

# 物流分野でのAI活用 倉庫業務の生産性向上事例

平山 淳一  
Hirayama Junichi

秋富 知明  
Akitomi Tomoaki

工藤 文也  
Kudo Fumiya

宮本 篤志  
Miyamoto Atsushi

嶺 竜治  
Mine Ryuji

業務システムへのITの普及により、業務改善の効率化が図られている。しかし、新たな改善点の追加や環境変化に対する改良には、人手によるシステム変更がつど必要であり、業務改善コストの増大を招いていた。われわれは、業務実績などのビッグデータから、業務現場

の改善点や環境変化を理解して適切な業務指示を行うAIシステムを開発し、実証実験により物流倉庫業務改善への効果を確認した。今後は、製造、流通など社会イノベーション事業への幅広いAIシステムの展開を進める。

## 1. はじめに

近年、IT (Information Technology) の進歩に伴い、さまざまな業務にITシステムが導入され、業務の効率化が図られている。今後、現場の改善活動や、現場環境の変化などを考慮したさらなる業務の効率化が重要となる。しかし、従来の業務システムは、事前設計されたプログラムに従って動作しており、新たな改善活動を業務システムに反映するには、システムエンジニアがそのつど再設計する必要があった。また、業務の環境変化により、現状と異なる業務を行う必要が発生した際にも、業務システムに業務手順や設定の変更を行う必要があった。このような頻繁なシステム変更はコストが大きく、新たな改善活動や環境変化に対し、効率的な業務指示を素早く行うことが難しいという課題があった。

本稿では、業務システムに日々蓄積される業務実績などのビッグデータから、業務現場の改善点や環境変化を理解して適切な業務指示を行うAI (Artificial Intelligence: 人工知能) 化業務システムの開発について述べる。また、物流倉庫における実証実験において、AI化業務システムの効果検証を行った結果についても述べる。

## 2. Hitachi AI Technology/HによるAI化業務システム

AI化業務システムの実現手段として、日立製作所研究開発グループが開発した独自の人工知能、Hitachi AI

Technology/H (以下、Hと記す。)を用いた。本章では、この技術をベースに開発したAI化業務システムの特徴について述べる。

### 2.1 データ起点の業務改善案の導出

Hは、KPI (Key Performance Indicator) とKPIに関連する説明変数の関係を自動的に算出するデータ分析のための人工知能である。具体的には、説明変数を網羅的・探索的に組み合わせることで数十万の特徴量を生成し、KPIとこれら特徴量の関係を方程式として記述する。例えば、KPI

