

物流自動化機器の運用効率化技術

Technologies to Achieve Efficient Operations of Automated Equipment in Physical Distribution Warehouses

松村 淳 MATSUMURA Atsushi 松尾 琢也 MATSUO Takuya 王 亜成 WANG Yacheng

近年、不足する物流作業者の代わりに様々な作業工程に自動化機器の導入が進んでいるが、運用効率を上げるには、作業滞留による機器停止を防ぐための各工程にある自動化機器の作業進捗の連携や、機器では難しい作業を人に振り分けるなどの人と機器との連携が必要であった。

東芝グループは、人作業とのバランスを取りながら自動化機器の運用効率を向上させる倉庫運用管理システム(WES: Warehouse Execution System)として、人と機器の作業進捗の統合管理機能や作業の振り分け最適化機能を開発し、実際の倉庫データによる検証で、出庫作業の効率向上を確認した。

With logistics industries facing a critical labor shortage in recent years, the pace of introducing automated equipment in various operation processes at physical distribution warehouses has been accelerating. To improve the efficiency of such processes, it is essential to coordinate automated equipment operations in each process to avoid delays in work schedules, which can lead to interruption of operations, as well as to assigning difficult tasks, which are not suitable for automated equipment, to workers as needed.

The Toshiba Group has developed a warehouse execution system (WES) to enhance the operational efficiency of automated equipment while balancing tasks by workers via the following: (1) an integrated progress management function for both automated equipment and workers, and (2) a function to optimize task assignments. We have conducted evaluation experiments using actual operational data obtained at physical distribution warehouses and confirmed that the above functions can enhance the delivery throughput.

1. まえがき

我が国の労働人口は減少しており、物流倉庫における作業確保が難しくなっている。そこで、不足した作業者の代わりに自動化機器を導入する物流倉庫が増えている。自動化機器は、特定の作業を人の代わりに行えるが、全ての作業を人の代わりに行うことは難しい。また、物流倉庫での作業は週や季節の波動(作業量の変化)が大きいので、繁忙期に合わせて自動化機器を導入すると閑散期では機器停止となり、導入コストが過大となる。したがって、自動化機器の導入コストを抑えながら、自動化機器だけでは間に合わない作業を人手で補うなど、人と自動化機器との作業バランスが重要となる。

東芝グループは、“人と機械のベストマッチ”をコンセプトに、WESとして物流倉庫の運用を効率化するため、様々な機能(サービス)の開発に取り組んでいる。特に、物流倉庫内作業量の多くを占める出庫作業(倉庫の棚に保管されている商品を注文に合わせてピッキングして検品・梱包(コンボウ)作業場に運ぶ作業)に対する効率化を検討している(図1)。

出庫作業の自動化機器として、東芝グループは棚搬送ロ

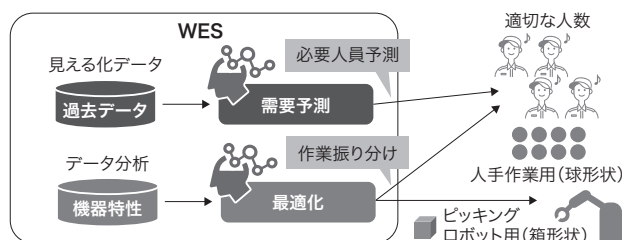


図1. WESによる物流機器の運用効率化

需要予測により、機器で不足する作業分の必要人員を事前に予測したり、人と機器の特性を考慮した商品振り分けの最適化により作業を効率化したりする。

Enhancement of operational efficiency achieved by WES

ボットの開発を行っているが、商品の大きさによっては搬送される棚に格納できない。そこで、大きな商品は固定設置された棚に保管され、人手作業による出庫作業が必要となる。それぞれに保管された商品に対する出庫作業量を事前に把握できれば、必要な作業者の確保が可能となる。

自動化機器で運搬されてきた棚やオリコン(折り畳みコンテナ)から商品を取り出すピッキングロボットの開発も行っている。箱形状の商品であればピッキングロボットが適しているが、球形状の商品は人手作業の方がよい。また、ピッキ

ングロボットは、基本的に一つずつ商品を取り出すが、人は複数の商品をまとめて取り出せるため、一つのオリコンから多数の商品を取り出す場合は人に作業を振り分けた方がよい。人とピッキングロボットの特性を考慮して作業を振り分けることで効率的な出庫作業が可能となる。

様々な工程に様々なメーカーの自動化機器が導入されるため、作業進捗の管理方法は異なる。また、一つの工程でも人と自動化機器とでは作業進捗は異なる。人と自動化機器、様々な工程の作業進捗を統合管理できれば、物流倉庫内作業の全体を見渡してボトルネックとなっている工程を素早く特定でき、物流倉庫内作業の効率改善が可能となる。

