

# 需要予測精度の向上しないPOSデータの統計的特徴の分析

渡邊 小百合<sup>1,a)</sup> 吉野 孝<sup>2,b)</sup> 松山 浩士<sup>3,c)</sup> 平野 隼己<sup>3,d)</sup>

**概要：**店舗経営における重要な問題として、在庫管理が挙げられる。在庫が増えすぎると管理維持費の負担増加等が発生し、逆に在庫が不足すると販売機会が喪失等の問題が起こる可能性がある。これより、売れる数だけ商品を仕入れる必要があるが、全ての商品に対していくつ売れるのかを人手で予測するのは非常に困難である。企業によって需要予測システムの開発も行われているが、全ての商品を高精度で予測出来ているわけではない。POSデータは店舗ごとの特徴が含まれているため、需要予測システムを各店舗ごとに作成する必要があるが、店舗ごとにシステムを作成すると、時間や費用の面でコストがかかってしまう。これより、予測精度が向上しない商品を予測システムに入力する前に発見する必要があるのではないかと考えた。本研究では、POSデータを用いて需要予測精度の向上しない商品の統計的特徴の分析を行う。3種類の評価指標を用いたランダムフォレストによる予測精度の組み合わせが4種類に分類され、売上個数のばらつきやランダムフォレストの重要度等が精度に影響していることがわかった。また、4種類に分類された商品群ごとに、商品の属性的な特徴が無いかさらに分析を行った結果、各商品群には商品属性的な特徴もある可能性があることがわかった。

**キーワード：**POSデータ、情報分析、需要予測

## 1. はじめに

店舗経営における重要な問題として、在庫管理が挙げられる [1]。在庫が増えすぎると管理維持費の負担増加や、売れ残りによる廃棄金額の増加といった問題が発生する。逆に在庫が不足すると販売機会が喪失や、品揃えが悪いと評価されることによる顧客減少といった問題が起こる可能性がある。これより、売れる数だけ商品を仕入れる必要があるが、全ての商品に対していくつ売れるのかを人手で予測するのは非常に困難である。そこで、企業によって需要予測システムの開発が行われているが、全ての商品を高精度で予測出来ているわけではない。

予備実験として、実際のPOSデータを用いて予測を行ったが、高精度で予測出来る商品がある一方で、全く予測出来ていない商品があった。これより、予測に用いる要素や

表 1 予測モデルに使用した要素一覧

データ名
売上数量
日付
売価
特売価
曜日
客数
予報午前降水確率
予報午前気温
予報午後降水確率
予報午後気温

手法、類似商品同士の相関関係などを用いて、予測が当たらない商品の精度向上を図ったが、精度の向上には繋がらなかった [2]。このような予測が出来ない商品を需要予測システムで予測し続けると、頻繁に在庫過多や在庫不足が起こり、逆に店舗にとって不利益となる。POSデータは単なるビッグデータとは違い、店舗ごとの特徴が含まれているため、需要予測システムを各店舗ごとに作成する必要がある。しかし、店舗ごとにシステムを作成すると、時間や費用の面でコストがかかってしまう。これより、予測精度が向上しない商品を予測システムに入力する前に発見する必要があるのではないかと考えた。本研究では、POSデータを用いて需要予測精度の向上しない商品の統計的特徴の

<sup>1</sup> 和歌山大学大学院システム工学研究科  
Graduate School of Systems Engineering, Wakayama University, Wakayama 640-8510, Japan

<sup>2</sup> 和歌山大学システム工学部  
Faculty of Systems Engineering, Wakayama University, Wakayama 640-8510, Japan

