

# ID-POS データの属性を活用可能とした標準化 PI 値の提案と商品の特徴探索

## Proposal of Standardized Purchase Index(PI) and Product Features Exploring Method by Enabling the Use of ID-POS Data Attributes

中村 綾乃<sup>†</sup> 吉野 孝<sup>††</sup> 松山 浩士<sup>†††</sup> 貴志 祥江<sup>††††</sup> 大西 剛<sup>††††</sup>  
Ayano Nakamura Takashi Yoshino Koji Matsuyama Sachie Kishi Takeshi Onishi

### 1. はじめに

消費者が小売店に訪問し、売り場で購入する商品を決めている割合は約 8 割と言われている [1]。顧客のニーズに適した「売れる売り場づくり」を考慮することで、小売店の売上に貢献できると考えられる。そのため、小売店における商品陳列の配置決めを行う棚割りの設計は非常に重要である。

棚割り設計とは、小売店の現状の売上分析から最適な商品選定を行い、商品の陳列方法や陳列する商品数を決定するものである。棚割り設計は専門的な知識を持った経験のある小売店の従業員が全て手作業で行っているという現状がある。つまり、陳列商品の選定は従業員の経験に頼っている。そのため、経験の浅い従業員ではより売上を上げるための商品選定が容易ではない。そこで、商品の潜在的な特徴を ID-POS データから捉えることで商品選定の意思決定補助になると考えた。商品の特徴を探索し、商品について理解を深めることで、より最適な商品選定につながると考えている。そこで、本研究は ID-POS データから商品の特徴探索を行う。

本研究では、商品の PI 値に着目した。PI 値<sup>1)</sup>とはレジ通過客 1000 人当たりの購買指数を表す数値である。売上数量と売上金額に対して用いられ、PI 値が高いほど、商品の購入可能性が高いといった予測が可能である。我々は PI 値と ID-POS データに格納されている情報に着目した。ID-POS データとはレジ等で収集されるレシートデータであり、顧客の購入物、年齢、性別などが自動で蓄積される。ID-POS データは年齢や性別などの属性情報と来店時間や購買総額などの購買行動の情報がデータとして格納されていることが特徴的である。また、ID-POS データを使った分析では、顧客軸での商品力や売り場評価に使われる分析など、顧客の購買行動を読み解く分析が特徴的である。そこで、本研究では、ID-POS データをデモグラフィック情報<sup>2)</sup>として捉え直し、従来の売上数量 PI 値だけでなく、性別 PI 値などの属性ごとに PI 値を算出する。そして、属性ごとに算出した PI 値を標準化した「標準化 PI 値」という概念を提案する。標準化 PI 値を用いた分析の特徴は、ID-POS データの顧客属性を使用した点と属性ごとに算出した PI 値を標準化した点にある。属性ごとに算出した PI 値を標準化したことで、

ID-POS データの分析結果を、特定商品や特定店舗と顧客特性の直接的な関係の説明から切り離し、統計学的立場から説明が可能になった。そのことにより、価値のある標準化 PI 値の分布パターンが発見された場合、そのパターンを用いて様々な商品や店舗を評価できる知見の一般化ができる可能性があると考えている。つまり、標準化 PI 値を用いた分析を行うことで、従来の PI 値よりもより詳細な商品の特徴を捉えられる可能性を考えている。本研究では標準化 PI 値を用いることで商品の特徴探索方法について検討する。

### 2. 関連研究

Hashimoto らは ID-POS データを用いて商品間の関係を視覚化できるシステムを構築した [4]。このシステムでは共起ネットワークを使用して商品間の関係を可視化している。原田らは、ID 付き POS データによる購買行動の季節変化の分析と可視化を行った [5]。ID 付き POS データから、購買行動が月の経過と共にどのように変化しているかをモデリングし、可視化している。Bhagawan らは階層型クラスタリングとアソシエーション分析を用いて顧客と商品の購入パターンについて分析を行った [2]。顧客の分析を階層型クラスタリング、商品の購入パターンについてアソシエーション分析を行い、それぞれの結果から顧客と商品の購入パターンを導き出した。Alessandro らはニューラルネットワークを用いて商品棚に配置されている商品の売上数量等の情報を用いて、売上予測を行った [3]。これらの研究では POS データの顧客情報や売上数量等の商品情報を用いて商品に関する分析を行っている。本研究では ID-POS データをデモグラフィック情報と捉え、商品の属性ごとの PI 値を算出する。そして、属性ごとに算出した PI 値の標準化を行い、標準化 PI 値を用いて商品の特徴を探索する点が異なる。

### 3. 分析方法

#### 3.1 使用データ

POS データとは、商品がレジで購入されるときデータのことであり、使用するデータは、株式会社オークワで収集された 2020 年 9 月 21 日から 2020 年 12 月 20 日の POS データである。店舗は、和歌山県内にある 1 店舗を対象としている。ID-POS データとは、誰がいつ何を購入したのかが分かるデータである。<sup>3)</sup>日付、RECNO<sup>4)</sup>、加工コード<sup>5)</sup>、年代、性別、各商品の部門コードやラインコード、クラスコードなどの詳細情報、JAN コード<sup>6)</sup>や売上金額・数量、見

<sup>†</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

<sup>††</sup> 和歌山大学システム工学部, Faculty of Systems Engineering, Wakayama University

<sup>†††</sup> 株式会社サーバーリンクス, Cyber Links Co., Ltd.