ここでは、物流倉庫の波動を予測して作業者のリソース確保を事前に行うための需要予測技術、自動化機器の特性を考慮して出庫作業の効率化を実現する最適化技術、及び複数工程の統合進捗管理システムについて述べる。

2. 物流需要予測によるリソース適正化

物流は、製造と異なり取り扱う荷量が一定とならないため、作業者のリソースをどれだけ確保すれば計画どおり作業が完了できるかの判断が難しい。一方、物流の荷量は月初や月末、週明けや週末に増えるなど特徴的な動きを示す場合が多い。そこで、過去の荷量の実績値を基に、1か月先の荷量を予測することで必要なリソースを事前に把握可能な需要予測技術を開発した。

需要予測には、過去の荷量に基づいて未来の荷量を予測する予測モデルが必要であるが、人手の介入や拠点ごとのモデル構築にコストが掛かる問題があった。今回、東芝グループは、拠点ごとに適応した予測モデルを人の知識を用いることなく構築可能な機械学習エンジンを開発した。開発したエンジンは、過去の荷量の実績データを用いて、日付・曜日などのカレンダー情報から荷量を算出する回帰モデルを拠点ごとに学習する(図2)。機械学習により、荷量の増減に寄与する特徴が自動的に選択されるため、人手の介入なしにモデル構築が可能である。更に、人では気付かなかった特徴が反映されることで、予測精度が高まることも期待できる。

ある国内物流拠点で検証したところ、9か月平均の予測誤差が8.9%となり、人手で作成した予測モデルと比較して1.6%改善した。また、人手の予測モデルで誤差が最大となったある1か月では、平均誤差が21.0%から11.7%に改善した。

3. トータルピッキング最適化による出庫作業効率化

複数の伝票に含まれる同一商品をまとめて倉庫の棚からピッキングするトータルピッキングは、伝票ごとに作業するシ

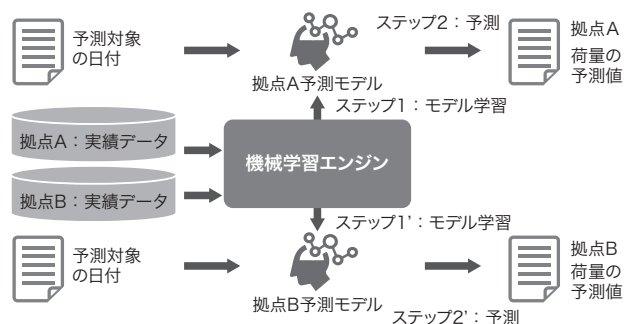


図2. 機械学習エンジンによる需要予測の流れ

一つの機械学習エンジンで、実績データから学習(ステップ1, ステップ1')した予測モデルに基づいて、予測対象の日付の荷量を拠点ごとに予測(ステップ2, ステップ2')できる。

Demand prediction via machine learning engine

ングルピッキングよりも効率が良い。一方、まとめてピッキングした商品を伝票ごとに仕分ける作業が追加されるため、出庫作業全体では作業時間が増える可能性があり、出庫作業の効率向上(スループット最大化)は、仕分け作業も考慮する必要がある。特にピッキング作業に対して物流自動化機器である棚搬送ロボット及びピッキングロボットを利用し、仕分け作業に対してコンベヤー及びソーターを利用する場合は、それぞれの自動化機器の特性を考慮する必要がある。そこで、自動化機器の特性を考慮しながら効率的なトータルピッキング作業が行えるように、複数の伝票をまとめる最適化技術を開発した。そして、この技術を適用して、自動搬送、人とロボットによる協働ピッキング、及び自動仕分けの3工程で各々の機器特性に基づいた全体最適を行うことで、出庫効率を上げるトータルピッキング方式を開発した。

この方式では、ソーターの仕分け間口数に合わせて複数の伝票をバッチにまとめ、各バッチ内で同一商品を集約して効率化を図る。商品を集約すればするほど、自動搬送は運搬回数が削減され、人は複数を一度にまとめて取れるためピッキング回数が削減される集約効果が見込まれる(ピッキングロボットとソーターはアイテム単位で処理するため集約による効果はなし)。図3に示すように、数理最適化のポイントは、以下の二つである。

- (1) バッチ内の集約効果や出庫予定時刻を考慮して各バッチへの伝票割り当てを決定
- (2) ピッキングロボットの処理可能な商品や処理能力を考慮したピッキングロボットと人への商品振り分けの決定

