

# ID-POS データの属性を活用可能とした標準化PI値の提案

井口 拓己<sup>1,a)</sup> 中村 綾乃 吉野 孝<sup>2,b)</sup> 松山 浩士<sup>3</sup> 貴志 祥江<sup>4</sup> 大西 剛<sup>4</sup>

受付日 2024年4月3日, 採録日 2024年10月8日

**概要:** 小売店で買い物を行う顧客は店舗内において、購買意思の決定率が高い。顧客の店舗内での購買意思決定率の高い場合、品揃えなどの店舗内での商品の情報提供がより店舗の売上に貢献すると考えられるため、適した店舗内の売り場づくりを考慮することが重要である。そこで、我々はバイヤーが作成する商品リストに着目した。従来の商品リストの作成手法では、バイヤーの経験に依存していることや、世の中にある大量の商品から店舗に適した商品を選出することは困難であるという問題点がある。そこで我々は、商品の潜在的な特徴をとらえることで商品選定の意思決定補助になると考えた。本研究では、PI値とID-POSデータに格納されている顧客情報に着目した。ID-POSデータをデモグラフィック情報としてとらえ直し、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、各属性のPI値を標準化した「標準化PI値」という新たな概念を提案する。標準化PI値とコサイン類似度を用いて分析することで、潜在的な商品の特徴をとらえることができ、バイヤーの商品選定における意思決定補助の可能性があることが分かった。

**キーワード:** ID-POS データ, 商品リスト作成, PI 値, 標準化

## Proposal of Standardized PI Values that Enable Use of ID-POS Data Attributes

TAKUMI IGUCHI<sup>1,a)</sup> AYANO NAKAMURA TAKASHI YOSHINO<sup>2,b)</sup> KOJI MATSUYAMA<sup>3</sup> SACHIE KISHI<sup>4</sup>  
TAKESHI ONISHI<sup>4</sup>

Received: April 3, 2024, Accepted: October 8, 2024

**Abstract:** Customers who shop at retail stores have a high rate of purchase decision making in the store. When customers have a high in-store purchase decision rate, it is important to consider the creation of a suitable in-store sales area, because providing information about products in the store, such as product assortment, is thought to contribute more to store sales. Therefore, we focused on the product lists created by buyers. Conventional methods for creating product lists have the problems that they rely on the buyer's experience and that it is difficult to select suitable products for a store from a large number of products available in the world. Therefore, we thought that capturing the latent characteristics of products would be a decision-making aid in product selection. In this study, we focused on PI values and customer information stored in ID-POS data. We reconsider ID-POS data as demographic information and calculate PI values for each attribute, such as gender PI values, in addition to the conventional sales quantity PI values. We then propose a new concept of "standardized PI value" that standardizes the PI value for each attribute. We found that analysis using standardized PI values and cosine similarity could search for, which could be a potential decision support for buyers in product selection.

**Keywords:** ID-POS data, product listing, PI values, standardization

<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

<sup>4</sup> 株式会社オークワ  
Okuwa Co., Ltd., Wakayama 641-8501, Japan

a) iguchi.takumi@g.wakayama-u.jp

b) yoshino@wakayama-u.ac.jp

## 1. はじめに

消費者が売り場で購入商品を決めている割合は87%であり [1], スーパーマーケットに着目すると, 5割から9割が非計画購買(衝動購買)であるといわれている [2]. また, 食料品では売上の50%が衝動買いによるものであり, 買い物客の87%が衝動買いを行っている [3]. このように, 小売店で買い物を行う顧客は店舗内において, 購買意思の決定率が高いことが分かる. 顧客の店舗内での購買意思決定率の高い場合, 品揃えなどの店舗内での商品の情報提供がより店舗の売上に貢献すると考えられる. 顧客に適した情報を与えるためには, 適した「店舗内の売り場づくり」を考慮することが重要である. そのため, 店舗にあった顧客のニーズを満たす商品を仕入れる必要がある. そこで, 我々はバイヤー\*1が作成する商品リストに着目した. 商品リストとは, 世の中にある大量の商品の中から小売店の陳列棚に並べる商品を選定しリスト化したものであり, 知識のある熟練のバイヤーが勘と経験を用いて, 大量の商品の中から顧客に需要のあると思われる商品を選出することで作成する. 従来手法では, 従業員の経験に依存しているため, 経験の浅い従業員では最適な商品の選定が容易ではないといった問題点がある. また, 世の中にある大量の商品の中から店舗に適した商品を選出することは困難であるという問題点がある. そのため小売店では, 他店舗において人気ですでに売れ筋の商品を選定することが一般的であり, バイヤーの勘と経験を用いて商品の選定を行っており, どう探すのかという指標は存在しない. そこで本研究では, 従来困難であった商品選定において, バイヤーの意思決定補助を行うために, 自店舗での過去販売品と似た売れ方の傾向を示す商品を未採用商品から検索できる可能性のある新たな手法の提案を狙う.

そこで我々は, 商品の潜在的な特徴をとらえることで商品選定の意思決定補助になると考え, ID-POS データから商品の特徴探索を行った [4]. 本研究では, 商品のPI値(Purchase Index)とID-POS データに格納されている顧客情報に着目した. PI値\*2とはレジ通過客1,000人あたりの購買指数を表す数値であり, 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う予測が可能である. また, ID-POS データはレジ等で収集されるレシートデータであり, 顧客の年齢や性別に加え, 来店時間や購買総数などの購買行動の情報が格納されている. そこで, 本研究では, ID-POS データをデモグラフィック情報\*3としてとらえ直し, 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.

\*1 小売店に陳列する商品の購入や管理を行う人

\*2 PI値の算出式は以下である.