<sup>††††</sup> 株式会社オークワ, Okuwa Co., Ltd.

<sup>1)</sup> PI 値: Purchase Index の略。PI 値の算出式は以下である。

PI 値=(売上数量/客数) × 1000

<sup>2)</sup> デモグラフィック情報とは、性別や年齢など人口統計学的な総称のこと。

<sup>3)</sup> 匿名データである

<sup>4)</sup> レシートに 1 枚ずつ付けられた番号

<sup>5)</sup> RECNO に紐づき、会員である顧客を識別するための番号

<sup>6)</sup> 商品を識別するために付けられた番号

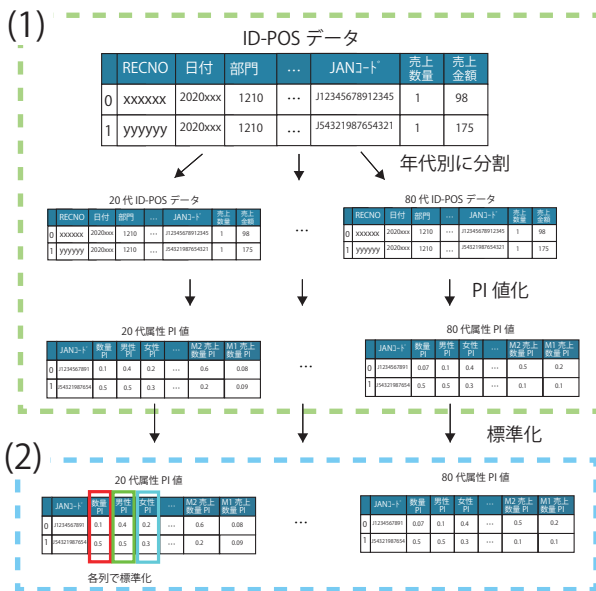


図 1: 標準化 PI 値の算出方法

切り<sup>7</sup>金額・数量, 特売<sup>8</sup>金額・数量, 商品の定価が記載されている。

### 3.2 分析方法

PI 値を用いた商品の特徴を探索するために ID-POS データを用いて多種類の標準化 PI 値を算出した。標準化 PI 値とは ID-POS データに格納されている性別や年齢などのデモグラフィック情報と捉え直すことにより、ID-POS データの属性ごとに売上数量 PI 値を算出し、標準化することである。図 1 に標準化 PI 値の算出の流れを示す。図 2 に標準化 PI 値を用いた商品の特徴探索方法の流れを示す。

#### 3.2.1 標準化 PI 値の算出

##### (1) PI 値の算出 (図 1(1))

図 1(1) に示した PI 値の算出を行う。ID-POS データに格納されているデモグラフィック情報を用いて属性ごとに売上数量 PI 値を算出する。

従来の小売店では各商品の売上数量 PI 値と売上金額 PI 値のみを算出して商品の特徴を捉え、購買予測を行っていた。そこで、本研究では属性ごとに PI 値を算出することで商品の売り上げ傾向を細分化することが可能になり、商品の特徴を捉えることが可能ではないかと考えた。そこで ID-POS データの「月」「日(曜日)」「年代」「性別」「売上数量」「売上金額」を使用し、「月別売上数量 PI 値」「年代別売上数量 PI 値」「曜日別売上数量 PI 値」「性別売上数量 PI 値」「ランク別売上数量 PI 値」の属性ごとの売上数量 PI 値を算出した。表 1 に算出した属性ごとの売上数量 PI 値を記す。