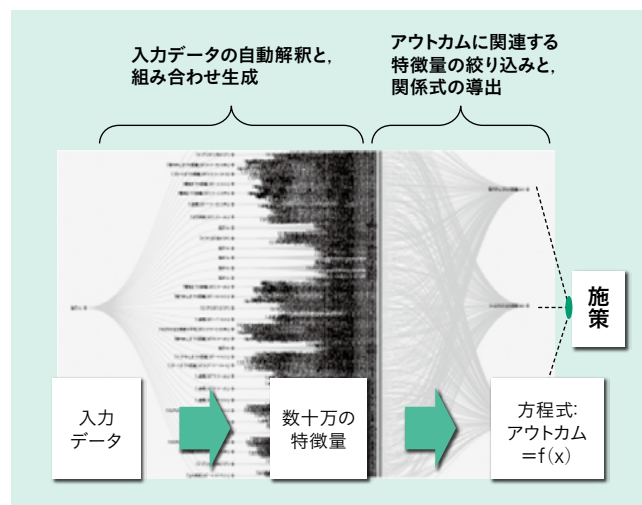


図1 | Hの概要

入力データ(説明変数)を網羅的・探索的に組み合わせた特徴量を生成し、アウトカム(KPI)との関係を方程式として記述する。

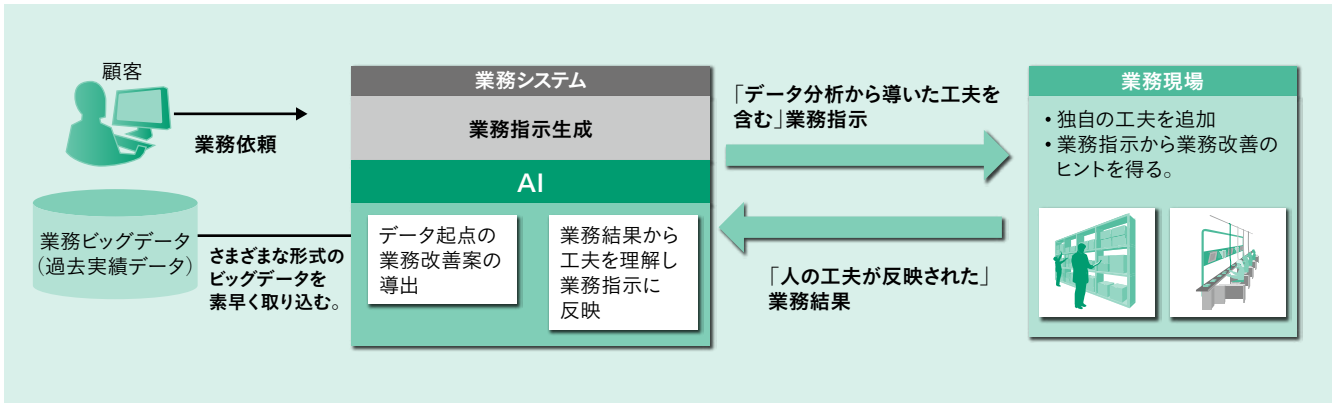


図2 AI化業務システムの構成

AIが導いた業務指示発行と、人の工夫が反映された業務結果の蓄積のサイクルにより、人とAIが協力的な継続的な業務改善が可能となる。

を現場の作業効率、説明変数を作業行動（人、場所、モノ、量など）とすれば、作業効率に影響する行動特徴の数式モデルが生成できる。これにより、業務改善のための施策案をデータ起点により導出することが可能となる(図1参照)。

## 2.2 人の工夫を理解し業務指示に反映

AI化業務システムの構成を図2に示す。現場の作業者は業務システムにより出された業務指示に従って作業を行い、作業者の作業結果が日々業務システムに蓄積されている。AI化業務システムでは、Hが蓄積された作業結果を基に業務改善案を導出し、業務指示に反映する。

現場の作業者は、業務システムより出された業務指示に従って作業を行うが、効率的に作業を行うために、自身の

経験則に基づいて工夫や改善を加えて業務を行うことが多い。Hは作業者の工夫や改善が加わることによって生まれた結果を再び取り込んで解析することで、より高い効率を生み出す結果を選び出し、次の業務指示に反映する。現場の作業者の工夫や改善をHが理解し、業務指示に反映する動作を日々繰り返し行うことで、人とAIが相互に協力的に、業務効率を継続的に高めることが可能となる。

## 2.3 さまざまな形式のビッグデータの素早い取り込み

業務システムに蓄積されるビッグデータは、数量や時間、商品コードなどの数値や文字、記号が混在し、多様な種類のデータで構成される。そのため、データを分析システムに取り込むためには、業種や業務知識を持った専門家