PI値=(売上数量(個)/来店客数(人))×1,000

\*3 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.

そして, 各属性のPI値を標準化した「標準化PI値」という新たな概念を提案する. 標準化PI値とコサイン類似度を用いて分析することで, 潜在的な商品の特徴をとらえることができ, バイヤーの商品選定における意思決定補助の可能性があることが分かった.

## 2. 関連研究

### 2.1 小売バイヤーに関する研究

高嶋は, マーチャンダイジング活動に関する部門間調整様式によって, 商品仕入活動局面におけるバイヤーの革新性の変化について質問票調査データを用いて分析を行った [5]. 分析の結果, 小売企業における情報同化とヒエラルキー的分割の組織アーキテクチャが, バイヤーの革新的行動を促すことを示した. 金は, 小売企業がアウトカムベースでバイヤーを管理する場合の影響について, 質問紙調査を実施し, 共分散構造分析を用いて分析を行った [6]. 分析の結果, 協動的戦略を図り, 小売企業の競争力を強めることで, 高い売上高成長率を達成していることが明らかになった. van Everdingenらは, 小売店における新商品の採用のきっかけについて線形回帰を用いて分析を行った [7]. 分析の結果, 新商品のオリジナリティが高ければ, 小売店は採用しやすいという知見が得られた. Kelemen-Erdősらは, ハンガリーの大手小売業者と国内外の小規模小売業者を対象に, バイヤーが新商品を採択するためのプロセスと, 既存商品との差別化をインタビューにより分析した [8]. 分析の結果, 新製品採用のための理論的かつ実践的なフレームワークが示された.

これらの研究では, バイヤーが新商品を採択するための判断基準や行動について分析されている. 本研究では, バイヤーについての分析を行うのではなく, ID-POS データを分析することで, バイヤーに対する新商品導入の意思決定支援を狙う.

### 2.2 小売店の棚に関する研究

Kastner-Jamsawangaらは, 顧客の目線データを収集することで, 陳列棚における顧客の購買行動の分析を行った [9]. 分析の結果, 陳列棚の中央部分に配置される商品がよく見られていることが分かった. Youngらは, 朝食用シリアルを陳列し, 顧客の陳列棚における購買傾向について分析した [10]. 分析の結果, 利益や健康などのバランスをとることは困難であり, 棚に並べるだけでは健康的なシリアルの購入を促す効果的な戦略にはならないことを示した. Czerniachowskaらは, 遺伝的アルゴリズムを用いて, 垂直方向の位置効果を考慮した実用的な棚スペース配分モデルを提案した [11]. 実験の結果, 提案モデルの適合性が示された. Massaroらは, ニューラルネットワークを用いて商品の売上数量等の情報を用いて, 売上予測を行った [12]. 予測の結果, 一般的な販売傾向やプロモーション活動を考

慮した陳列棚を毎月計画するために有用であることを示した。Doniecらは、店舗内の購買行動をシミュレーションすることで客の分析を行った [13]。この研究では、POSデータとRFIDタグを用いてシミュレーションシステムを構築し、顧客の購買行動を可視化した。

これらの研究では、棚割り設計に関する分析や棚に陳列されている商品の売上予測に関する分析を行っているが、陳列する商品の選定自体に着目されていない。本研究では、商品の各属性のPI値を算出することで、最適な売り場づくりに必要となる商品選定の意思決定支援を行う。

### 2.3 小売店における需要予測に関する研究

Pekarらは、ソーシャルメディア上で見出された購買意欲から消費者の支出をモデル化した [14]。時系列分析モデルと機械学習回帰モデルを用いた実験の結果、消費者の支出を短期的に予測するために、ソーシャルメディアのデータが有用であることを示した。Liuらは、パーソナリティ分析を用いて購買行動を理解するための計算手法を提案した [15]。商品のレビューを用いて性格特性、消費嗜好、商品の属性間の相互作用のような購買行動のモデル化を行った。Yeoらは、リターゲティングによるユーザのコンバージョン率の予測手法を提案した [16]。実世界のウェブ上のログを基に生成したデータセットを用いて広範な実験を行った結果、既存手法よりの予測精度が正確であることを示した。Huらは、過去に発売された商品と類似した、発売準備の整った新商品の顧客注文を予測する手法を提案した [17]。過去商品を製品ライフサイクル曲線にあてはめ、類似商品をクラスタリングすることで、新商品の予測が可能であることを示した。

これらの研究では、ソーシャルメディア上のデータやウェブ上の販売履歴から、商品の売上数量予測を行っている。ソーシャルメディア上のデータでは「個人の購入意思」は分かるが、購入場所や実際に購入したかなどの情報が不明であり、顧客の属性を用いた分析が不十分である。本研究では、店舗における実際のID-POSデータを利用するため、消費者がすでに購買行動を起こしており、データの信頼性が高い。また、PI値を用いた商品間の類似度分析を行うことで商品導入の可能性の分析を行う。

### 2.4 PI値に着目した研究

著本らは、1都7県に立地する287店舗のコンビニエンスストアを対象に、POSデータに基づく販売特性から分類し、その背景にある地理的要因を検討した [18]。分析のひとつにPI値を利用しており、店舗の分類を行った。鶴見らは、Twitter上のコミュニケーションとPOSデータによる商品の販売実績の関連性について、説明変数の1つにPI値を利用した回帰モデルを用いて分析を行った [19]。分析の結果、ツイートが話題性の代理指標として効果的である

