

天気データを活用した物量予測技術の開発

太田延之^{†1} 平山淳一^{†1} 荒宏視^{†1} 山元龍^{†2}

概要: 物流機能を一括して請け負う 3PL(3rd Party Logistics)では、倉庫の運営費用の低減が経営課題である。その解決のためには、倉庫の物量を事前に予測して倉庫の運営効率を向上させることが有効である。これは、施設の省エネルギー化を課題の一つとする Society5.0 の取り組みにも寄与する。本研究では、従来の人手による物量予測よりも予測精度を 1 割改善する予測技術を新たに構築することを目標にした。これに対して、人手による検出が困難な倉庫の物量に寄与する因子を検出することを課題とした。その解決策として 47 都道府県の天気データから因子を日々自動で検出することとした。化粧品を扱う倉庫で検証したところ人手よりも予測誤差率が約 1 割改善することを確認した。

キーワード: 予測, 物量, 天気, 倉庫, 3PL

Development of Prediction Technology about Product's Amount based on Weather Data

NOBUYUKI OTA^{†1} JUNICHI HIRAYAMA^{†1}
KOJIARA^{†1} RYU YAMAMOTO^{†2}

Abstract: 3PL(3rd Party Logistics) companies, offering a distribution function, would like to reduce management costs at their warehouse. In order to achieve this reduction, it is effective that 3PL companies predict the product's amount and improve the operation efficiency at the warehouse. This effectiveness contributes to Society5.0 which struggle with saving energy of facilities. In this study, we aimed for developing predictive technology to improve 10% of predictive error rate than existing technique by hands. Therefore we would like to detect the factor of product's amount at the warehouse, being detected with difficulty by hands. In the result of this study, we developed the technology that automatically detects factors in the weather data of 47 prefectures every day, and confirmed that the predictive error rate was improved approximately 10% than by hands at cosmetics warehouse.

Keywords: Predict, Product's amount, Weather, Warehouse, 3PL

1. 背景

近年、規制緩和やグローバル化などで、企業間の競争が激しくなっている。そうした中で、製造業や卸売業などを初めとして国内の企業の多くは、物流機能の全部もしくは一部を物流業者に委託して、自社の中核事業に注力する傾向を強めている。

こうした流れを受けて、物流業者の中には物流機能を一括して請け負う 3PL (3rd Party Logistics) に注力する者が現れてきた。3PL では、メーカーなどの荷主からの依頼を受けて出荷先である卸売業者や小売業者などに商品を輸送するだけでなく、商品の入庫・保管・ピッキング・仕分・出庫など倉庫内の業務も含めて、荷主の物流業務全体の最適化を図る(図 1)。3PL に注力する物流業者にとって、倉庫は、輸送車両の発着基地や、貨物の積替拠点や、在庫の保管場所など、物流機能の中心的な役割を果たす。そのため、倉庫の運営の効率化が特に重要な取り組みとなる。倉庫の運営の効率化は運営費用の低減に直結し、物流業者の利益率の向上にも繋がる。

また一方で、IT (Information Technology) 等の新技術を活

用して都市の計画、整備、管理・運営等のマネジメントを行うスマートシティや Society5.0 の取り組みが、近年注目されている。これは都市の抱える諸問題を解決して都市の全体最適化を図る取り組みである。都市の諸問題の一つとして「個々の施設での省エネルギー化」が謳われている[1]。物流業者の倉庫も都市の施設の一つであり、物流業者一社で管理する倉庫が数十～数百にも及ぶことを考えると、倉庫の省エネルギー化は、都市の問題解決に寄与する。倉庫

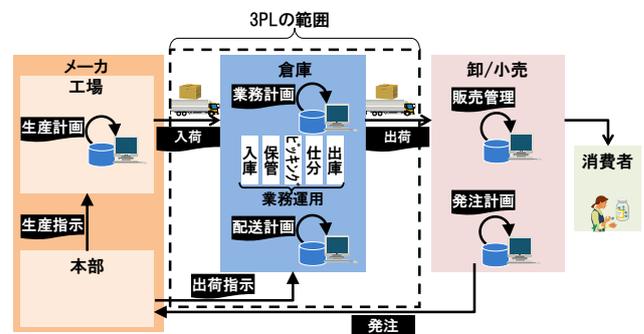


図 1 3PL の概観

^{†1}(株)日立製作所
Hitachi, Ltd.