<sup>7</sup>数量：売上数量の内、見切りされた商品、金額：定価からいくら見切って販売したか

<sup>8</sup>チラシ、タイムバーゲン、朝市、値引き券、クーポンで購入された商品

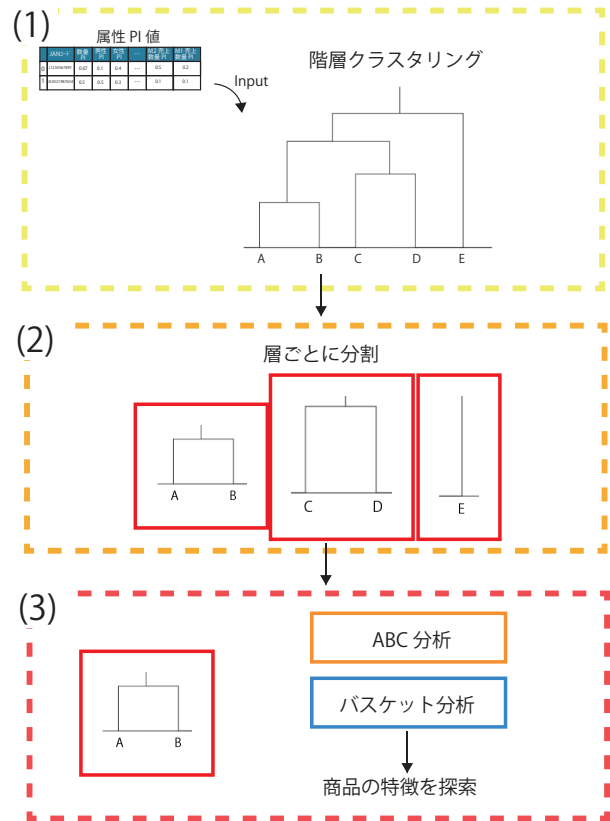


図 2: 商品の特徴探索方法

「月別売上数量 PI 値」とは 1 カ月ごとの売上数量 PI 値である。本研究では 2020 年 9 月から 12 月の ID-POS データを使用している。そこで、各月の売上数量 PI 値を算出した。表 1 に月別売上数量 PI 値の種類を示す。

「年代別売上数量 PI 値」とは年代別の売上数量 PI 値である。本研究で使用している ID-POS データは 10 代ごとに年齢が刻まれており、10 代から 80 代の年齢情報が記載されている。そこで、各年代の売上数量 PI 値を算出した。表 1 に年代別売上数量 PI 値の種類を示す。

「曜日別売上数量 PI 値」とは曜日による売上数量 PI 値である。ID-POS データには日付情報が記載されている。日付情報から曜日を算出し、曜日による売上数量 PI 値を算出した。表 1 に曜日別売上数量 PI 値の種類を示す。

「性別売上数量 PI 値」とは性別による売上数量 PI 値である。ID-POS データには男性、女性の性別情報が記載されている。そこで、性別による売上数量 PI 値を算出した。表 1 に性別売上数量 PI 値の種類を示す。

「ランク別売上数量 PI 値」とは購入金額によって顧客をランクづけた、ランクによる売上数量 PI 値である。ランクとは顧客の 1 カ月の購入金額の合計を用い、顧客のランク付けを行っている。本研究では一カ月の購入金額を対象とし、「M5:40000 円以上購入顧客、M4:30000 円以上 40000 円未満購入顧客、M3:20000 円以上 30000 円未満購入顧客、M2:10000 円以上 20000

表 1: 属性ごとの標準化 PI 値の種類

標準化 PI 値名	種類
月別売上数量 PI 値	9 月売上数量 PI 値, 10 月売上数量 PI 値, 11 月売上数量 PI 値, 12 月売上数量 PI 値
性別売上数量 PI 値	男性売上数量 PI 値, 女性売上数量 PI 値
曜日別売上数量 PI 値	月曜売上数量 PI 値, 火曜売上数量 PI 値, 水曜売上数量 PI 値, 木曜売上数量 PI 値, 金曜売上数量 PI 値, 土曜売上数量 PI 値, 日曜売上数量 PI 値
年代別売上数量 PI 値	10 代売上数量 PI 値, 20 代売上数量 PI 値, 30 代売上数量 PI 値, 40 代売上数量 PI 値, 50 代売上数量 PI 値, 60 代売上数量 PI 値, 70 代売上数量 PI 値, 80 代売上数量 PI 値
ランク別売上数量 PI 値	9 月 M1 売上数量 PI 値, 9 月 M2 売上数量 PI 値, 9 月 M3 売上数量 PI 値, 9 月 M4 売上数量 PI 値, 9 月 M5 売上数量 PI 値 10 月 M1 売上数量 PI 値, 10 月 M2 売上数量 PI 値, 10 月 M3 売上数量 PI 値, 10 月 M4 売上数量 PI 値, 10 月 M5 売上数量 PI 値 11 月 M1 売上数量 PI 値, 11 月 M2 売上数量 PI 値, 11 月 M3 売上数量 PI 値, 11 月 M4 売上数量 PI 値, 11 月 M5 売上数量 PI 値 12 月 M1 売上数量 PI 値, 12 月 M2 売上数量 PI 値, 12 月 M3 売上数量 PI 値, 12 月 M4 売上数量 PI 値, 12 月 M5 売上数量 PI 値

円未満購入顧客, M1:10000 円未満購入顧客」に分類し, 顧客のランク付けを行った. そして, 月ごとに M1 から M5 の売上数量 PI 値を算出した. 表 1 にランク別売上数量 PI 値の種類を示す.