と明らかにした。下山は、食品スーパーマーケットにおいて販売されているスポーツドリンクに着目し、POSデータからPI値を用いて、価格のプロモーション効果について分析した [20]。分析の際、単なるPI値だけを利用するのではなく、PI値を指数化したPI指数を説明変数として利用し、回帰分析を行った。高橋は、食品スーパーマーケットにおいて自動収集されるPOSデータをもとに、売れる新商品の効率的な同定方法を提案した [21]。PI値が時系列で変化することに着目し、新商品の需要予測のための目利きの顧客という概念を提案した。

これらの研究では、POSデータにおけるPI値を分析に利用しているが、文献 [18], [19], [20] の研究では、PI値そのものに着目しているのではなく、PI値を分析に用いる1つの指標として利用している。また、文献 [21] ではPI値に着目しているものの、実際のPOSデータを用いた分析までは行っていない。本研究では、ID-POSデータから生成されるPI値に着目し、標準化とコサイン類似度を用いて類似商品の探索を行う。

### 2.5 本研究の位置づけ

前述したとおり、小売店における様々な研究が行われており、これらの従来研究では、バイヤーの行動や商品の売上予測に関する分析が中心である。本研究では、小売店で収集されているID-POSデータとPI値を利用し、さらに属性ごとに算出したPI値を標準化する標準化PI値を提案する。この標準化PI値とコサイン類似度を用いて分析することで、商品の特徴を探索し、バイヤーの商品選定における意思決定補助を行うことを狙う。また、自店舗での過去販売品と似た売れ方の傾向を示す商品を未採用商品から発見するというアプローチで商品選定を行うソフトウェアや商談システムは存在しない。本研究では、自店舗での過去販売品と似た売れ方の傾向を示す商品を、未採用商品から検索できる可能性のある、商品の潜在的な特徴をとらえる方法として、標準化PI値を提案する。

## 3. 標準化PI値

### 3.1 データ

#### 3.1.1 使用データ概要

POS (Point Of Sales) データとは、小売店等においてレジで商品が購入されたときのデータのことであり、本研究で使用したデータは、株式会社オークワで収集された実際のデータである。データの収集期間は2020年9月21日から2022年12月20日である。また、データ収集の対象店舗は和歌山県内の2店舗 (P店, N店)、名古屋にある1店舗 (M店)、岐阜にある1店舗 (K店) の計4店舗を対象としている。

ID-POSデータとは、顧客の情報が付与されたPOSデータのことであり、誰がいつ何を購入したかが分かるデータ

である\*4。ID-POS データに記載されている商品は階層構造によって分類されている。

### 3.1.2 PI 値

本研究では商品の特徴をとらえるために商品の「PI 値」に着目した。PI 値とは、レジ通過客 1,000 人あたりの購買指数を表す数値であり、PI 値が高いほど購入客数が多い商品であると判断することが可能な指標である。PI 値の算出方法は「PI 値=(売上数量 (個)/来店客数 (人))×1,000」である。たとえば、牛乳の売上数量 10 本、来店客数 1,000 人であった場合、PI 値は 10 と算出できる。PI 値を用いることで、店舗の来店客数が予測できれば、商品の在庫管理や発注個数を定めることができるため、従来から利用されている。また、各店舗でそれぞれ PI 値を算出できるため、店舗の規模に関係なく PI 値を算出することが可能である。そのため、店舗間での PI 値の比較なども可能である。従来の小売店では各商品の売上数量 PI 値、売上金額 PI 値のみが算出されている。

### 3.1.3 ID-POS データ内のデモグラフィック情報

本研究では商品の特徴をとらえるために「デモグラフィック情報」に着目した。デモグラフィック情報とは購買者の社会的な属性を切り口にしたセグメンテーションの細分化方法のことであり、一般的に年齢や性別、職業などを示す。そこで我々は、ID-POS データをデモグラフィック情報として扱うことで人口統計学的に顧客の属性を細分化できるのではないかと考えた。本研究では、ID-POS データから取得可能である「年齢」と「性別」といった属性情報と、「来店曜日」や「来店時間」といった生活パターンの情報を、広くデモグラフィック情報としてとらえた。本研究では商品の PI 値と顧客のデモグラフィック情報を用いて後述する「標準化 PI 値」を算出することで潜在的な特徴を用いた商品の探索を行う。

## 3.2 標準化 PI 値

本研究では、PI 値を用いて商品を探索するために ID-POS データの属性を活用して多種類の標準化 PI 値を算出する。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ータをデモグラフィック情報としてとらえ直すことにより、顧客の属性を抽出することで、ID-POS データの属性ごとに売上数量 PI 値を算出し、標準化した値である。標準化 PI 値の算出方法を 3.2.1 項から述べる。

### 3.2.1 各 PI 値の生成

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。表 1 に、本研究で利用する PI 値の種類を示す。本研究では、各商品の「年代別売上数量」「性別売上数量」「曜日別売上数量」「時間帯別売上数量」を算出する。各 PI 値についての説明

表 1 属性ごとの売上数量 PI 値の種類

Table 1 Type of sales volume PI value per attribute.