^{†2}(株)日立物流
Hitachi Transport System, Ltd.

の運営が効率化されると運営の省力化が進み、そこで使用されるエネルギーも低減されることから、倉庫の運営の効率化は倉庫の省エネルギー化に繋がると考える。そのため、スマートシティや Society5.0 の観点からも、倉庫の運営の効率化は欠かせない。

そこで、本研究では、倉庫で取扱う日々の商品の物量を予測することで、予測結果に基づいて商品の入庫・保管・ピッキング・仕分・出庫を円滑に進め、倉庫内の運営を効率化することを目的とした。ここで、日々の商品の物量の予測に着目する理由は、用途に合わせて予測結果を利用しやすくするためである。例えば、予測結果を商品のシリーズで合算して商品シリーズ全体の予測値を求めたり、一ヶ月毎に合算して月毎の予測値を求めたりする。こうすることで、商品シリーズ毎に在庫配置計画を立てたり、月毎の倉庫の人員計画を立てるなど、用途に合わせた予測値の利用がしやすくなる。

これまでの予測では、過去の実績に基づいて人手で物量を予測していた。そこで、本研究では、人手による予測精度を超えることを当面の目標とした。予測精度として誤差率 (MAPE: Mean Absolute Percentage Error) に注目し、人手による物量予測の誤差率を改善する予測技術を新たに構築することを目標とした。

2. 課題

物量予測の分野においては、物量に影響を与える因子が多数存在し、それらの因子が物量にどの程度寄与するか不明である。そのため、物量データの背後にあり、物量に影響を与える因子のモデル化は困難である[2]。仮に、予測する時点で、物量に寄与する因子を判別でき、寄与する度合いを算出できたとしても、それが将来も不変であるという保証は無い。そのため、予測の度に、因子の判別や物量に寄与する度合いの再計算が必要になる。しかし、因子は多数存在するため、再計算の手間は膨大となり、その全てを人手で行うことは、ほとんど不可能である。これは物量の予測精度が低くなる原因になる。

こうした状況を踏まえると、因子のモデル化の困難さを克服して予測精度を高めるためには、物量に影響を与える因子の判別と、因子が物量に寄与する度合いの算出を自動化することが必要となる。そこで、本研究では、人手では検出できない倉庫の物量に寄与する因子を自動で検出することを課題に設定する。

3. 従来研究と解決策の基本方針

3.1 従来研究とその応用

前章で述べた課題を解決するために、因子の判別と、因子の寄与する度合いの算出を自動で行う。

因子を判別する一般的な手法としては、2 つの変数間の関係の強弱を指標化する相関分析がある。相関分析では、

2 つの変数間の関係の強弱を、相関係数と呼ばれる +1 から -1 の間の指標で表現する。相関係数が +1 に近いほど、片方の変数の増加によりもう片方の変数も増加する関係が強いと言え、逆に -1 に近いほど、片方の変数の増加によりもう片方の変数は減少する関係が強いと言える。また、相関係数が 0 に近いほど、2 つの変数間には関係が無いと言える。

次に、因子の寄与の度合いを算出するための一般的な手法としては、因子であるいくつかの説明変数の値を重ね合わせて目的変数の値を表現する重回帰分析がある。重回帰分析では、目的変数への寄与の度合いに応じて説明変数に係数を掛けて、その総和を求めて目的変数を算出する。こうすることで、因子である複数の説明変数の各々に係数という形で重みを付けて、目的変数を表すことができる。ここで、説明変数が単数のときは重回帰分析とは呼ばず、特に単回帰分析と呼ぶ。