(2) 属性ごとに算出した PI 値の標準化 (図 1(2))

次に (1) で算出した様々な属性ごとの PI 値を用いて, PI 値の標準化を行う. 各商品の売上数量は大きさが異なる. そのため, 算出した PI 値をそのまま用いると売上数量が多い商品と少ない商品では PI 値のばらつきが大きくなる. PI 値のばらつきが大きいと売上数量に依存してしまい, 商品間の結果が偏ってしまう恐れがある. そこで商品の売上数量の平均と分散を考慮するため, (1) で算出した属性ごとの PI 値を, 下記の式を用いて標準化を行う. 本研究では, 属性ごとに算出した PI 値を, 下記の式を用いて標準化し, 算出した PI 値を「標準化 PI 値」としている.

$$x_i^{std} = \frac{x_i - \mu}{\sigma}$$

$x_i$  : 特徴量内の各値

$\mu$  : 特徴量内の平均値

$\sigma$  : 特徴量内の標準偏差

3.2.2 商品の特徴探索の分析方法

(1) 階層クラスタリング (図 2(1))

図 1 で求めた標準化 PI 値を使用し, 階層クラスタリングを用いた商品の分類を行う (図 2).

階層クラスタリングとは似ている特徴を持ったもの同士の距離が近くなるようにグルーピングしていく手法である. 似ている特徴を持ったもの同士のグルーピングを繰り返し, 最終的にひとつに樹形図になる. 本研究ではウォード法を用いて階層クラスタリングを実施した. 図 1(2) で算出した標準化 PI 値を用いて階層クラスタリングを行う.

(2) クラスタリング結果の分割 (図 2(2))

(3) で行った階層クラスタリングの結果を用いて, 最適な考察ができるように層ごとに分割する.

(3) クラスタリング結果の分割 (図 2(3))

クラスタリングの結果を用いて商品間の関係の考察を行う 2. ABC 分析<sup>9)</sup>とバスケット分析<sup>10)</sup>を用いて商品間の特徴を探索する.

本研究ではカップラーメンの商品を用いて分析を行った. カップラーメンの種類は 294 種類である.

4. 分析結果

4.1 標準化 PI 値の算出結果

4.1.1 標準化 PI 値の結果

3.2.1 項で説明した標準化 PI 値を算出する. 本研究ではカップラーメンを対象に分析を行っている. そこで, カップラーメンの中で最も売上数量が多い「焼きそば A」の標準化 PI 値の算出結果を示す. 図 3 に焼きそば A の属性ごとに算出した PI 値の結果を示す. x 軸が属性ごとの PI 値の種類, y 軸が PI 値である. 図 4 に焼きそば A の標準化 PI 値を標準化した結果を示す. x 軸が標準化 PI 値の種類, y 軸が標準化 PI 値である<sup>11)</sup>.

4.1.2 結果と考察

図 3 と図 4 を比較する. 標準化前である図 3 は各属性によって PI 値の大きさが大きく異なる. 例えば, 図 3 年代別 PI 値では 10 代売上数量 PI 値が非常に小さく, 70 代売上数量 PI 値が大きくなっている. これは 10 代と 70 代の来店者数が異なるためである. つまり, 10 代は来店者数が少な

<sup>9)</sup>ABC 分析とは商品の売上高に応じて「A」「B」「C」のランクに分けることで, 売上に貢献している商品と売上に貢献していない商品を明確化する手法

<sup>10)</sup>バスケット分析とは顧客の併売行動を分析し, 傾向をとらえる手法.

<sup>11)</sup>標準化 PI 値は, 標準正規分布になる. 図 4 の焼きそば A はカップラーメンの中で最も売上数量が多いため, 大きな値となっている.