<sup>3</sup> 株式会社サイバーリンクス  
Cyber Links Co., Ltd., Wakayama 641-0012, Japan

a) watanabe.sayuri@g.wakayama-u.jp

b) yoshino@sys.wakayama-u.ac.jp

c) ko-matsuyama@cyber-l.co.jp

d) h-hirano@cyber-l.co.jp

表 2 3 種類の評価指数における精度の結果と商品例

精度 ※ 1	個数	商品例 ※ 2	決定係数	平均絶対誤差	平均二乗誤差	平均値	中央値
全て高精度 (P_A)	51	ビール A	0.99	0.065	0.25	5.3	4.0
$R^2$ は高精度 MAE・RMSE は低精度 (P_B)	27	PB 牛乳	0.95	13.8	15.9	102	68
$R^2$ は低精度 MAE・RMSE は高精度 (P_C)	147	おにぎり昆布	-6.8	0.45	1.2	5.6	5.0
全て低精度 (P_D)	86	エリンギ	-5.4	16.8	20.6	11.9	7.0

※ 1 () 内は各群の表記名を示している

※ 2 具体的な商品名は伏せている

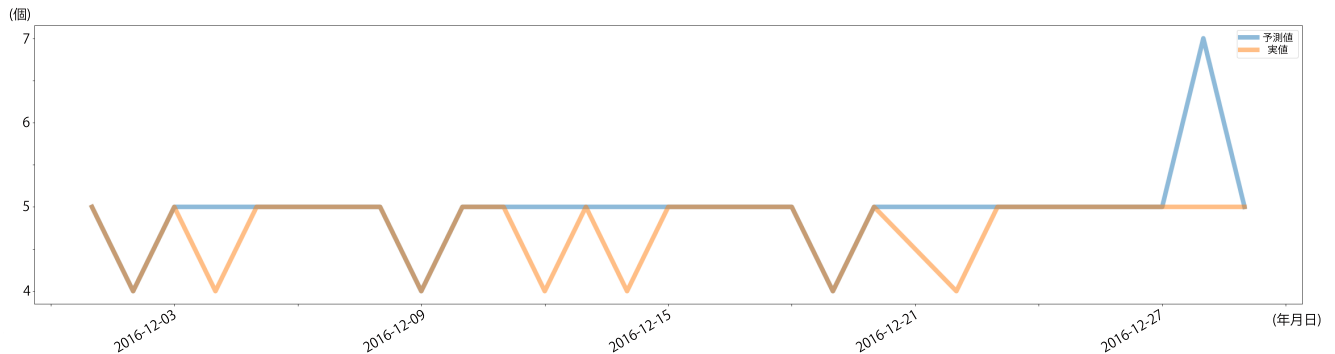


図 1 おにぎり昆布の予測値と実値

分析を行う。

## 2. 関連研究

### 2.1 需要予測に関する研究

今井らは、日用品市場における新製品売上予測モデルを開発した [3]。消費者調査データを元に、経験不足の人材でも新商品の予測を行えるモデルを構築している。Victor らは、ソーシャルメディアを用いた個人消費の予測手法を提案した [4]。ソーシャルメディアによる購入意思と意味ベクトルを用いた回帰モデルを作成し、消費支出を予測する。Xiaotong らは、パーソナリティ分析を用いた購買行動を理解するための計算手法提案した [5]。性格特性、消費嗜好、商品の属性間の相互作用のような購買行動をモデル化している。若林らは、ディープラーニングを用いた顧客の購買行動予測の検討を行った [6]。EC サイト上における顧客のアクセス行動をディープラーニングで学習し、顧客の購買行動を予測する。いずれの研究においても、顧客の属性や行動を用いた需要予測を行っている。本研究では、POS データを用いて需要予測を行い、精度ごとの POS データの特徴を分析する。

### 2.2 POS データを用いた需要予測に関する研究

Rakesh らは、大規模な購買データの相関ルールの抽出手法を提案した [7]。相関ルールマイニングと剪定関数を組み合わせることで、データベースにおいて 5% 以上存在しているアイテムセットを発見する。宗形らは、推定マーケットデータを用いた消費財系新製品の需要予測手法を提案した [8]。短期間のデータを用いて、製品寿命と累積総需要量から需要予測を行う。石垣らは、購買行動に関する