これらの従来研究の手法を、本研究に適用する。

3.2 解決策の基本方針

本研究では、倉庫の物量として、倉庫での日々の商品の出荷量に着目する。商品の出荷量に着目する理由は、倉庫の物量に関するデータの中で、物流業者の顧客である製造業者や卸売業者などの売上に直結し、物流業者の売上や運営にも大きな影響を与える重要な指標だからである。また、日々の商品に着目する理由は、さまざまな用途に合わせてその出荷量の予測値を汎用的に利用しやすくするためである。例えば、ある商品と同じシリーズの商品など、特性の類似する商品をグループ毎に分類し、そのグループ内で出荷量を合算することで、特性の類似する商品グループ全体の出荷量を求めることができる。これにより、商品グループ全体の売上の推移を読み取りやすくなり、商品シリーズ毎の在庫の配置計画を立てやすくなる。あるいは、ある商品の毎月の出荷量など、商品の出荷量を一定の期間毎に分類し、期間内で出荷量を合算することで、期間毎の商品の出荷量を求めることができる。これにより、商品の期間毎の売上の推移を読み取りやすくなり、期間毎の倉庫の人員計画を立てやすくなる。

なお、出荷量の因子としては天気データに着目する。その理由は、雨天では消費者が外出を控える傾向にあるなど[3]、店舗周辺の天気は消費者の購買行動を左右すると言われるためである。そのため、店舗の天気が消費者の購買行動に影響するものとする。また、店舗での消費者の購買行動は、店舗を運営する小売業者からの発注量に影響を与える。小売業者が天気予報で天気を先読みして商品を発注するケースも考えられるが、その場合は店舗の天気予報が発注量に影響を与える。さらに、サプライチェーンの特性から、小売業者からの発注量は卸売業者からの発注量に影響を与え、倉庫からの出荷量に影響を与える。そのため、店舗の天気や天気予報は倉庫からの出荷量に影響を与える

と考える。

3.3 基本方針での因子の拡張の考え方

このとき、因子としての天気データを、以下の3つの考え方で拡張する(図2)。

- ・天気データの日付をずらす

図2に示す通り、店舗の天気から影響を受けた消費者の購買行動は、店舗を運営する小売業者からの発注量に影響を与え、卸売業者からの発注量に影響を与え、倉庫からの出荷量に影響を与える。ここで、店舗の天気が倉庫からの出荷量に影響を与えるまでには時間が掛かり、日付にずれが生じると考える。この日付のずれをタイムラグと呼ぶことにする。

タイムラグの長短は小売業者や卸売業者の発注の仕方に依存するが、発注の仕方は発注の当事者(小売業者や卸売業者)だけが知っている。そのため、メーカーの在庫を管理し倉庫の出荷量を予測する者にとっては、タイムラグは不明である。そこで、天気データを様々なパターンの日数でずらして、タイムラグの候補を意図的に作り出し、因子の候補を増やす。こうすることで、タイムラグを考慮して因子を検出できるようになる(4.1節参照)。小売業者などが天気を先読みして商品を発注するケースであっても、倉庫で商品が出荷された後に天気の予報された日になるため、出荷と天気の予報された日の間には時間のずれが生じる。そのため、天気データと同様に、この時間のずれをタイムラグとして因子の候補を増やす。

- ・倉庫の出荷先毎の天気データを用意する

図2に示す通り、店舗の天気は倉庫の出荷量に影響を与えると考える。また同様に、天気予報も倉庫の出荷量に影響を与えると考える。店舗の所在地は倉庫の出荷量を予測する者にとっては不明なことが多く、仮に所在地を把握できたとしても店舗が無数に存在するため、その影響を考慮すると実現可能な計算時間で計算できなくなる。そのため、倉庫の出荷先を小売業者の店舗を代表する地点として代用し、計算量を抑制する。ここで、倉庫の出荷先を47都道府県の単位で分類して小売業者の店舗を代表する地点とし、47都道府県毎に各々の天気デ