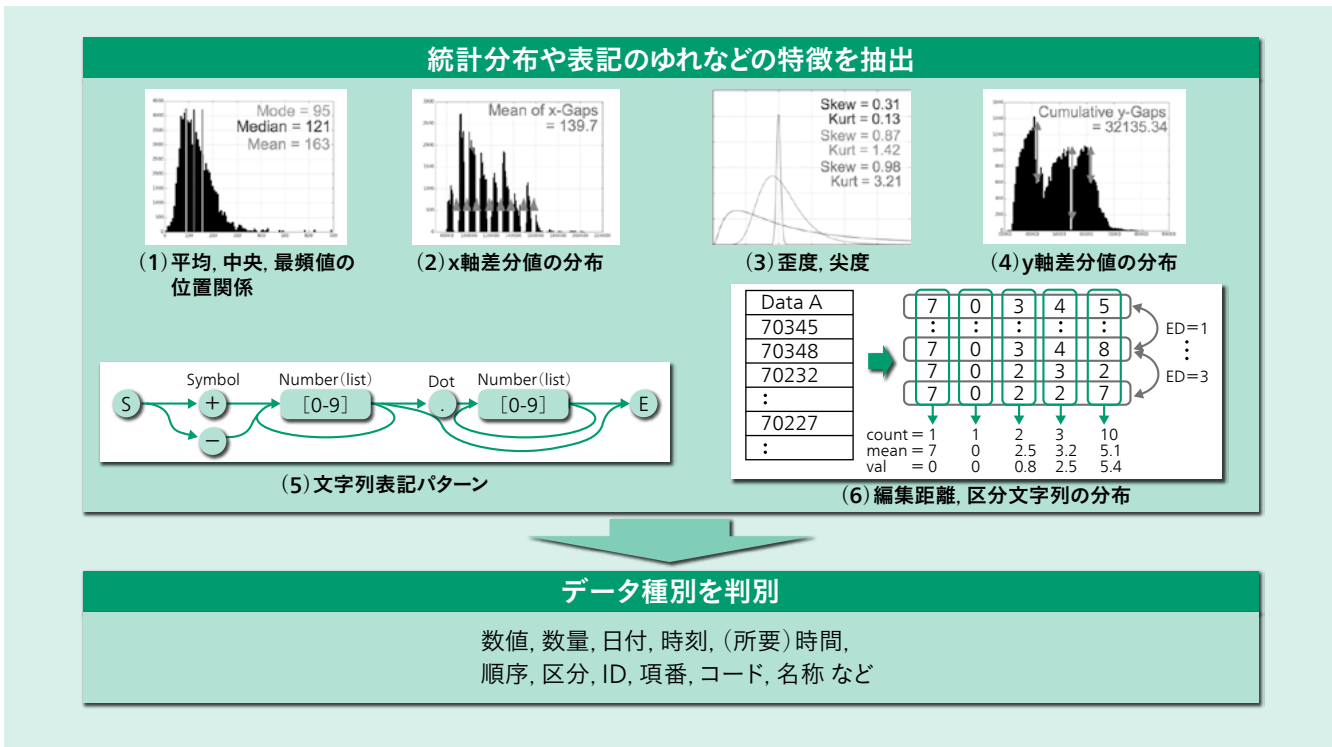


図3 Hにおけるデータ種別の自動判別例

データの統計分布や表記知識を組み合わせ、データ種別を自動判別する。

によるデータへの事前タグ付けが必要となり、新たにデータが追加・変更されるに伴って作業が発生していた。Hは、データの統計的な分布を解析し、事前に数量や時間、商品コードなどのデータ形式を自動判別することにより、新たに追加されたデータを人の手を介さずに素早く取り込む機能を備えている。これにより、日々の作業者の工夫や需要変動を自動的にシステムに反映することが可能になり、タイムリーに業務指示へ反映させることが可能となる（**図3**参照）。