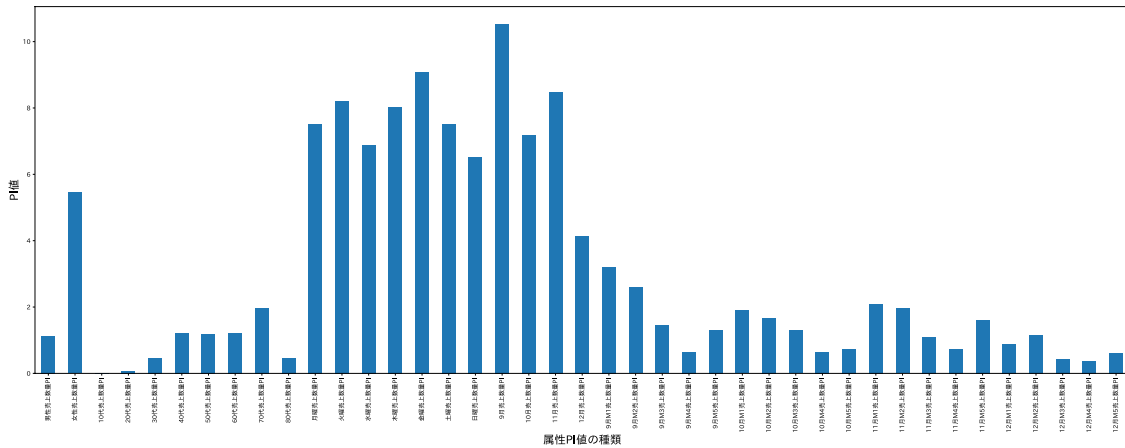


図 3: 焼きそばAの属性ごとに算出したPI値の結果

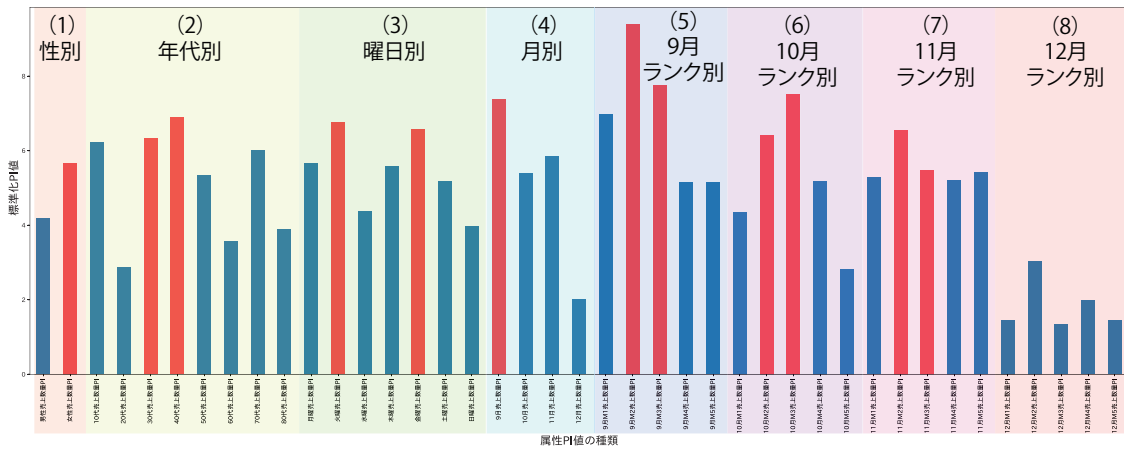


図 4: 焼きそばAの標準化PI値の結果

いため売上数量も少なくなり、PI値も小さくなる。70代は10代に比べ、来店者数が多いため売上数量も10代よりも多くなり、PI値も大きくなる。つまり、必然的に来店者数の少ない10代のPI値が小さくなるため、10代に売れやすい商品であるかどうか不明確である。

そこで、属性ごとの算出したPI値の標準化を行った標準化PI値を算出した。図4が標準化PI値の結果である。属性ごとのPI値の平均が0、分散が1になるため、来店者数に依存しないPI値の作成が可能である。例として、図4年代別PI値を挙げる。標準化前では10代売上数量PI値が非常に小さく、10代に購入されやすい商品であるかわからなかった。しかし、図4より、10代売上数量PI値が大きいことが分かる。つまり、焼きそばAは20代と比べると10代に購入されやすいと考えられる。このように、標準化を行った標準化PI値を用いることで各属性の来店者数に依存せず、客観的な商品の特徴を捉えることが可能である。

次に焼きそばAの標準化PI値の結果について考察を行う。

図4の赤色の棒グラフに着目する。図4(1)の範囲内の赤い棒グラフは女性売上数量PI値である。つまり、焼きそばAは男性よりも女性に購入されやすい傾向であることが分

かる。図4(2)の範囲内の赤い棒グラフは左から30代売上数量PI値、40代売上数量PI値である。40代売上数量PI値が最も高いことから、焼きそばAは40代に最も購入されやすい傾向にあることが分かる。また、30代売上数量PI値、40代売上数量PI値のPI値が高い。つまり、子育て世代の年代に好まれる商品であることが分かる。図4(3)の範囲内の赤い棒グラフは火曜売上数量PI値と金曜売上数量PI値である。焼きそばAは火曜日と週末の金曜日に購入されやすい傾向であることが分かる。図4(4)の範囲内の赤い棒グラフは9月売上数量PI値である。焼きそばAは9月によく売れやすい傾向にあった商品であることが分かる。図4(5)の範囲内の赤い棒グラフは9月M2ランク別売上数量PI値と9月M3ランク別売上数量PI値である。図4(6)の範囲内の赤い棒グラフは10月M2ランク別売上数量PI値と10月M3ランク別売上数量PI値である。図4(7)の範囲内の赤い棒グラフは11月M2ランク別売上数量PI値と11月M3ランク別売上数量PI値である。これらのことから焼きそばAはM2やM3に属する顧客からよく購入されやすい傾向であることが分かる。