全体最適のためには、バッチ内や連続するバッチ間で作業量を平準化することが重要であるが、その場合、(1)の組み合わせ最適化問題と(2)の組み合わせ最適化問題が入れ

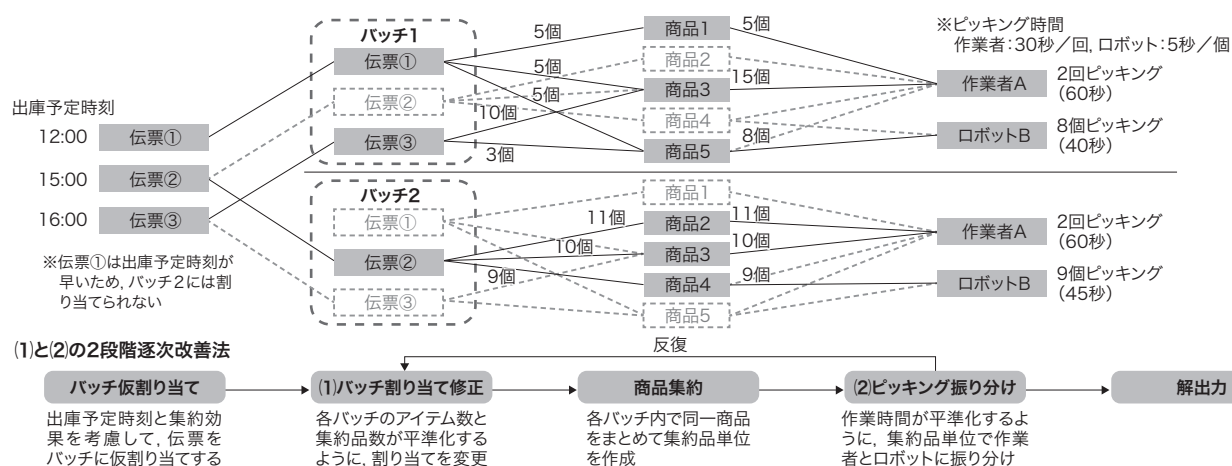


図3. 2段階逐次改善法によるトータルピッキング最適化

バッチ割り当てとピッキング振り分けの二つの組み合わせ最適化問題を2段階逐次改善法により同時に解くことで、トータルピッキングの最適解を得る。

Optimization of total picking operations via two-stage sequential improvement method

子構造になってしまい、現実的な商品数規模の問題を解くのは困難である。そこで、近似的に初期解を求めた上で、(1)の割り当て修正と(2)の再振り分けを繰り返して解を改善する、2段階逐次改善法を開発した(図3)。

実際の物流倉庫の伝票データに、この手法を適用して効果を確認した。用いたデータは、伝票数約1,000件(アイテム数約5,000個)を、人3名とロボット1台でピッキング処理し、25伝票ごとにバッチ組みして出庫するデータである。結果、商品集約率(幾つの伝票の商品を集約できるか)が2.0程度となり、シングルピッキング方式と比較して、出庫スループットが約15%改善する見込みが得られた。

4. 複数工程の統合進捗管理

物流倉庫内作業は、入庫や、出庫、保管、仕分け、検品、梱包、運搬など様々な工程がある。各工程にそれぞれ適した自動化機器が導入され、例えば、出庫は棚搬送ロボットが適用される。一方、人がハンディーターミナルを持って棚まで移動して出庫する作業も並行して行われる。棚搬送ロボットとハンディーターミナルとで、それぞれの出庫作業進捗データが存在するため、統合しなければ出庫工程の作業進捗が把握できない。そこで、作業進捗を統合管理するために、ハンディーターミナルや棚搬送ロボットなどの異なるシステム(デバイス)から作業進捗データを受け取れるようなデータフォーマットを定義し、人や、自動化機器、自動化機器メーカーなどに依存しない進捗管理用標準API(Application Programming Interface)を開発した。そして、この標準APIにより連携されたデータを、(1)全体進捗ダッシュボード、(2)工程別生産性、(3)個人生産性の三つ

の画面でブラウザー上に表示して、倉庫全体の作業状況及び生産性を統合管理できるシステムを構築した。このシステムは、WESの機能として製品搭載されている。

5. あとがき

物流自動化機器の運用効率化について述べた。人の知識を用いることなく予測モデルを構築可能な機械学習エンジンによる需要予測で、人と自動化機器との作業バランスを考慮した作業員の確保が可能となった。また、トータルピッキング最適化技術により、自動化機器の特性に合わせた出庫作業のスループット最大化が可能となった。更に、運用効率化された状況は統合進捗管理機能で確認できる。

東芝グループは、今後も物流倉庫の運用効率化に向け、人と機械のベストマッチを目指した技術開発を進めていく。



松村 淳 MATSUMURA Atsushi
東芝インフラシステムズ(株)
小向工場 SA設計第三部
Toshiba Infrastructure Systems & Solutions Corp.



松尾 琢也 MATSUO Takuya, Ph.D.
研究開発センター
知能化システム研究所 アナリティクスAIラボラトリー
博士(工学)
Analytics AI Lab.



王 亜成 WANG Yacheng, Ph.D.
研究開発センター
知能化システム研究所 システムAIラボラトリー
博士(情報理工学)
System AI Lab.