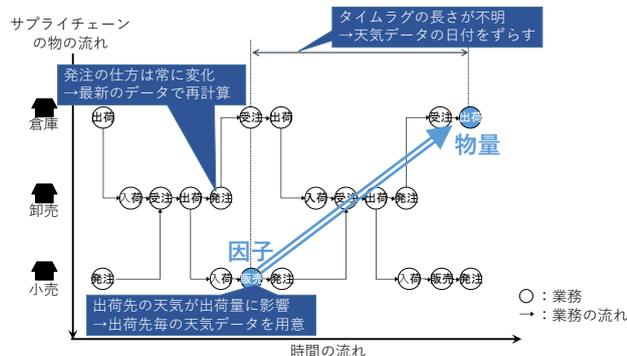


図2 因子の拡張の考え方

ータから各々の出荷量を予測する(4.2節参照)。

- ・常に最新の天気データで再計算する

図2に示す通り、小売業者の発注は倉庫の出荷量に影響を与えると考える。ここで、小売業者の発注の仕方は、メーカーの在庫を管理し倉庫の出荷量を予測する者にとって不明であるだけでなく、小売業者が状況に応じてその都度変化させるものとする。そのため、最新の天気データ・天気予報データでモデルを再更新する(4.3節参照)。

次章では、3.2節、3.3節を基本方針とし、3.1節の従来研究を適用して、解決策の具体化を進める。

4. 解決策の具体化

4.1 日付をずらした因子

前章で述べたように、天気データが出荷量に影響を与えるまでには時間が掛かる。小売業者などが天気予報で天気を先読みして商品を発注するケースでは、倉庫から商品が出荷された後に天気を予報された日になるため、出荷と天気予報データの間にも時間のずれが生じる。

このように、天気データ・天気予報データが出荷量に影響を与えるまでには日付のずれが生じるものとする。ここでは、それをタイムラグと呼ぶ。データの種類や予測の時点によって、タイムラグは各々異なる想定するが、その具体的な日数は、メーカーの在庫を管理し倉庫の出荷量を予測する者にとっては不明である。そのため、天気データ・天気予報データを様々なパターンの日数でずらして、タイムラグの候補を意図的に作り出す。その後、日付をずらした各々の天気データ・天気予報データと倉庫の出荷量との間で相関分析を行い、最も相関の高い日付のずれを求め、それをその時点の天気データ・天気予報データのタイムラグとした。

天気データ・天気予報データの種類として、天候(晴れ/曇り/雨など)、風速なども考えられるが、気温、湿度、気圧と出荷量との間に相関が見られたことから、気温、湿度、気圧を因子の候補とした。また、気温、湿度、気圧において、最高/平均/最低で特段の有意差は見られなかった。そのため、以降は、最高気温、最高湿度、最高気圧で分析する。また、タイムラグに関しては、15日前、10日前、7日前、5日前、1日前、当日、1日後のデータと出荷量との間の相関が比較的高かったため、これらを出荷量のタイムラグの候補とした。これにより、あらゆる候補のパターンで相関分析することを避け、相関分析の処理を単純化した。

4.2 出荷先毎の因子

(1) 前提の考え方

オンラインショップなど一部の例外を除けば、消費者は自宅や小売業者の店舗など店舗周辺で購買行動を起こすため、店舗の天気が消費者の購買行動に影響すると考える。

3.2節で述べた通り、店舗の天気データは消費者の購買行動を左右し、倉庫からの出荷量に影響を与えるものとする。また同様に、小売業者などが天気を先読みして商品を発注するケースでは、天気予報データも倉庫の出荷量に影響を与えると考える。しかし、メーカーの在庫を管理し倉庫の出荷量を予測する者にとっては、小売業者の店舗の所在地は不明なことが多い。仮に、その全てを詳細に把握できるのであれば、店舗の所在地を町名・番地などに細かく分類して、その天気データ・天気予報データを因子とすることで、物量の予測精度を高めることができると考える。しかし、店舗は無数にあるため、町名・番地などに細かく分類すれば、計算量は膨大となり、実現可能な計算時間で計算できなくなる。

(2) 妥当性

ここで、店舗の所在地の天気データ・天気予報データの代わりに、倉庫からの出荷先の地点の天気データ・天気予報データを用いることを検討する。倉庫でメーカーの商品を保管していることを考えると、倉庫からの出荷先は卸売業者の倉庫や小売業者の倉庫などであり、店舗の立地と近い可能性が高い。また、卸売業者の倉庫や小売業者の倉庫から出荷される地域（つまり倉庫の出荷先のさらに先の出荷先の地域）には多数の店舗が含まれるため、倉庫の出荷先の地点を複数の店舗の地点の代表とすることは妥当と考える。そのため、倉庫の出荷先の地点を複数の店舗の地点の代表とした。