大規模データの融合による顧客行動予測システムを開発した [9]。POS データと顧客へのアンケート結果を用いて、顧客の購買行動を計算モデル化している。Yi らは、統計的学習理論を用いた消費者の購買行動の予測手法を提案した [10]。POS データと RFID による店内行動から、SVM を用いて購買行動を予測する。いずれの研究においても、売上予測は可能であるという結果が示されているが、特定の種類の商品を対象としており、全ての商品に対応できるかはわからない。本研究では、POS データを用いて予測できる商品と予測できない商品にどのような特徴があるか分析を行う。

## 3. 予測精度による商品の統計的な特徴分析

### 3.1 分析内容

本研究では、POS データを用いて需要予測精度の向上しない商品の統計的特徴の分析を行う。2015 年 12 月～2016 年 11 月のデータを用いて、2016 年 12 月の売上を予測し、予測精度が高い商品と低い商品の特徴を分析する。対象商品は特定の 1 店舗における 55228 商品の内、365 日以上売上記録のある商品 532 個としている。理由として、データが少ないと十分な精度が出ない可能性があるため、最低でも 1 年以上の POS データがある商品を選んでいる。需要予測にはランダムフォレストを利用し、グリッドサーチで木の数を決定した後、5 分割交差検定により精度の高いモデルを使用する。ランダムフォレストは特徴量の重要度がわかるため、どの要素が予測において重要視されたか比較できると考えたことと、外れ値や欠損値に強く、POS データを用いた予測手法に適していると考えたため、今回利用した。ランダムフォレストによる予測モデルに使用した要

