあれば, さらなる安全性向上が見込めると考える。

6. まとめと今後の展望

本研究では, 人と配送ロボットが協調してピッキング作

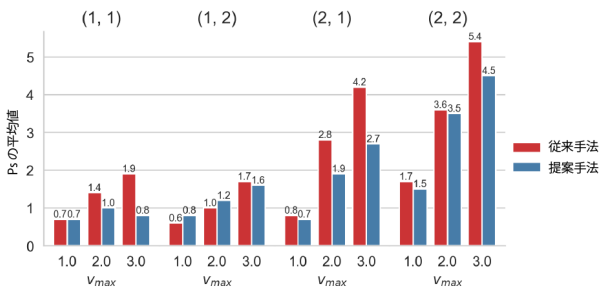


図 12 W_s において 25 個のピッキング作業を速度を変化させ各組み合わせ (N_w, N_r) で行った E_d (作業者の危険エリアへの侵入回数) の平均値のコストマップを用いた時と用いなかった時の比較

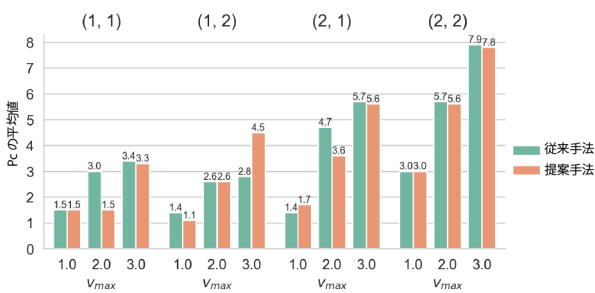


図 13 W_s において 25 個のピッキング作業を速度を変化させ各組み合わせ (N_w, N_r) で行った E_c (作業者の注意エリアへの侵入回数) の平均値のコストマップを用いた時と用いなかった時の比較

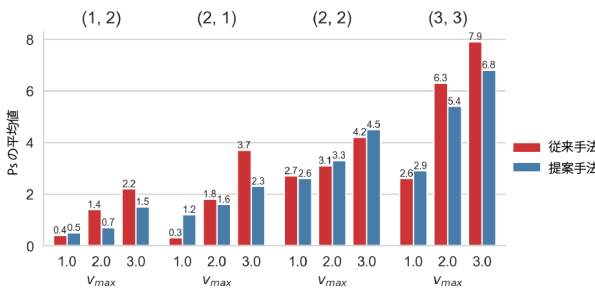


図 14 W_m において 25 個のピッキング作業を速度を変化させ各組み合わせ (N_w, N_r) で行った E_d (作業者の危険エリアへの侵入回数) の平均値のコストマップを用いた時と用いなかった時の比較

業を行う際に効率性と安全性を考慮したナビゲーションの仕組みを提案し、シミュレーション実験によって評価を行った。提案手法を評価した結果、低速時には効率の低下が見られたが高速で運用すれば効率は変化しない点が示された。安全性においては提案手法を用いることで低速時には向上が見込めなかった反面、高速時には大きく向上する点が示された。シミュレーション実験を行った結果、効率性において提案手法を用いると低速で配送ロボットを運用した場合は効率性が 27.4%ほど低下したが、高速運用時は効率性の低下はあまり見られなかった。安全性は従来手法と比較した結果、最大で約 29%の向上が確認された。しか

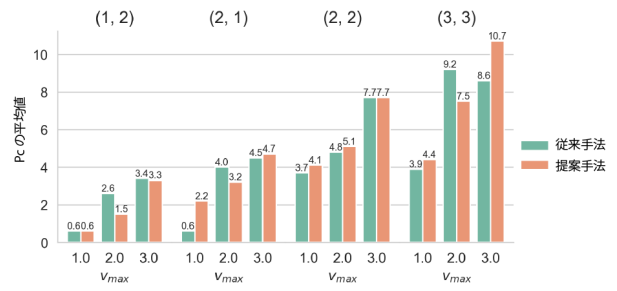


図 15 W_m において 25 個のピッキング作業を速度を変化させ各組み合わせ (N_w, N_r) で行った E_c (作業者の注意エリアへの侵入回数) の平均値のコストマップを用いた時と用いなかった時の比較