次に、倉庫の出荷先の地点を細かく分類するか大まかに分類するか、どちらが妥当か検討する。倉庫の出荷先の地点を複数の店舗の地点の代表と考えた場合、町名・番地などに細かく分類すると、倉庫の出荷先の地点と店舗の地点はほとんど一致しなくなる。そのため、細かく分類することには意味がないと考える。むしろ、都道府県などの単位で大まかに分類する方が、倉庫の出荷先の地点と店舗の地点が一致するようになり、複数の店舗を代表する地点としてふさわしいものになると考える。また、多数の店舗が少数の代表の地点に集約されるため、計算量の抑制にも繋がることから、大まかに分類する方が妥当と考える。そのため、倉庫からの出荷先の地点を大まかに分類したものを、複数の店舗の地点の代表とした。

ここで、倉庫からの出荷先の地点を大まかに分類する際に、47都道府県に分類することを検討する。47都道府県は、地方自治の行政区画の一つであり、政府が行う地域経済の分析の単位でもある[4]。本研究は倉庫の出荷量を出荷先毎に予測するものであり、予測結果は出荷先の地域の商品の流通量や地域経済と密接に関係する。そのため、倉庫からの出荷先を47都道府県に分類して予測することは妥当と考える。

そこで、47都道府県の単位で天気データ・天気予報データを活用することとして、倉庫からの出荷量を出荷先の47

都道府県毎に合計した量を、商品毎、日毎に、47都道府県毎の天気データ・天気予報データから予測することにした。そのため、相関分析や、重回帰分析は、47都道府県に対して個別に行った。また、47都道府県毎に求めた予測値を合算して、倉庫全体の商品毎の日々の出荷量の予測値を求めることにした。ここで、分析に利用する商品毎の出荷量が出荷先の47都道府県毎に分かれていない場合は、過去データから47都道府県毎の出荷量の比率を求め、それを倉庫の出荷量に乗じることで、近似的に47都道府県毎の出荷量を算出することとした。

4.3 最新の因子

倉庫の出荷量は、消費者の日々の嗜好や、それに基づく購買行動、そこから決定付けられる小売業者・卸売業者からの発注の仕方に依存する。消費者の嗜好や購買行動は日々変化するものであり、それに応じて、小売業者・卸売業者からの発注の仕方も、常に見直しがされる。そのため、これらは時間の経過とともに変化するものであり、倉庫の出荷量に寄与する因子や、その因子の出荷量への寄与の度合いも、日々変化するものとする。そこで本研究では、出荷量に寄与する天気データや天気予報データと、その寄与の度合いの変化を常に追従できるように、出荷量の予測のモデルを日々更新することとした。

5. システム構成

以上述べた解決策を実現するために、天気データ・天気予報データを活用して倉庫の出荷量を予測する外部データ活用予測システムを開発する。本研究では、そのプロトタイプシステムを構築して、評価を行った。

5.1 全体での位置付け

本プロトタイプシステムは、サーバ上に構築する需要予測システムの一部を構成するものである(図3)。本プロトタイプシステムは、Open Weather Map から天気データや天気予報データを取得し、WMS (Warehouse Management System) で管理されている倉庫の過去の出荷量を取得して、将来の出荷量の予測値を算出するものである。ここで利用した Open Weather Map は、世界中から集めた天気データや天気予報データを、有償/無償の各々で、そのサービスレベルに応じて提供するサイトである[5]。

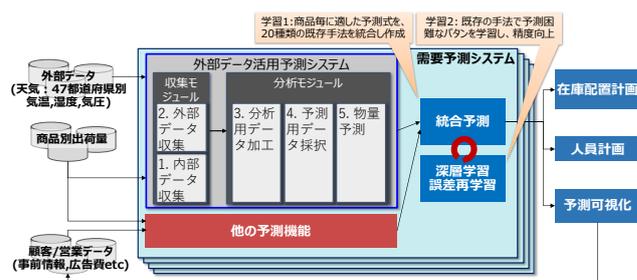


図3 システム構成

本プロトタイプシステムで予測された予測値は、需要予測システムの他の予測機能から算出された予測値とともに、統合予測機能でより精度を高めるように統合される。ここで、他の予測機能は、過去の出荷量や顧客データから予測値を算出する機能である。統合された予測値は、統合予測機能で新たに算出された別の予測値として出力される。この予測値は、倉庫の運営を効率化するアプリケーション(在庫配置計画、人員計画など)に活用されたり、予測結果を可視化するアプリケーション(予測可視化など)に活用されて予測精度向上のために顧客データにフィードバックされる[6][7][8]。