### 3. 物流倉庫作業における実証実験

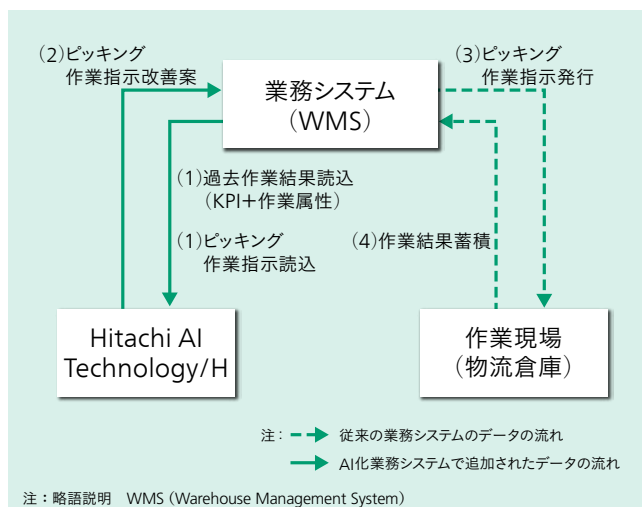
#### 3.1 物流倉庫作業の課題

流通業界における物流の重要性が高まる中、物流倉庫作業の改善は競争力を維持するうえで不可欠となっている。具体的には、荷主からの商品を荷受けし、倉庫内の所定場所に保管する入荷作業や、店舗や個人からのオーダーを受けてから、所定場所に保管されている商品をピッキング（集品）する出荷作業における作業時間の短縮が求められる。本実証実験においては、最も作業コストの大きいピッキング作業の作業時間削減を目的とした。

#### 3.2 実験概要

ピッキング作業とは、顧客からの商品注文に対し、倉庫内から該当商品を集品する作業である。作業者は該当商品とその商品の保管場所が書かれたピッキング作業指示に従って、倉庫内を巡回し、該当商品を集品する。ピッキング作業指示の発行および作業実績の蓄積はWMS（Warehouse Management System：倉庫管理システム）にて行われる。

実証実験にて用いたAI化業務システムの構成を**図4**に



**図4** | 実験に用いたAI化業務システムの構成

(3) → (4) が従来システムのデータの流れてある。AI化業務システムでは新たに(1) → (2)のデータの流れるが追加される。

示す。(3) → (4) が通常の業務システム (WMS) におけるデータの流れ、(1) → (2) → (3) → (4) がAI化業務システムにおけるデータの流れてある。

(1) 過去の作業結果をHが読み込み、KPIと作業行動の数式モデルを生成する。

(2) 生成したモデルを基に、当日の作業指示の改善案を生成する。作業指示改善案をWMSへフィードバックする。

(3) WMSから作業指示が発行される。

(4) 作業指示に基づいて現場の作業が行われ、作業結果がWMSに蓄積される。

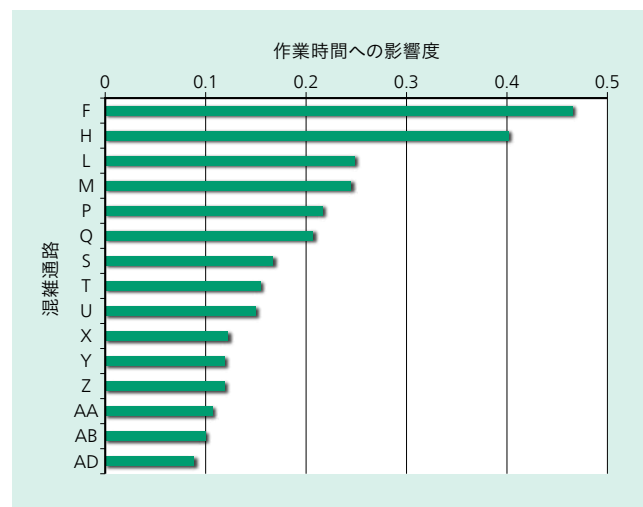
すなわち、本実験における通常の業務システムとAI化業務システムの差分点は、(3)において通常の作業指示を発行するか、Hが考案した作業指示を発行するかの差となる。

#### 3.3 分析結果

Hの数式モデル生成結果を以下に示す〔前節(1)に対応〕。KPIとして各ピッキングの作業時間、作業行動として各ピッキング作業の作業属性（誰が、いつ、どこで、何の作業を、どのくらい、行ったか）を与えた。

ピッキング作業時間に影響の高い行動特徴として、倉庫内の特定時間・特定場所（通路）における作業者の混雑が得られた。**図5**は、通路ごとの作業時間への影響度を示したグラフである。数値が大きいほど、当該通路で混雑が発生した際に、作業時間が伸びる傾向があることを示している。