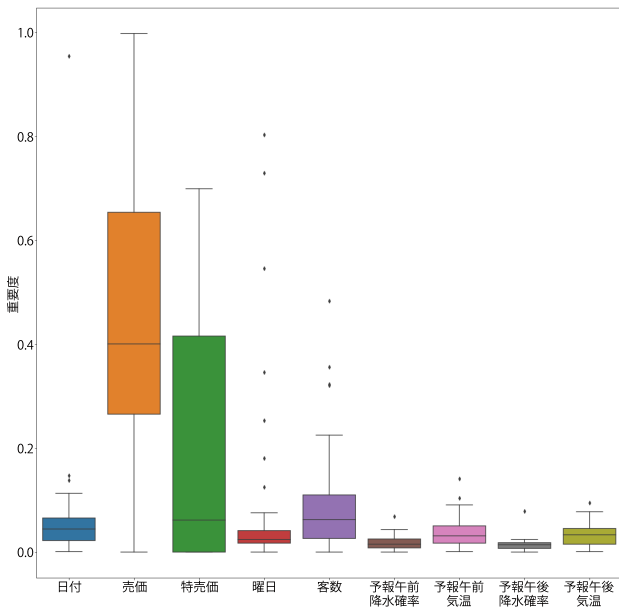


図 2 P\_A のランダムフォレストの重要度

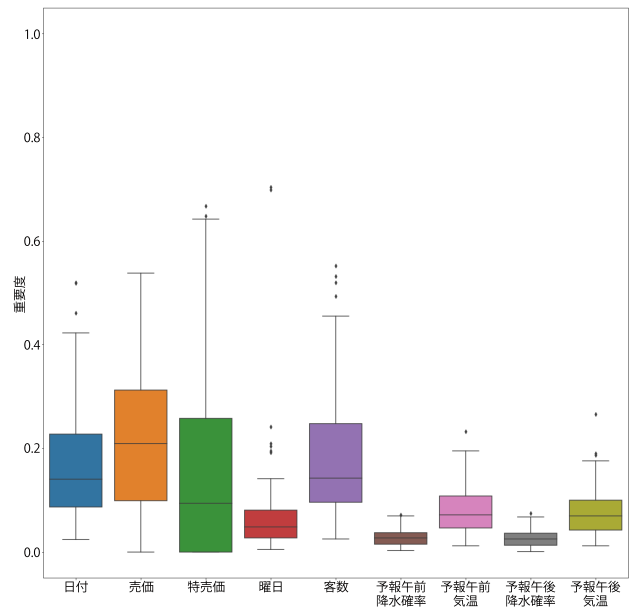


図 3 P\_D のランダムフォレストの重要度

素の一覧を表 1 に示す。曜日については、月曜から日曜を 0~6 としている。

評価指標には決定係数 ( $R^2$ ) と平均絶対誤差 (MAE), 平均二乗誤差 (RMSE) の 3 種類を用いる \*1。理由として、予備実験において決定係数のみを使用していたが、1 日だけ大きく外れているものがあると、その値によって全体の精度が悪く評価されていた。そこで、関連研究 [4][8] にて予測モデルの評価指標として用いられていた平均絶対誤差と平均二乗誤差も使用することで、評価指標によって精度に違いが出るのか調査する。決定係数は値が 1 に近いほど精度が良く、平均絶対誤差と平均二乗誤差は値が 0 に近いほど精度が良い。これらの 3 種類の評価指標による予測精度ごとに商品の特徴を分析する。今回の分析において、決定係数における「高精度」は 0.7 以上、「低精度」は 0.3 以下、平均絶対誤差と平均二乗誤差における「高精度」は 3.0 以下、「低精度」は 5.0 以上としている。各指標における閾値は、需要予測において利益が出ると考えた値を「高精度」、不利益となると考えた値を「低精度」として設定した。関連研究において、明確に精度の良し悪しを設定しているものはなかったため、閾値は今後検討する必要があると考えている。

\*1 本研究での各評価指標の定義は以下を用いる。

$$R^2 = 1 - \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y^{(i)} - y_{pred}^{(i)})^2}{Var(y)} \quad \text{Var: 分散}$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y^{(i)} - y_{pred}^{(i)}|$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y^{(i)} - y_{pred}^{(i)})^2}$$

### 3.2 分析結果と考察

表 2 に 3 種類の評価指標による精度の結果とその商品例を示す。精度の結果による組み合わせが、「全て高精度 (P\_A)」「 $R^2$  は高精度だが MAE・RMSE は低精度 (P\_B)」「 $R^2$  は低精度だが MAE・RMSE は高精度 (P\_C)」「全て低精度 (P\_D)」の 4 つに分類された。以下、それぞれ商品例を用いて結果を考察するが、具体的な商品名は伏せている。「ビール A」と「PB 牛乳」とは、決定係数において高精度であるが、平均絶対誤差と平均二乗誤差による精度においてはビール A は高精度、PB 牛乳は低精度という結果であった。この要因として、平均値と中央値の差の大きさが挙げられる。ビール A は平均値と中央値の差が 1.3 であるのに対し、PB 牛乳は差が 44 である。平均値と中央値の差が 5 以上で、決定係数では高精度だがその他 2 種類の評価指数では低精度となっている商品が 27 個中 24 個あった。これより、平均値と中央値の差が大きい商品は、平均絶対誤差と平均二乗誤差による評価を用いると低精度となる可能性が高いことがわかった。

さらに、表 2 における「おにぎり昆布」のように、決定係数では低精度だが平均絶対誤差と平均二乗誤差では高精度となる商品もあった。この要因として、ばらつきが小さい商品における外れ値の影響が挙げられる。図 1 におにぎり昆布の予測値と実値のグラフを示す。青が予測値、オレンジが実値を示している。予測値と実値がずれているのは 31 日中 7 日であり、そのずれも最大で 5 個である。決定係数は平均二乗誤差を実値の分散で割るため、実際に誤差があるのは 1 日や 2 日でも分散が小さいと精度がマイナスになってしまう。決定係数では低精度だがその他 2 種類の評価指数では高精度となっている 147 商品のうち、分散が 5 以下の商品が 137 個あった。これより、決定係数において