標準化 PI 値名称	種類
年代別売上数量 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
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	Mon 売上数量 PI 値
	Tue 売上数量 PI 値
	Wed 売上数量 PI 値
	Thu 売上数量 PI 値
	Fri 売上数量 PI 値
	Sat 売上数量 PI 値
	Sun 売上数量 PI 値
時間帯別売上数量 PI 値	時間帯 A 売上数量 PI 値
	時間帯 B 売上数量 PI 値
	時間帯 C 売上数量 PI 値
	時間帯 D 売上数量 PI 値

を以下に述べる。

#### (1) 年代別売上数量 PI 値

「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\*5が記載されている。そこで、20 代から 80 代の年代別の売上数量 PI 値を算出した。

#### (2) 性別売上数量 PI 値

「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。

#### (3) 曜日別売上数量 PI 値

「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。そこで、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。

#### (4) 時間帯別売上数量 PI 値

「時間帯別売上数量 PI 値」とは時間帯による売上数量 PI 値である。ID-POS データには時間帯情報が記載されている。そこで、時間による売上数量 PI 値を算出した。また、時間帯は人間の生活パターンを考慮して、時間帯 A (午前 11 時まで)、時間帯 B (午前 11 時から午後 2 時まで)、時間帯 C (午後 2 時から午後 5 時まで)、時間帯 D (午後 5 時以降) の 4 つに分類した。

\*4 本研究で使用する ID-POS データは匿名データである。

\*5 10 代のデータ数が少ないため、20 代のデータと統合し、20 代として扱う。

商品名	20代 売上数量PI値	30代 売上数量PI値	40代 売上数量PI値	...	時間帯C 売上数量PI値	時間帯D 売上数量PI値
A	Xai	Xaj	Xak	...	Xap	Xaq
B	Xbi	Xbj	Xbk	...	Xbp	Xbq
C	Xci	Xcj	Xck	...	Xcp	Xcq

↓                      ↓                      ↓                      ↓                      ↓  
標準化                      標準化                      標準化                      標準化                      標準化  
各属性(各列)の売上数量PI値に対して標準化を実施

図 1 標準化 PI 値の算出方法

Fig. 1 Calculation of standardized PI values.

### 3.2.2 各 PI 値の標準化

PI 値は「(売上数量 (個)/来店客数 (人)) × 1,000」で算出されるため、来店客数に依存する。また、本研究で算出する各属性の PI 値は「(各属性の売上数量 (個)/全来店客数 (人)) × 1,000」で算出する。そのため、各属性の売上数量 PI 値も来店客数に依存する。つまり各属性の顧客数が多ければ PI 値が高くなり、逆に各属性の顧客数が少なければ PI 値が低くなる\*6ため、PI 値を算出するだけでは各属性の中で売れている商品であるかどうか、商品の属性に関する特徴をとらえることができないという問題がある。そこで本研究では商品の売上数量の平均と分散を考慮するため、各属性の PI 値を用いて、各 PI 値群の標準化を行い、「標準化 PI 値」と命名した。

標準化の方法を図 1 に示す。分析対象のカテゴリに属するすべての商品に対して、各属性の売上数量 PI 値 (図 1 における各列) を標準化することで、PI 値を標準化 PI 値に変換する。本研究では以下の数式によって標準化を行った。下記の数式では、 $x_i$  は特微量内の各値、 $u$  は特微量内の平均、 $\sigma$  は特微量内の標準偏差である。

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

ある商品カテゴリにおいて属性ごとに標準化を行う (図 1 の青色で囲まれた各列) ことで、標準化 PI 値はある属性の中での、そのカテゴリの商品の相対的な売上の大きさを示している。前述のとおり、PI 値は来店客数に依存するのに対し、標準化 PI 値は各属性の値がそのカテゴリ内での売上数量の相対的な大きさを示すため、来店客数に依存せず、潜在的な特徴をとらえることが可能であると考えられる。

### 3.2.3 標準化 PI 値の特徴と PI 値との違い

P 店のパンの中で最も売上数量が多い「レーズンバターロール A」の PI 値の結果を図 2 に、標準化 PI 値の結果を図 3 示す\*7。また、図 4 に P 店の来店のべ人数を示す。図 2 と図 3 を比較すると、PI 値の結果と標準化 PI 値の

\*6 属性別 PI 値の分子は各属性の売上数量であり、分母は全来店客数であるため、属性別 PI 値の分母はすべて同じ値になる。来店客数が多ければある商品の購入される確率が高くなるため、来店客数が増えれば各属性の売上数量が顧客数に依存した形で上がり、PI 値が大きくなる。

\*7 本研究では、パンのほかにジャムとカップラーメンを分析対象とした。これらのカテゴリは、顧客が日によって異なる商品を選ぶことが多く、売上が変動的であり、バイヤーにとって選定が難しい商品であるため対象とした。

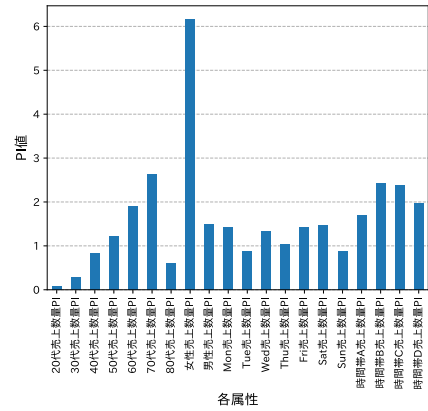


図 2 レーズンバターロール A の PI 値の結果

Fig. 2 PI value results for Raisin Butter Roll A.

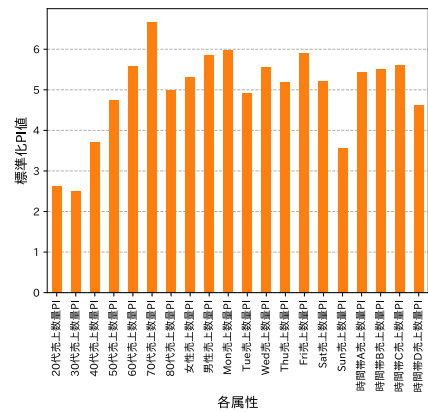


図 3 レーズンバターロール A の標準化 PI 値の結果

Fig. 3 Standardized PI value results for Raisin Butter Roll A.