Hでは数式モデルに基づいて、特定時間・特定場所における作業者の混雑を低減する観点で、当日の作業指示を作成する〔前節(2)に対応〕。



**図5** | 作業通路ごとの混雑と作業時間への影響度

特定の作業通路の混雑が作業時間に大きく影響することが分かった（作業通路名は影響度の大きい順序にソートした）。

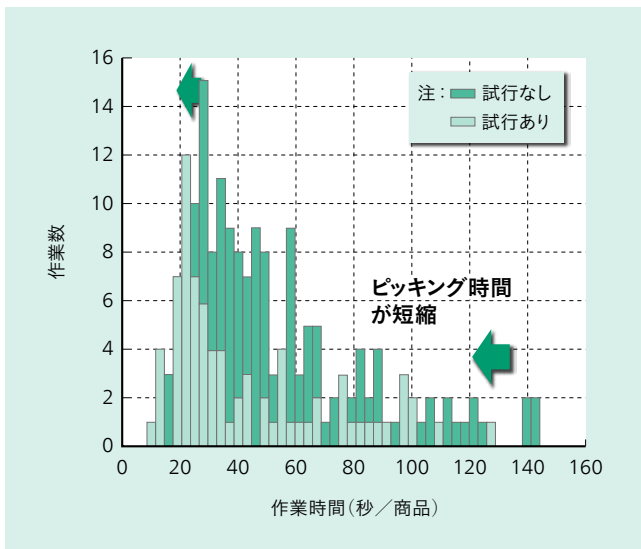


図6 | ピッキング作業時間ごとの作業数ヒストグラム

試行なし群と比較し、試行あり群の作業時間が全体として短縮していることが確認できた。

### 3.4 実証結果

実際の物流倉庫において、AI化業務システムの試行を約2か月実施し、試行なしの場合との作業効率を比較した。現場作業者には、本実験の旨は説明せず、普段どおりにピッキング作業指示に従って作業を行ってもらった。

図6はピッキング作業時間のヒストグラムである。横軸が作業時間、縦軸が作業数を表している。試行なしの作業群と比較し、試行ありの作業群では、ヒストグラムが左に寄っており、全体として作業時間が削減できたことが分かる。平均で作業時間8%短縮という結果を得られた。

## 4. おわりに

本稿では、業務実績などのビッグデータから、業務現場の改善点や環境変化を理解して適切な業務指示を行うAI化業務システムについて述べた。さらに、物流倉庫におけるピッキング作業改善の実証実験を実施し、作業時間8%短縮という結果を得た。今後は、さらなる技術の汎用化、および製造、流通など他分野への適用拡大を行っていく。

### 参考文献など

- 1) F. Kudo, et al.: An Artificial Intelligence Computer System for Analysis of Social-Infrastructure Data, IEEE conf. Business Informatics (CBI) (2015.6)
- 2) 木村, 外: 倉庫内物流改善における顧客協創フレームワーク, 日立評論, 97, 11, 689~692 (2015.11)
- 3) 日立ニュースリリース, 需要変動や現場の改善活動を理解して業務指示を行う人工知能を開発 (2015.9), <http://www.hitachi.co.jp/New/cnews/month/2015/09/0904.html>

### 執筆者紹介



平山 淳一

日立製作所 研究開発グループ システムイノベーションセンタ  
 知能情報研究部 所属  
 現在、ビッグデータ活用、AI、物流業務改善の研究開発に従事  
 人工知能学会会員、情報処理学会会員



秋富 知明

日立製作所 研究開発グループ システムイノベーションセンタ  
 知能情報研究部 所属  
 現在、人間行動科学、AIの研究開発に従事  
 人工知能学会会員



工藤 文也

日立製作所 研究開発グループ システムイノベーションセンタ  
 知能情報研究部 所属  
 現在、統計的手法に基づくビッグデータ活用およびAIの研究開発に従事



宮本 篤志

日立製作所 研究開発グループ 基礎研究センタ 所属  
 現在、ビッグデータ活用、AIの研究開発に従事  
 博士(情報科学)



磯 竜治

日立製作所 研究開発グループ 基礎研究センタ 所属  
 現在、AI、進化、学習科学の研究開発に従事  
 人工知能学会会員、電子情報通信学会会員、情報処理学会会員