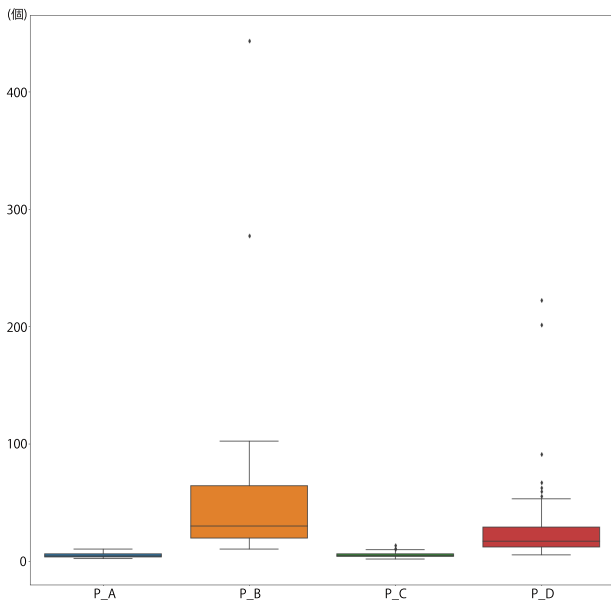


図 4 各商品群の平均販売個数

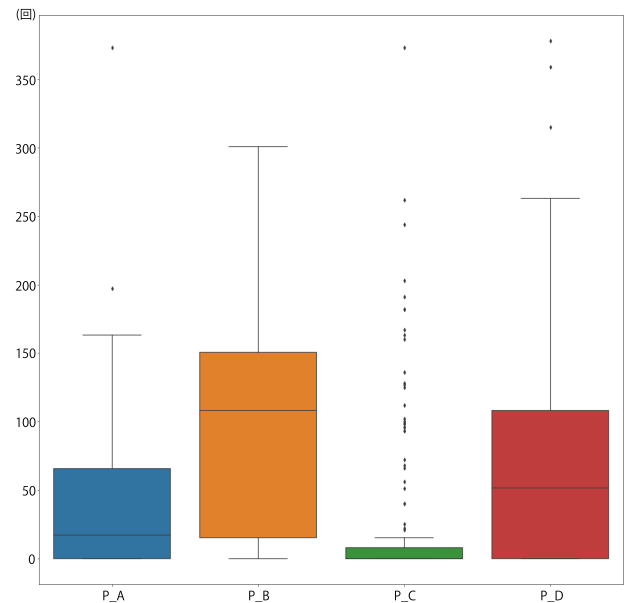


図 6 各商品群の特売回数

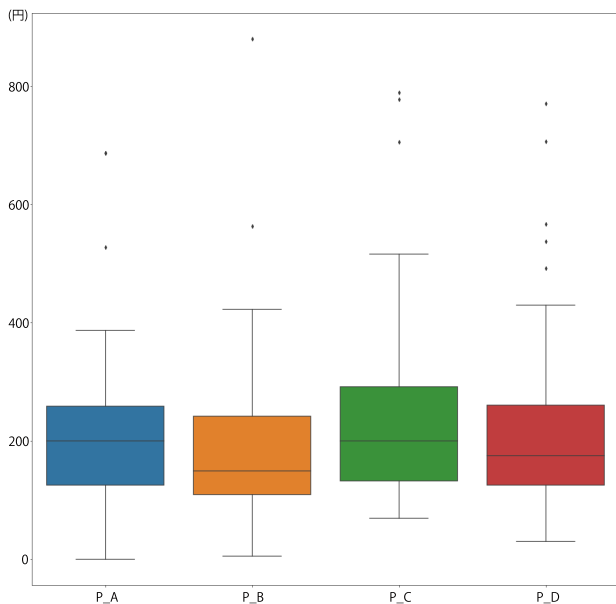


図 5 各商品群の平均売価

はほとんど予測が合ってもばらつきが小さいと少しの誤差でも低精度となる可能性が高いことがわかった。

また、表 2 における「エリンギ」のように、全ての評価指標において低精度となった商品が 86 個あった。この要因として、ランダムフォレストにおける重要度が分散していることが挙げられる。図 2 と図 3 に P\_A のランダムフォレストモデルの重要度と、P\_D のランダムフォレストモデルの重要度の図をそれぞれ示す。ひげの上端より上にある点は、外れ値を表している。P\_A は売価と特売個数の重要度が高く、売価においてはほぼ半数が 0.5 以上であるのに対し、P\_D は 0.5 以上の重要度を持つ要素がほとんどなく、様々な要素に重要度がばらけているのがわかる。こ