5.2 機能構成

ここで、本プロトタイプシステムは、需要予測システムの一部を構成するものではあるが、単独でも予測値を算出する。そのため、単独での評価も可能である。

そこで、ここでは、単独で算出した予測値を用いて、外部データ活用予測システムの評価を行う。評価に使うプロトタイプシステムは、具体的には以下の機能を有する。

(1) 内部データ収集

WMS で管理されている倉庫のデータを取得する機能である。ここで取得するデータは、別機能でいったん中間データとして事前に出力されたものである。

- ・商品毎、日毎の過去の出荷量を中間データから取得する。
- ・47都道府県毎の出荷先の直近過去2ヶ月間の出荷量の比率を中間データから取得する。

(2) 外部データ収集

Open Weather Map から47都道府県の天気データや天気予報データを収集する機能である。これは、4.2節で述べた「出荷先毎の因子」を用いる解決策に対応する。

- ・47都道府県のリアルタイムな天気データを2時間周期で収集する。2時間周期とした理由は、Open Weather Mapでのデータの更新や提供の間隔に関する条件に基づいて決めたものである。
- ・Open Weather Map から一括して取得した過去の天気データを事前に取り込んで、リアルタイムに収集した天気データと結合する。プロトタイプシステムを構築する前の過去の天気データも予測に必要なためである。
- ・リアルタイムな天気データとは別に、天気予報データも取得する。天気予報データは頻繁に更新される訳ではないため、1日周期で収集する。また、利用するサービスの制限やプロトタイプシステムの動作のタイミングなどの条件から、3日後までの天気予報データを取得するものとする。

(3) 分析用データ加工

47都道府県の天気データ・天気予報データを分析しやすい形に加工する機能である。このうち、天気データ・天気予報データの日付ずれデータを生成する部分が、4.1節で述べた「日付をずらした因子」を用いる解決策に対応する。

- ・Open Weather Map からリアルタイムに収集した天気データは時間単位のものであり、その時間は世界標準時に基づいている。そのため、これを日本標準時に直してから、各日の最高気温、最高湿度、最高気圧を抽出して、日にち単位のデータに変換する。
- ・温度の単位は絶対温度のため、日本で馴染みの深いセ氏温度に変換する。
- ・15日前、10日前、7日前、5日前、1日前、当日、1日後の日付ずれデータを生成する。
- ・Open Weather Map からは3日後までの天気予報データを取得するが、利用するサービスの制限から、それ以降の天気予報データを取得できない。そのため、直近の過去7日間の平均で、それ以降の未来の天気データを生成する。これにより、Open Weather Map から取得できない天気予報データを補完する。

(4) 予測用データ採択

47都道府県の最新の天気データ・天気予報データに基づいて、出荷量の予測に用いるデータを採択する機能である。これは、4.3節で述べた「最新の因子」を用いる解決策に対応する。

- ・タイムラグ有りの各都道府県毎の天気データ・天気予報データ(最高気温、最高湿度、最高気圧の日付ずれデータ)と、日々のお荷量との相関係数を相関分析にて算出する。分析期間は直近過去2ヶ月間とする。物量予測では季節の周期性などを考慮して直近過去2年間を分析期間とするのが一般的と考えられるが、倉庫全体で見たとときに直近過去2ヶ月間と比べて相関の有無に大差が無いため、本研究では直近過去2ヶ月間を分析期間とする。
- ・相関係数の絶対値の閾値を0.2として、閾値以上のデータを予測に採用する。相関係数の絶対値が0.2以上であれば弱い相関があると考えられるためである[9]。ただし、相関係数の閾値に関して明確な基準は定められていない[10]。