し、速度上昇により従来手法と比べれば安全性が向上したとはいえ、大幅に危険エリアへの侵入回数が増えるという点もわかった。本稿では局所的な経路探索による障害物回避は研究のスコップとしなかったが、実用的な安全性の向上には庫内作業者の動きに合わせた局所的な経路探索を行う必要があると考える。また、複数の配送ロボット同士を対象とした衝突回避や道の譲り合いといった仕組みを実装した配送ロボットの経路探索手法も実用を考える上では重要である。また、本稿ではシミュレーション実験により評価を行ったが過去に筆者らは実際の倉庫内で配送ロボットを用いた実証実験を行っている。今回行った実験では作業者の動きはランダム性があるとはいえ一定のルールのもとで動くことと仮定した。今後、実証実験によって実際の作業者の動きを用いながら今回提案する仕組みの有用性を評価をしていきたい。

謝辞 本研究の一部は国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構 (NEDO) の委託業務 (JPNP23003, JPNP23025), NICT 委託研究 (222C01), 科学研究費補助金 (22K18422, 22H03580) の結果得られたものです。また、実験環境提供にご協力いただきましたトラスコ中山株式会社に感謝いたします。

参考文献

- [1] Fukushima, Y., Asai, Y., Aoki, S., Yonezawa, T. and Kawaguchi, N.: Digimobot: Digital twin for human-robot collaboration in indoor environments, *2021 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, IEEE, pp. 55-62 (2021).
- [2] Žulj, I., Salewski, H., Goeke, D. and Schneider, M.: Order batching and batch sequencing in an AMR-assisted picker-to-parts system, *European Journal of Operational Research*, Vol. 298, No. 1, pp. 182-201 (2022).
- [3] Ho, Y.-C., Su, T.-S. and Shi, Z.-B.: Order-batching methods for an order-picking warehouse with two cross aisles, *Computers & Industrial Engineering*, Vol. 55, No. 2, pp. 321-347 (2008).
- [4] Liang, C., Chee, K., Zou, Y., Zhu, H., Causo, A., Vidas, S., Teng, T., Chen, I., Low, K. and Cheah, C.: Automated robot picking system for e-commerce fulfillment warehouse application, *The 14th IFToMM World*