これらのことから焼きそばAは30代、40代の女性によ

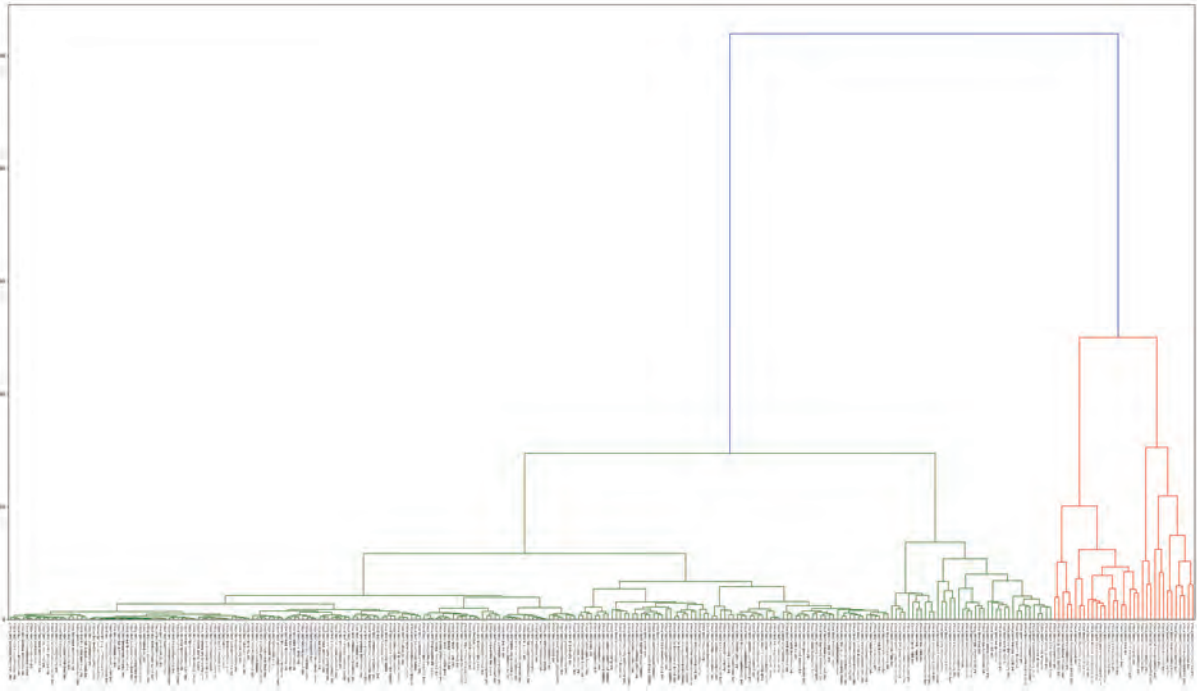


図 5: 60 代のクラスタリングの結果

く購入されると予測できる。つまり、子育て世代の主婦層に購入されやすいと考えられる。また、M2 や M3 に属する顧客によく購入されると予測できる。M2 に属する 10000～19999 円購入する顧客である。M3 に属する顧客は 20000～29999 円購入する顧客である。つまり、ID-POS データの対象店舗にある程度来店される顧客であると考えられる。一方、焼きそばAは M4 や M5 の売上数量 PI 値は高くならなかった。つまり、小売店によく来店する優良顧客はあまり購入していないことがわかる。焼きそばAはある程度小売店に来店する、子育て世代の主婦層に購入されやすいという特徴を持った商品であると考えられる。

このように、標準化 PI 値を算出することで商品の特徴を捉えることが可能である。

## 4.2 商品の特徴探索の結果

### 4.2.1 クラスタリングの結果

3.2.2 項で記した標準化 PI 値を用いた階層クラスタリングを行った。本章では年代別の商品の特徴について探索するため、ID-POS データに記載されている「年代」の情報を用い、10 代から 80 代の年代別にデータの分割を行った。ID-POS データを 10 代から 80 代の年代別に分割し、各年代によって「月別売上数量 PI 値」「性別売上数量 PI 値」「曜日別売上数量 PI 値」「ランク別売上数量 PI 値」を算出した。本研究で使用している ID-POS データは 60 代の顧客数が最も多いため、小売店にとって着目すべき顧客層である。そこで、本稿では最も顧客数が多い 60 代に着目し、60 代の階層クラスタリングの結果を記す。