表 3 図 6 における各商品群の外れ値の個数

商品群	外れ値の個数 <sup>※</sup>
P_A	2(0.40)
P_B	0(0.0)
P_C	33(2.2)
P_D	3(0.35)

※ () 内は各群における割合を示している

れより、ランダムフォレストに用いた要素に特定の特徴的な要素がない場合、どの評価指標においても低精度となる可能性が高いことがわかった。これらの結果から、各群において予測手法を変えて予測を行う必要があるのではないかと考えられる。例えば、P\_A はランダムフォレストで予測可能だが、P\_B は売上個数のばらつきが大きいため、平滑化したものでモデルを作成すると高精度になる可能性がある。P\_C はばらつきが小さいのでランダムフォレストではなく移動平均などの統計手法を用いる方が高精度に予測できる可能性があり、P\_D においては、システムでは予測できないため、今まで通り人手で予測を行う。また、今回の予測に用いていない商品属性にも各群ごとに特徴がある可能性がある。その分析内容について、次の章で詳しく述べる。

## 4. 予測精度による商品の属性的な特徴分析

### 4.1 分析内容

3 章において 4 種類に分類された商品群ごとに、商品の属性的な特徴が無いからに分析を行った。今回は商品の属性となり得ると考えられる以下の 5 種類を分析した。

- 平均販売個数
- 平均売価

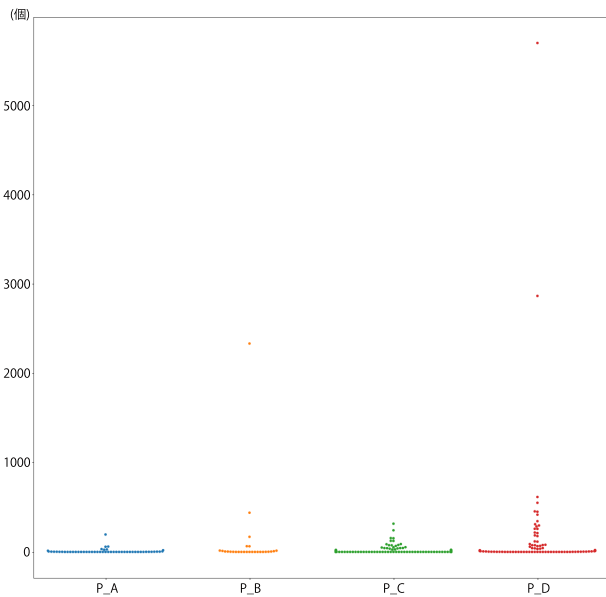


図 7 各商品群の廃棄個数

表 4 図 7 における各商品群の廃棄個数が 0 以上の商品数と平均廃棄個数

商品群	廃棄個数が 0 以上の商品数 ※	平均廃棄個数
P_A	21(4.1)	9.0
P_B	16(5.9)	116
P_C	76(5.2)	16
P_D	61(7.1)	172

※ () 内は各群における割合を示している

- 特売回数
- 廃棄個数
- ABC 分析 \*2 におけるランク

ABC 分析におけるランクは、同じ商品であっても店舗ごとに異なる可能性があり、商品属性として重要であると考えたため、今回分析に用いた。平均販売個数、平均売価、特売回数、廃棄個数のデータは全て 2015 年 12 月～2016 年 12 月のデータを用いている。ABC 分析においては、特定の 1 店舗の 55228 商品でランク付けしている。

## 4.2 分析結果と考察

### (1) 平均販売個数

図 4 に各商品群の平均販売個数を示す。平均販売個数においては、P\_A と P\_C は販売個数もばらつきも少ないのに対して、P\_B と P\_D は販売個数も多く、ばらつきも大きい結果となっていた。これより、販売個数が多い商品は平均絶対誤差と平均二乗誤差において低精度となる可能性がある。