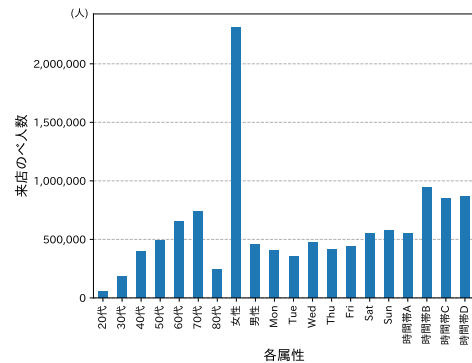


図 4 P 店の来店のべ人数

Fig. 4 Total number of people who visited the P store.

グラフの形が異なることが分かり、図 2 と図 4 を比較すると、PI 値の結果と来店のべ人数のグラフの形が類似していることが分かる\*8。前述したとおり、PI 値は来店客数に依存するため、PI 値の結果と来店のべ人数のグラフが似てしまい、単に PI 値を用いるだけでは商品の特徴をとらえることができない。図 3 のグラフは、標準化された PI 値であるため、図 4 の来店のべ人数のグラフと類似せず、潜在的な商品の特徴をとらえることが可能であると考えられ

\*8 グラフの類似判断については、コサイン類似度を用いた評価を 4 章で後述する。

る。図 2 では、PI 値が来店客数に依存しているため、20代から 70代にかけて PI 値が高くなり 80代が低い値となる特徴や、男性に比べて女性の方が高くなるといった特徴が見られるグラフになっている。図 3 の標準化 PI 値のグラフでは、図 2 では見られなかった 80代は世代別では 3番目に高くなる、女性より男性が高くなるといった図 2 ではなかった特徴が見られ、図 4 で示される来店客数に依存しない潜在的な特徴をとらえている。そのため、本研究で提案する標準化 PI 値によって、潜在的な商品の特徴をとらえることが可能であると考えられる。

### 3.3 コサイン類似度

本研究では、グラフの形が類似しているかどうかを数値化するためにコサイン類似度を用いた。コサイン類似度は、2つのベクトルがどれくらい類似しているかを表す尺度であり、-1に近いほど類似していない、0に近いほど無関係、1に近いほど類似を表す。コサイン類似度は以下の数式で算出される。下記の数式では、 $a$  と  $b$  はベクトルであり、本研究では各属性の売上数量 PI 値を成分とする多次元ベクトルである。また、 $a \cdot b$  はベクトルの内積を表し、 $\|a\|$  と  $\|b\|$  はベクトルの大きさを表す。

$$\cos(a, b) = \frac{a \cdot b}{\|a\| \|b\|}$$

コサイン類似度は EC サイトなどでのレコメンデーションシステムにおいて、商品どうしの類似度を算出する手法であるアイテムベースの協調フィルタリングに用いられることが多い [22]。また、他の類似度指標としてユーザーベースの協調フィルタリングに用いられることが多い「ユークリッド距離」があげられるが、ユークリッド距離では 2点間の距離を算出するため、大きさの違いが重要な際に適している。一方で、コサイン類似度は 2つのベクトルの向きが重要であり、大きさの違いは無視されるため、その内容の類似度を算出する際に適している。本研究では、絶対的な大きさを見捨て、各属性の売上数量 PI 値のベクトルが類似しているかどうかの潜在的な特徴を数値化するために、コサイン類似度が適していると考え採用した。また、相関係数も類似度の指標としてあげられるが、相関係数は多次元のベクトルに対する類似度の算出には適さない。本論文では、可読性を考慮して波形のグラフで示しているが、各属性の売上数量 PI 値の順番は重要ではないと考えられるため、波形そのものの類似度ではなく、多次元ベクトルに対する類似度を算出可能であるコサイン類似度を利用する。

## 4. 標準化 PI 値を活用した分析

P 店におけるパンの中で売上数量が上位 5 商品の PI 値のグラフを図 5 に示す。3.2.2 項で述べたとおり、PI 値は来店客数に依存するため、図 5 に示す上位 5 商品のグラフ

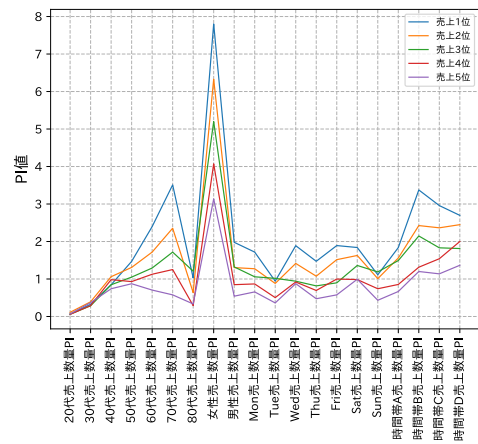


図 5 売上数量が上位 5 商品の PI 値 (パン)

Fig. 5 PI value of top 5 products in terms of sales volume (bread).

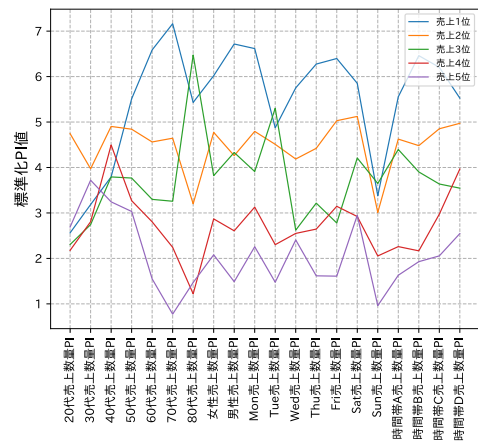


図 6 売上数量が上位 5 商品の標準化 PI 値 (パン)

Fig. 6 Standardized PI value of top 5 products in terms of sales volume (bread).