- Congress* (2015).
- [5] Lee, H.-Y. and Murray, C. C.: Robotics in order picking: evaluating warehouse layouts for pick, place, and transport vehicle routing systems, *International Journal of Production Research*, Vol. 57, No. 18, pp. 5821–5841 (2019).
 - [6] Srinivas, S. and Yu, S.: Collaborative order picking with multiple pickers and robots: Integrated approach for order batching, sequencing and picker-robot routing, *International Journal of Production Economics*, Vol. 254, p. 108634 (2022).
 - [7] Tompkins, J. A., White, J. A., Bozer, Y. A. and Tanchoco, J. M. A.: *Facilities planning*, John Wiley & Sons (2010).
 - [8] Petković, T., Hvězda, J., Rybecký, T., Marković, I., Kulich, M., Přeucil, L. and Petrović, I.: Human intention recognition for human aware planning in integrated warehouse systems, *2020 28th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED)*, IEEE, pp. 586–591 (2020).
 - [9] Lu, D. V., Hershberger, D. and Smart, W. D.: Layered costmaps for context-sensitive navigation, *2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, IEEE, pp. 709–715 (2014).
 - [10] Kostavelis, I., Charalampous, K., Gasteratos, A. and Tsotsos, J. K.: Robot navigation via spatial and temporal coherent semantic maps, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 48, pp. 173–187 (2016).
 - [11] Aoki, S., Yonezawa, T. and Kawaguchi, N.: RobotNEST: Toward a Viable Testbed for IoT-Enabled Environments and Connected and Autonomous Robots, *IEEE Sensors Letters*, Vol. 6, No. 2, pp. 1–4 (online), DOI: 10.1109/LSENS.2021.3139624 (2022).
 - [12] Kuhn, H., Schubert, D. and Holzapfel, A.: Integrated order batching and vehicle routing operations in grocery retail—a general adaptive large neighborhood search algorithm, *European journal of operational research*, Vol. 294, No. 3, pp. 1003–1021 (2021).
 - [13] Pardo, E. G., Gil-Borrás, S., Alonso-Ayuso, A. and Duarte, A.: Order Batching Problems: taxonomy and literature review, *European Journal of Operational Research* (2023).
 - [14] Ardjmand, E., Shakeri, H., Singh, M. and Bajgiran, O. S.: Minimizing order picking makespan with multiple pickers in a wave picking warehouse, *International Journal of Production Economics*, Vol. 206, pp. 169–183 (2018).
 - [15] Bertolini, M., Mezzogori, D. and Zammori, F.: Enhancing Manual Order Picking through a New Metaheuristic, Based on Particle Swarm Optimization, *Mathematics*, Vol. 11, No. 14, p. 3077 (2023).
 - [16] Yener, F. and Yazgan, H. R.: Optimal warehouse design: Literature review and case study application, *Computers & industrial engineering*, Vol. 129, pp. 1–13 (2019).
 - [17] Ebert, D. M. and Henrich, D. D.: Safe human-robot-cooperation: Image-based collision detection for industrial robots, *IEEE/RSJ international conference on intelligent robots and systems*, Vol. 2, IEEE, pp. 1826–1831 (2002).
 - [18] Gao, K., Xin, J., Cheng, H., Liu, D. and Li, J.: Multi-mobile robot autonomous navigation system for intelligent logistics, *2018 Chinese Automation Congress (CAC)*, IEEE, pp. 2603–2609 (2018).
 - [19] Mišekis, J., Glette, K., Elle, O. J. and Torresen, J.: Multi 3D camera mapping for predictive and re-flexive robot manipulator trajectory estimation, *2016 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)*, IEEE, pp. 1–8 (2016).
 - [20] Teke, B., Lanz, M., Kämäräinen, J.-K. and Hietanen, A.: Real-time and robust collaborative robot motion control with Microsoft Kinect® v2, *2018 14th IEEE/ASME International Conference on Mechatronic and Embedded Systems and Applications (MESA)*, IEEE, pp. 1–6 (2018).
 - [21] Azadeh, K., Roy, D. and De Koster, M.: Dynamic human-robot collaborative picking strategies, *Available at SSRN 3585396* (2020).
 - [22] Renault, B., Saraydaryan, J. and Simonin, O.: Modeling a social placement cost to extend navigation among movable obstacles (NAMO) algorithms, *2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, IEEE, pp. 11345–11351 (2020).
 - [23] Jeong, S., Ga, T., Jeong, I., Oh, J. and Choi, J.: Layered-Cost-Map-Based Traffic Management for Multiple AMRs via a DDS, *Applied Sciences*, Vol. 12, No. 16, p. 8084 (2022).
 - [24] Schlegel, C.: Fast local obstacle avoidance under kinematic and dynamic constraints for a mobile robot, *Proceedings. 1998 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Innovations in Theory, Practice and Applications (Cat. No. 98CH36190)*, Vol. 1, IEEE, pp. 594–599 (1998).
 - [25] Van den Berg, J., Lin, M. and Manocha, D.: Reciprocal velocity obstacles for real-time multi-agent navigation, *2008 IEEE international conference on robotics and automation*, Ieee, pp. 1928–1935 (2008).
 - [26] Ogren, P. and Leonard, N. E.: A convergent dynamic window approach to obstacle avoidance, *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 21, No. 2, pp. 188–195 (2005).
 - [27] Pierson, A. and Rus, D.: Distributed target tracking in cluttered environments with guaranteed collision avoidance, *2017 International Symposium on Multi-Robot and Multi-Agent Systems (MRS)*, IEEE, pp. 83–89 (2017).
 - [28] Du Toit, N. E. and Burdick, J. W.: Robot motion planning in dynamic, uncertain environments, *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 28, No. 1, pp. 101–115 (2011).
 - [29] Kollmitz, M., Hsiao, K., Gaa, J. and Burgard, W.: Time dependent planning on a layered social cost map for human-aware robot navigation, *2015 European Conference on Mobile Robots (ECMR)*, IEEE, pp. 1–6 (2015).
 - [30] Park, C., Ondřej, J., Gilbert, M., Freeman, K. and O’Sullivan, C.: Hi robot: Human intention-aware robot planning for safe and efficient navigation in crowds, *2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, IEEE, pp. 3320–3326 (2016).
 - [31] Mavrogiannis, C., Baldini, F., Wang, A., Zhao, D., Trautman, P., Steinfeld, A. and Oh, J.: Core challenges of social robot navigation: A survey, *ACM Transactions on Human-Robot Interaction*, Vol. 12, No. 3, pp. 1–39 (2023).
 - [32] Scandolo, L. and Fraichard, T.: An anthropomorphic navigation scheme for dynamic scenarios, *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, IEEE, pp. 809–814 (2011).
 - [33] Regier, P., Oßwald, S., Karkowski, P. and Bennewitz, M.: Foresighted navigation through cluttered environments, *2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, IEEE, pp. 1437–1442