### (2) 平均売価

\*2 ABC 分析とは、各商品の店舗における売上貢献度(重要度)を ABC でランク付けする手法である。売上の上位 7 割を占める商品を A、7 割から 9.5 割を B、それ以下を C としている。

表 5 各商品群の ABC 分析におけるランク

商品群	A ランクの個数 ※	B ランクの個数 ※	C ランクの個数
P_A	46(9.0)	5(1.0)	0
P_B	27(10)	0(0.0)	0
P_C	125(8.5)	22(1.5)	0
P_D	85(9.9)	1(0.1)	0

※ () 内は各群における割合を示している

図 5 に平均売価を示す。平均売価は、どの商品群においてもほとんど変わらない結果となった。このことから、価格帯は予測精度において関係がないことがわかった。

### (3) 特売回数

図 6 に特売回数を示す。特売回数は各群において違いが見られた。P\_B が一番特売回数が多く、その次に P\_D が多かった。これは先述した平均販売個数の多さに関係していると考えられる。特売日は通常の値段の日よりも多く売れる傾向があり、その特売日が P\_A と P\_C より P\_B と P\_D の方が多いため、平均販売個数も同様の傾向となった可能性がある。P\_C は特売回数が他の群に比べて非常に少ないが、外れ値 \*3 が多かった。表 5 に、図 6 における各商品群の外れ値の個数を示す。他の商品群は 1 割にも満たない数だが、P\_C は 2 割あることがわかる。これより、回数が少ない商品と回数が多い商品が混在している可能性がある。

### (4) 廃棄個数

図 7 に廃棄個数を示す。どの商品群も 0 個がほとんどであるが、P\_D の廃棄個数が多い傾向があった。表 4 に、図 7 における各商品群の廃棄個数が 0 以上の商品数と平均廃棄個数を示す。P\_D は他の商品群と比べて、廃棄がある商品数の割合が高く、平均廃棄個数も多いことがわかる。この結果から、予測精度の悪い商品は、人手による仕入れにおいても判断が難しく、廃棄個数が多くなっている可能性がある。

### (5) ABC 分析におけるランク

表 5 に各商品群の ABC 分析におけるランクを示す。どの商品群も A ランクが 8 割以上という結果となった。これは、今回対象としているのが 2015 年 12 月～2016 年 12 月の期間において 365 日以上売上記録がある商品のため、毎日売れている商品は売上総額が上位となる可能性が高いことが考えられる。しかし、同じ A ランクの商品であっても予測精度に違いがあり、同様のことが B ランクと C ランクの商品でも起こる可能性がある。

これらの結果から、各商品群には商品属性的な特徴もある可能性があることがわかった。これより、その商品の属性的な特徴からも予測システムによって予測できるかでき

\*3 外れ値は、「第 3 四分位 + 1.5 × 四分位範囲」より大きい値と定義している。



表 6 各商品群における評価指標の精度

商品群	決定係数	平均絶対誤差	平均二乗誤差
P_A	○	○	○
P_B	○	×	×
P_C	×	○	○
P_D	×	×	×

ないかの判断の手がかりになると考えられる。

#### 4.3 今後の課題

今後の課題としては、さらに商品の属性となり得る要素がないか分析を行うと共に、需要予測システムに入力する前に商品をどの手法を用いて予測すべきかを判断する分類器の作成が挙げられる。これより、最も予測精度が高い手法を用いて各商品の需要予測を行い、予測精度が悪い商品はシステムを利用しないようにする。現段階で考えられることを以下に述べる。

- 統計的特徴と商品属性による分類

特徴となる要素を用いて作成した分類器に商品の POS データを入力し、どの手法を用いて予測を行うべきかを分類する。分類器に用いる手法は現在検討中である。

- 各商品にあわせた手法による予測

分類器によって分けられた商品を、それぞれ最適な手法を用いて需要予測を行う。予測手法についてはランダムフォレストと移動平均を想定している。どちらにも当てはまらない商品は、セルワンバイワン方式(売れた数だけ発注する)か人手による予測を想定している。