の形は、図 4 のグラフの形に似ていることが分かる\*9。

そこで、PI 値に標準化の処理を行った標準化 PI 値のグラフに着目する。図 6 に、P 店におけるパンの中で売上数量が上位 5 商品の標準化 PI 値の結果を示す。この標準化 PI 値のグラフは、図 5 の PI 値のグラフとは異なり、図 4 の来店のべ人数のグラフの形とは異なることが分かる。

来店のべ人数のグラフと、パン、ジャム、カップラーメンにおける上位 5 商品の PI 値と標準化 PI 値のグラフのコサイン類似度の平均を表 2 に示す。表 2 におけるコサイン類似度の平均値は、来店のべ人数のグラフにおける各属性の来店人数を成分とした多次元ベクトル、上位 5 商品の PI 値の各属性の値を成分とした多次元ベクトル、上位 5 商品の標準化 PI 値の各属性の値を成分とした多次元ベクトルの 3つの多次元ベクトルを用いて、来店のべ人数と PI 値の類似度、来店のべ人数と標準化 PI 値の類似度をそれぞれ算出し、5 商品で平均をとり算出する。この表から、のべ人数と各カテゴリにおける PI 値のグラフの類似度は

\*9 グラフの類似度は、表 2 を用いた説明を後述する。

表 2 来店のべ人数との上位 5 商品の類似度

Table 2 Similarity of the top 5 products to the total number of people who visited the store.

対象カテゴリ		コサイン類似度の平均
PI 値	パン	0.990
	ジャム	0.974
	カップラーメン	0.983
標準化 PI 値	パン	0.788
	ジャム	0.797
	カップラーメン	0.793

90%後半であるが、標準化 PI 値のグラフの類似度は 70%後半であり、上位 5 商品における PI 値のグラフとのべ人数のグラフは類似していることが分かった。このことから、各属性の PI 値の算出のみでは各属性の商品の特徴をとらえられず、商品選定のための意思決定には利用することができないことが分かる。

図 5 と図 6 の売上 1 位の商品に着目すると、PI 値のグラフでは女性に最も売れているが、標準化 PI 値のグラフでは「70 代」や「男性」で高くなるという、PI 値だけではとらえることができない、各属性内（70 代や男性内）において同じカテゴリの他商品より多く売れていることが分かった。また、図 5 では、各商品の PI 値は女性や 70 代で高くなり、80 代や火曜日で低くなるが、図 6 では、各商品の標準化 PI 値は異なる属性における高低が見られる。このように、標準化 PI 値に着目することで、潜在的な商品の特徴をとらえることが可能であると考えられる。

## 5. 標準化 PI 値を活用した類似商品の探索

4 章の結果から、単純に波形が似ているという理由で、バイヤーの商品選定のための意思決定には利用することはできないことが分かった。また、標準化 PI 値が潜在的な商品の特徴をとらえることが可能であることを示した。この結果から、我々は標準化 PI 値を用いることで店舗にはない商品を導入するための意思決定補助ができるのではないかと考えた。そこで本章では、標準化 PI 値を活用した類似商品の探索について述べ、商品選定のための意思決定に利用可能かどうかについての考察を行う。

### 5.1 類似商品探索の手法

本研究では「標準化 PI 値の類似度が高い商品は売れ方が類似する」と仮定し、特定店舗の商品と、その店舗では採用されていない他店舗の商品について、標準化 PI 値を用いて類似度を算出する。

そこで本研究では、使用している 4 店舗のうち、分析対象店舗以外の店舗を全国的な「データベース」と仮定<sup>\*10</sup>し、自店舗の商品と全国的なデータベースの商品をコサイン類

<sup>\*10</sup> 今回収集可能であったデータは合計 4 店舗であったが、全国的にデータを収集可能であると仮定した。

似度を用いて商品の標準化 PI 値の類似度分析を行う。たとえば、分析対象店舗が和歌山県の P 店の場合、データベースとして和歌山県の N 店、岐阜県の K 店、名古屋の M 店の 3 店舗の合計を使用することになる。

この分析を行うことで、バイヤーが世の中にある商品が集まる全国的なデータベースの中から、全国では売られているが自店舗で採用していない商品と、自店舗の売れ筋商品である商品の標準化 PI 値の類似度を比較し、商品の売れ方が類似していれば、その商品を自店舗の商品リストに採用するという流れで意思決定補助が可能であると考えている。

### 5.2 コサイン類似度を用いた類似度の算出

類似度の算出手順は以下のとおりである。

- (1) 分析対象店舗（以下「A 店舗」とする）で販売されている商品 X を選定する。
- (2) ID-POS データ上で商品 X と同じカテゴリに属する商品のうち、A 店舗では販売されていない商品（以下「未採用商品群」とする）をデータベースからすべて選定する。
- (3) 商品 X の標準化 PI 値と、未採用商品群の各商品についての標準化 PI 値を生成する。
- (4) 生成した標準化 PI 値を用いて、商品 X と未採用商品群の全商品のコサイン類似度をそれぞれ算出する。

たとえば、未採用商品群に属する商品が 3 種類ある場合、商品 X と未採用商品群の全商品のコサイン類似度を 3 種類分算出することになる。

### 5.3 類似商品探索のための分析

5.2 節で述べた手順に従い、標準化 PI 値を用いて類似度を算出する。

#### 5.3.1 同じカテゴリでの類似商品の探索

分析対象店舗を和歌山県の P 店とし、データベースとして和歌山県の N 店、岐阜県の K 店、名古屋の M 店の 3 店舗の合計を使用した場合の比較結果について述べる。カップラーメンにおける売上 1 位の商品と最も類似する商品との比較を図 7、パンにおける売上 1 位の商品と最も類似する商品との比較を図 8、ジャムにおける売上 1 位の商品と最も類似する商品との比較を図 9 にそれぞれ示す<sup>\*11</sup>。