- (2016).
- [34] Pierson, A., Vasile, C.-I., Gandhi, A., Schwarting, W., Karaman, S. and Rus, D.: Dynamic risk density for autonomous navigation in cluttered environments without object detection, *2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, IEEE, pp. 5807-5814 (2019).
- [35] Cosgun, A. and Christensen, H. I.: Context-aware robot navigation using interactively built semantic maps, *Paladyn, Journal of Behavioral Robotics*, Vol. 9, No. 1, pp. 254-276 (2018).
- [36] Petković, T., Puljiz, D., Marković, I. and Hein, B.: Human intention estimation based on hidden Markov model motion validation for safe flexible robotized warehouses, *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, Vol. 57, pp. 182-196 (2019).
- [37] Pugliese, G., Chou, X., Loske, D., Klumpp, M. and Montemanni, R.: AMR-assisted order picking: models for picker-to-parts systems in a two-blocks warehouse, *Algorithms*, Vol. 15, No. 11, p. 413 (2022).
- [38] Goetschalckx, M. and Donald Ratliff, H.: Order picking in an aisle, *IIE transactions*, Vol. 20, No. 1, pp. 53-62 (1988).
- [39] De Koster, M., Van der Poort, E. S. and Wolters, M.: Efficient orderbatching methods in warehouses, *International Journal of Production Research*, Vol. 37, No. 7, pp. 1479-1504 (1999).
- [40] Albareda-Sambola, M., Alonso-Ayuso, A., Molina, E. and De Blas, C. S.: Variable neighborhood search for order batching in a warehouse, *Asia-Pacific Journal of Operational Research*, Vol. 26, No. 05, pp. 655-683 (2009).
- [41] Henn, S.: Order batching and sequencing for the minimization of the total tardiness in picker-to-part warehouses, *Flexible services and manufacturing journal*, Vol. 27, pp. 86-114 (2015).
- [42] 貞本敦史, 山本大介, 高橋宏昌: 全方向移動自律走行ロボットの安全速度監視モジュール, *ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集 2020*, 一般社団法人 日本機械学会, pp. 1A1-C06 (2020).
- [43] Marvel, J. A. and Norcross, R.: Implementing speed and separation monitoring in collaborative robot workcells, *Robotics and computer-integrated manufacturing*, Vol. 44, pp. 144-155 (2017).

浅井 悠佑 (学生会員)

1996年生。2019年名古屋大学工学部電気電子・情報工学科卒業。2021年同大学大学院工学研究科情報・通信工学専攻博士前期課程修了。同年より同大学院博士後期課程。配送ロボットやセンサを用いた物流倉庫における人と

ロボットの協調の研究に従事。

片山 晋

2018年慶應義塾大学環境情報学部卒業, 2020年慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科修士課程修了。2023年名古屋大学大学院工学研究科博士後期課程修了。博士(工学)。同年より名古屋大学大学院工学研究科特任助教。

主にヒューマンコンピュータインタラクション, アフェクティブコンピューティングの研究に従事。

浦野 健太 (正会員)

2016年名古屋大学工学部電気電子・情報工学科卒業。2018年に同大学大学院修士課程, 2021年に博士課程を修了。同年より同大学院助教。博士(工学)。屋内位置推定, 実世界データモデリング, 生体信号のエンターテインメント利用に関する研究に従事。

米澤 拓郎 (正会員)

2010年慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科後期課程博士号取得後, 同大学院特任助教, 特任講師, 特任准教授を経て, 2019年より名古屋大学大学院工学研究科准教授。主に, ユビキタスコンピューティングシステム,

ヒューマンコンピュータインタラクション, センサネットワーク等の研究に従事。ACM, IEICE, IEEE 各会員。

河口 信夫 (正会員)

1990年名古屋大学工学部電気電子工学科卒業。1995年同大学大学院工学研究科情報工学専攻博士課程満了。同年同大学工学部助手, 同大学講師, 准教授を経て, 2009年より同大学大学院工学研究科教授。NPO 位置推定サー

ビス研究機構 Lisra 代表理事。モバイルコミュニケーション, ユビキタスコンピューティング, 行動センシングの研究に従事。博士(工学)。ACM, IEEE, 人工知能学会, 日本ソフトウェア科学会, 電子情報通信学会, 日本音響学会各会員。本会シニア会員。