また、今回評価指標として決定係数と共に平均絶対誤差と平均二乗誤差を用いたが、平均絶対誤差と平均二乗誤差の精度傾向が似ている結果となった。表 6 に各商品群における評価指標の精度を示す。○が高精度、×が低精度であることを表している。平均絶対誤差と平均二乗誤差の精度は各商品群において同じ結果であることがわかる。これより、小売店の需要予測において、どちらの方が評価指標として最適なのか検討する必要がある。

#### 5. おわりに

本研究では、POS データを用いて需要予測精度の向上しない商品の統計的特徴の分析を行った。商品ごとに需要予測を行い、予測精度が高い商品と低い商品の特徴を分析する。ランダムフォレストによる 3 種類の指標を用いた予測精度の結果から、「全て高精度」「 $R^2$  は高精度だが MAE・RMSE は低精度」「 $R^2$  は低精度だが MAE・RMSE は高精度」「全て低精度」の 4 つに分類された。売上個数のばらつきやランダムフォレストの重要度等が精度に影響していることがわかった。これより、各群において予測手法を変えて予測を行う必要があるのではないかと考えられる。

また、今回の予測に用いていない商品属性にも各群ごと

に特徴がある可能性があるため、4 種類に分類された商品群ごとに、商品の属性的な特徴が無いかさらに分析を行った。その結果から、各商品群には商品属性的な特徴もある可能性があることがわかった。これより、その商品の属性的な特徴からも予測システムによって予測できるかできないかの判断の手がかりになると考えられる。今後は、さらに商品の属性となり得る要素がないか分析を行うと共に、需要予測システムに入力する前に商品をどの手法を用いて予測すべきかを分類する分類器を作成する。

#### 参考文献

- [1] 柳沢滋：在庫管理のはなし，日科技連出版社 (1988).
- [2] 渡邊小百合，吉野孝，平野隼己，松山浩士：POS データを用いた商品の需要予測の検討，2018 年電子情報通信学会，p.97(2018).
- [3] 今井秀之，山岡俊樹：日用品市場における新製品売上予測モデルの構築，日本感性工学会論文誌，vol.10. No2, pp.63-71(2011).
- [4] Victor Pekar, Jane Binner: Forecasting Consumer Spending from Purchase Intentions Expressed on Social Media, Proceedings of the 8th Workshop on Computational Approaches to Subjectivity, Sentiment and Social Media Analysis, pp.92-101(2017).
- [5] Xiaotong Liu, Anbang Xu, Rama Akkiraju, Vibha Shinha: Understanding Purchase Behavior through Personality-driven Traces, CHI EA' 17 Proceedings of the 2017 CHI Conference Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems, pp.1837-1843(2017).
- [6] 若林憲人，生田目崇：ディープラーニングを用いた購買予測の研究，日本ソーシャルデータサイエンス論文誌 1 巻第 1 号，pp.48-57(2017).
- [7] Rakesh Agrawal, Tomasz Imielinski, Arun Swami: Mining Association Rules between Sets of Items in Large Databases, SIGMOD '93 Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD international conference on Management of data, pp.207-216(1993).
- [8] 宗形聡，齋藤邦夫，樋地正浩：推定マーケットデータを使用した消費財系新製品の需要予測手法，情報処理学会研究報告情報システムと社会環境 (IS)，pp.1-8(2004).
- [9] 石垣司，竹中毅，本村陽一：日常購買行動に関する大規模データの融合による顧客行動予測システム 実サービス支援のためのカテゴリマイニング技術，人工知能学会論文誌 26 巻 6 号 D，pp.670-681(2011).
- [10] Yi Zuo, A B M Shawkat Ali, Katsutoshi Yada: Consumer Purchasing Behavior Extraction Using Statistical Learning Theory, 18th International Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information & Engineering Systems - KES2014, pp.1464-1473(2014).