図 7 の結果から、P 店では未採用であるデータベース上のカップラーメンのうち、P 店における売上 1 位のカップラーメンと最も類似度の高い商品では、類似度が 0.964 となった。また、図 8 の結果から、P 店では未採用であるデータベース上のパンのうち、P 店における売上 1 位のパンと最も類似度の高い商品では、類似度が 0.538 となった。さらに図 9 の結果から、P 店では未採用であるデータベー

<sup>\*11</sup> 図 7 以降では、青色のグラフが自店舗の商品、オレンジ色のグラフがデータベースの商品である。

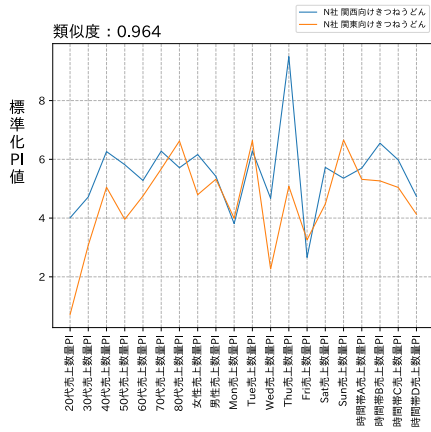


図 7 P店における売上1位のカップラーメンと最も類似する商品との比較

Fig. 7 Comparison between the top-selling instant noodles at Store P and the most similar product.

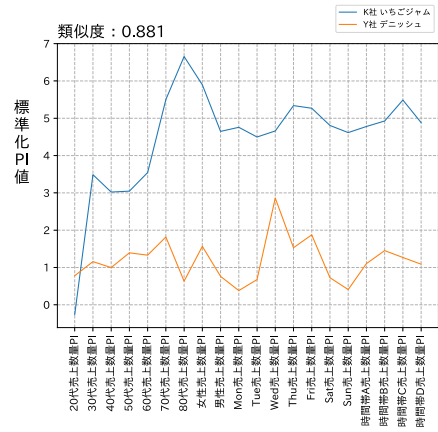


図 10 M店における売上1位のジャムと最も類似度の高い商品（パン）との比較

Fig. 10 Comparison between the top-selling jam at Store M and the most similar product (bread).

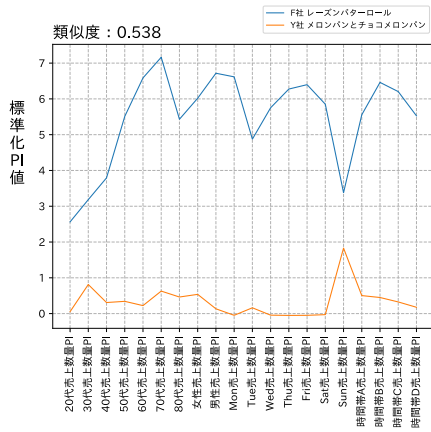


図 8 P店における売上1位のパンと最も類似する商品との比較  
Fig. 8 Comparison between the top-selling bread at Store P and the most similar product.

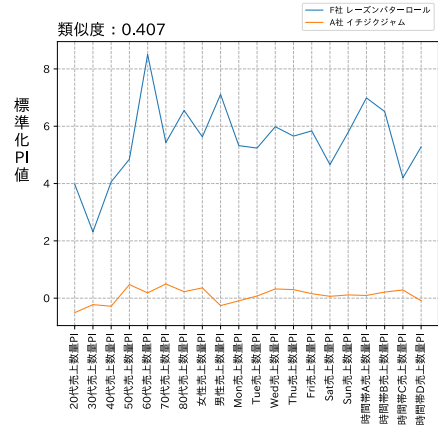


図 11 M店における売上1位のパンと最も類似度の高い商品（ジャム）との比較  
Fig. 11 Comparison between the top-selling bread at Store M and the most similar product (jam).

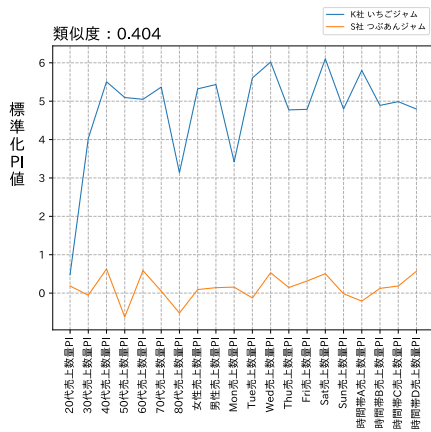


図 9 P店における売上1位のジャムと最も類似する商品との比較  
Fig. 9 Comparison between the top-selling jam at Store P and the most similar product.