図 5 に 60 代のクラスタリングの結果を示す。x 軸が商品の種類、y 軸が商品同士の距離である。太い赤線は商品ごとの標準化 PI 値の平均を表す。クラスタリングの結果から 6 つのクラスターに分割した結果を図 6 に示す。

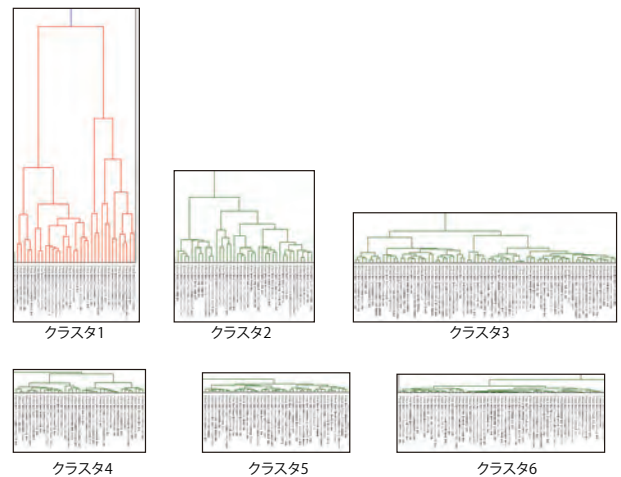


図 6: 各クラスタの結果

### 4.2.2 結果と考察

60 代のクラスタリングを行った結果を用いて考察を行う。クラスタ 6 は 6 つのクラスタの中で最もクラスタ内の商品の特徴が顕著に表れた。本稿ではクラスタ 6 のみに焦点を当て、考察を行う。

図 7 にクラスタ 6 に属する各商品の各標準化 PI 値の可視化した図を示す。x 軸は各標準化 PI 値を示し、y 軸は PI 値を示す。また、各線は各商品を示す。太い赤線は各商品の各標準化 PI 値に対する平均値を示す。

図 7 より、クラスタ 6 は各月の商品数が少ない。つまり、月ごとに入れ替わりがある期間限定商品が多く含まれているクラスタであることが分かる。また、図 7 より男性売上数量 PI 値が女性売上数量 PI 値よりも高い値を示している。このことから、女性客よりも男性客が多く購入しやすい商

表 2: クラスタ 6 に分類された商品のバスケット分析

商品 A	商品 B	support 値	confidence 値	lift 値
ビッグカレーラーメン	大盛そば	0.0005	0.014	0.377
ビッグシーフードラーメン	大盛そば	0.001	0.019	0.680
ビッグラーメン	大盛そば	0.002	0.038	1.321
ビッグラーメン	ビッグシーフードラーメン	0.014	0.278	5.502

※一部抜粋

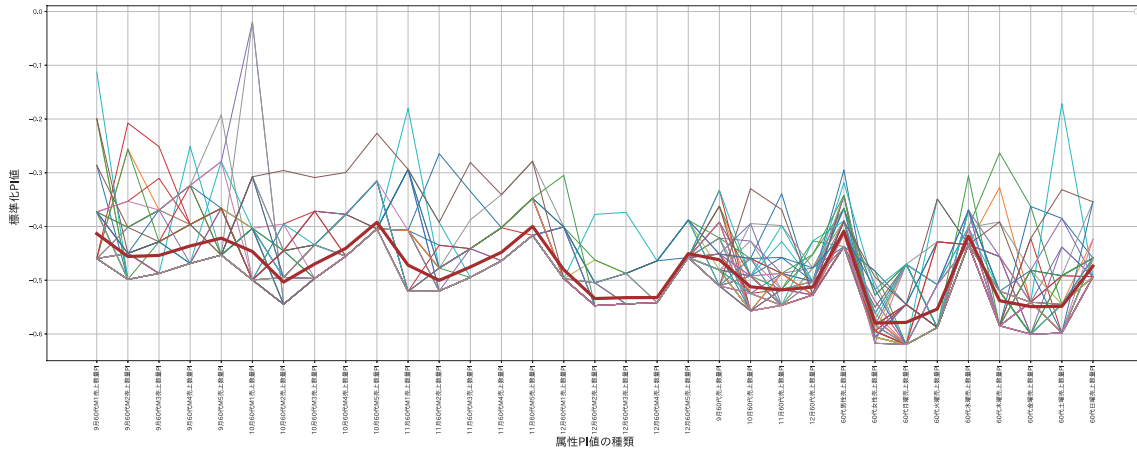


図 7: クラスタ 6 に含まれる各商品の各標準化 PI 値の結果

品が分類されていると考えられる。図 7 より, 各月の M5 ランクに属する人の PI 値が他のランクに属する人の PI 値よりも高い値を示している。つまり, 小売店をよく利用する顧客の購入数が多いと考えられる。図 6 より, 商品名を見比べると「とんこつ」や「カレー」といった濃いめの味の商品が多いことがわかる。また, ランク C に属するニッチ商品が多く分類されていることが分かる。これらの結果から, クラスタ 6 に分類された商品は 60 代の中では男性の顧客が多く購買する傾向にあり, 60 代の顧客のうち, 小売店をよく利用する顧客が期間限定商品などのカップ麺を購入しやすいと考えられる。