(5) 物量予測

47都道府県の最新の天気データ・天気予報データを用いて出荷量の予測値を生成する機能である。ここで、最新の天気データ・天気予報データを用いることで、4.3節で述べた「最新の因子」を用いる解決策に対応する。

- ・47都道府県毎の商品毎の出荷量の予測式を、直近過去2ヶ月間の天気データをもとに、回帰分析にて生成する。
- ・47都道府県毎に算出された予測値を全都道府県で合算する。合算したものを、商品毎、日毎の出荷量の予測値として出力する。

6. 解決策の評価

表1の条件で予測値の精度評価を行った。結果は表2の通りである。提案技術は人手による単純な方式に比べて誤差率(MAPE)が約1割(8.4%)改善した。ここで、倉庫

表 1 精度評価の条件

| 項目 | 内容 |
|-------|---------------------------|
| 対象倉庫 | 化粧品, 総商品種 約 24,000 |
| 評価商品数 | 300 (全商品からサンプリング) |
| 学習期間 | 2ヶ月間 |
| 評価期間 | 28日間 |
| 予測方式 | (1)単純平均(過去7日間) (2)提案技術 |

表 2 精度評価の結果

| 予測方式 | MAPE (%) |
|----------------|----------|
| (1)単純平均(過去7日間) | 137.0 |
| (2)提案技術 | 125.5 |

の非稼働日である土日は、評価の対象から外している。また、MAPEの定義上、出荷量の実績値が0であると、その日の誤差率を計算できないため、その場合は誤差率を100%と置いている。

ここで、誤差率である MAPE とは、Mean Absolute Percentage Error の略で、実績値に対する予測値の誤差の比率を、その絶対値を用いて平均化した値である。0%に近いほど精度が高いことを示しており、人が数値の意味を理解しやすいという利点がある。

7. まとめ

物流機能を一括して請け負う 3PL では、倉庫の物量を事前に予測して、倉庫の運営効率を向上させることが有効である。そこで、天気データから倉庫の出荷量の因子を日々自動で検出して、倉庫の出荷量を事前に予測する技術を開発した。因子を検出する際には、47 都道府県の最新の天気データや天気予報データを用いるとともに、天気データや天気予報データが出荷量に影響を与えるまでのタイムラグも考慮した。化粧品を扱う倉庫で検証したところ、従来の人手による物量予測よりも予測精度を約 1 割 (8.4%) 改善することを確認した。

今後、他業種の倉庫でも検証を進め、倉庫業全体の最適化を目指す。

謝辞

本研究にご協力頂いた皆様に、謹んで感謝の意を表する。

参考文献

- [1] 国土交通省都市局. スマートシティの実現に向けて【中間報告とりまとめ】. pp.3,12.
<http://www.mlit.go.jp/common/001249774.pdf>, (参照 2019-07-01).
- [2] 三田洋幸. カテゴリー・プロフィット・マネジメント 小売業の売場利益を最大化する技術と仕組み. 日刊工業新聞社. 2011. pp.80-85.

- [3] リサーチリサーチ. 雨の日の消費者の購買行動調査.
https://www.lisalisa50.com/research20140610_15.html, (参照 2019-07-25).
- [4] 経済産業省. 地域経済分析.
https://www.meti.go.jp/policy/local_economy/bunnseki/index.html, (参照 2019-08-05).
- [5] Open Weather Map. <https://openweathermap.org/>, (参照 2018-03-01).
- [6] 荒宏視, 他. Smart Demand Forecast:人工知能を活用した需要予測システム. 日本経営工学会予稿集. 東京. 2018-10-28, 日本経営工学会, 2018.
- [7] 平山淳一, 他. 物流倉庫における出荷物量予測のための統合型需要予測方式. 日本経営工学会予稿集. 東京. 2018-10-28, 日本経営工学会, 2018.
- [8] 尾白大知, 他. 統合型需要予測に基づく多品種対応在庫輸送計画技術の開発. 日本経営工学会予稿集. 東京. 2018-10-28, 日本経営工学会, 2018.
- [9] 向後千春, 富永敦子. 統計学がわかる【回帰分析・因子分析編】. 技術評論社. 2009. p.33.
- [10] 菅民郎. Excel で学ぶ統計解析入門. オーム社. 1999. pp.95-96.