次にバスケット分析を用いて考察を行う。クラスタごとに分類した商品だけを用いてバスケット分析を行った。

「同じクラスタに分類された商品は PI 値が類似している。つまり, 売れ方が類似している商品同士であるため, 併売される」と仮説を立てた。そこで, 本稿ではクラスタ 6 に分類された商品を用いてバスケット分析を行った。表 2 にバスケット分析の結果を一部示す<sup>12</sup>。ビッグカレーラーメンと大盛そば, ビッグシーフードラーメンと大盛そばは lift 値が 1 以下であることから併売されない商品であることが分かった。また, ビッグラーメンと大盛そば, ビッグラーメンとビッグシーフードラーメンは lift 値が 1 以上であることから併売されている商品であることが分かった。クラスタに分類されている商品で購入内容は類似しているのに, 併売されていない商品を発見した。つまり, 仮説「同じクラスタに分類された商品は PI 値が類似している。つまり, 売れ方が類似している商品同士であるため, 併売される」は棄却される。これらの商品が併売されない原因として, 購入する顧客の傾向が異なると考えられる。そこで, バスケット

分析で lift 値が 1 以下の商品同士を近くに陳列することで傾向が異なる顧客同士が互いの商品に興味を持つのではないかと考えた。そこで, バスケット分析の lift 値が低い商品同士を利用した新たな陳列方法の提案ができると考えられる。

## 5. おわりに

本研究では ID-POS データをデモグラフィック情報としてとらえ, 属性ごとに算出した PI 値を標準化する, 「標準化 PI 値」という新たな概念を提案した。そして, 標準化 PI 値を用い, クラスタリングを行うことで, より明確な商品の特徴を捉えることが可能であることを示した。また, ABC 分析とバスケット分析を用いることで商品の特徴を捉え, 新たな商品陳列の提案が可能であることを示した。

標準化 PI 値を用いることで属性ごとの特徴を捉えることが可能であることが分かった。つまり, 標準化 PI 値を用いることで従来の PI 値では捉えることができない特徴を捉えることが可能であることを示した。また, クラスタリングを行い, クラスタごとの商品に対してバスケット分析を行った結果, 売れ方が類似している商品として分類されるが, クラスタ内で併売されていない商品を発見した。これらの商品は売れ方が類似しているため, 陳列方法を変えることで同じ嗜好を持った顧客が併売する可能性があると考えられる。

今後は新商品についての需要予測を行うことで, 陳列棚に配列する商品の意思決定補助を目指す。また, 分野が異なる商品同士のクラスタリングを行うことで異なる商品同士の類似性を探索することができ, 商品陳列の意思決定補助を目指す。

<sup>12</sup>商品名は匿名化している。

## 参考文献

- [1] 神戸大学経済経営研究所 : 消費者と非計画購買, 入手先:<[https://www.rieb.kobe-u.ac.jp/research/publication/newsletter/column\\_back-issues/file/column196.pdf](https://www.rieb.kobe-u.ac.jp/research/publication/newsletter/column_back-issues/file/column196.pdf)>, (参照日: 2022年7月5日).
- [2] Bhagawan Rokaha, Dhan Prasad Ghale, Bishun Prasad Gautam: Enhancement of Supermarket Business and Market Plan by Using Hierarchical Clustering and Association Mining Technique, International Conference on Networking and Network Applications, Vol.2018, pp.384-389(2018).
- [3] Alessandro Massaro, Valeria Vitti, Angelo Galiano: MODEL OF MULTIPLE ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS ORIENTED ON SALES PREDICTION AND PRODUCT SHELF DESIGN, International Journal on Soft Computing, Artificial Intelligence and Applications, Vol.7, No.3(2018).
- [4] Ko Hashimoto, Kohei Otake, Takashi Namatame: Proposal for a Visualization System of Purchase Relationship Using ID-POS Data, Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal, Vol.2, No.3, pp.1290-1297(2017).
- [5] 原田奈弥, 山下和也, 本村陽一: ID付POSデータによる購買行動の季節変化の分析と可視化, 人工知能学会, Vol.27, No.7, pp.1-7 (2016).