ス上のジャムのうち、P店における売上1位のジャムと最も類似度の高い商品では、類似度が0.404となった。  
カップラーメンに注目すると、同じ「きつねうどん」に

類似する傾向が見られるが、関西と関東によって販売されている商品が異なるため、和歌山県に位置するP店では、関東で販売されている商品が類似商品として登場した。また、パンとジャムに着目すると、カップラーメンのように高い類似度は示さなかった。

この結果から、今回提案する標準化PI値を用いることで、同じカテゴリにおいて、自店舗で未採用の商品の中で、自店舗の商品と売れ方の類似した商品を探索できる可能性があると考えられる。

5.3.2 異なるカテゴリでの類似商品の探索

分析対象店舗を名古屋のM店とし、データベースとして和歌山県のP店、和歌山県のN店、岐阜県のK店の3店舗の合計を使用した場合の比較結果について述べる。売上1位のジャムと未採用のパンとの比較を図10、売上1位のパンと未採用のジャムとの比較を図11、売上1位のパンと未採用のカップラーメンとの比較を図12にそれぞれ示す。



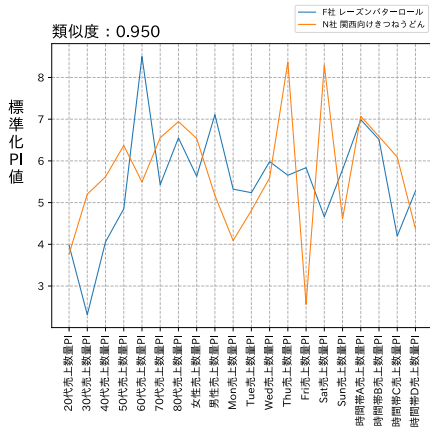


図 12 M 店における売上 1 位のパンと最も類似度の高い商品（カップラーメン）との比較

Fig. 12 Comparison between the top-selling bread at Store M and the most similar product (instant noodles).

図 10 の結果から、M 店では未採用であるデータベース上のパンのうち、M 店における売上 1 位のジャムと最も類似度の高い商品では、類似度が 0.881 となった。また、図 11 の結果から、M 店では未採用であるデータベース上のジャムのうち、M 店における売上 1 位のパンと最も類似度の高い商品では、類似度が 0.407 となった。さらに図 12 の結果から、M 店では未採用であるデータベース上のカップラーメンのうち、M 店における売上 1 位のパンと最も類似度の高い商品では、類似度が 0.95 となった。

この結果から、今回提案する標準化 PI 値を用いることで、異なるカテゴリにおいても、自店舗で未採用の商品の中で、自店舗の商品と売れ方の類似した商品を探査できる可能性があると考えられる。

### 5.3.3 商品選定における検索商品の妥当性

5.3 節で、標準化 PI 値を用いることで、自店舗の商品と売れ方が類似した商品を探査できる可能性があることが分かった。本項では、標準化 PI 値とコサイン類似度により検索された商品が、バイヤーの商品選定において妥当であるかどうかについて、カップラーメンに注目して考察する。

図 13 と図 14 に、P 店における売上 1 位のカップラーメンと 2 番目、P 店における売上 1 位のカップラーメンと 3 番目に類似する商品との比較をそれぞれ示す。図 7、図 13、図 14 の結果から、自店舗での売上 1 位の商品と、未採用商品群に属する類似度の高い上位 3 品はそれぞれ、N 社の関東向けきつねうどん (0.964)、N 社の関東向け天ぷらそば (0.955)、H 社の関東向けきつねうどん (0.834) であった。5.3.1 項でも述べたとおり、関西と関東によって販売されている商品が異なるため、和歌山県に位置する P 店では、関東で販売されている商品が類似商品として登場した。つまり、自店舗では採用していないものの、他の地域では販売されている商品から売れ方の類似する商品を自店舗でも採用することで売れる可能性があると考えられる。それぞ

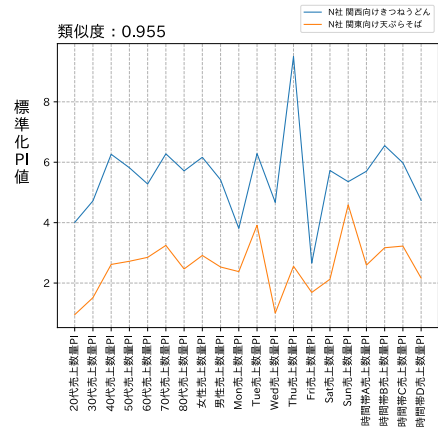


図 13 P 店における売上 1 位のカップラーメンと 2 番目に類似する商品との比較

Fig. 13 Comparison between the top-selling instant noodles at Store P and the second most similar product.

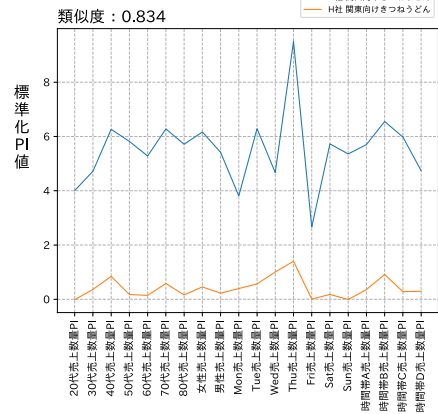


図 14 P 店における売上 1 位のカップラーメンと 3 番目に類似する商品との比較

Fig. 14 Comparison between the top-selling instant noodles at Store P and the third most similar product.

れの地域で販売されている関西向けのカップラーメンと関東向けカップラーメンは異なる商品であるが、関東で売られている商品は関西でも類似の売れ方をすると考えられ、検索された商品は妥当であると考えられる。今回はカップラーメンを例としてあげたが、同様に他のカテゴリの商品でも、自店舗で採用していないが他店舗で売られている商品から類似する商品を探査可能であると考えられる。

## 5.4 類似商品探索のためのシステム開発

5.3 節で述べたとおり、標準化 PI 値を利用することで、データベースの中から自店舗の商品と売れ方が類似し、まだ自店舗では採用していない商品を探査できる可能性があることが分かった。そこで、本研究では、標準化 PI 値を用いてバイヤーが自店舗に未採用の商品を探査するためのプロトタイプシステムを開発した。

### 5.4.1 プロトタイプシステムの概要

図 15 に、本研究で開発したプロトタイプシステムの画

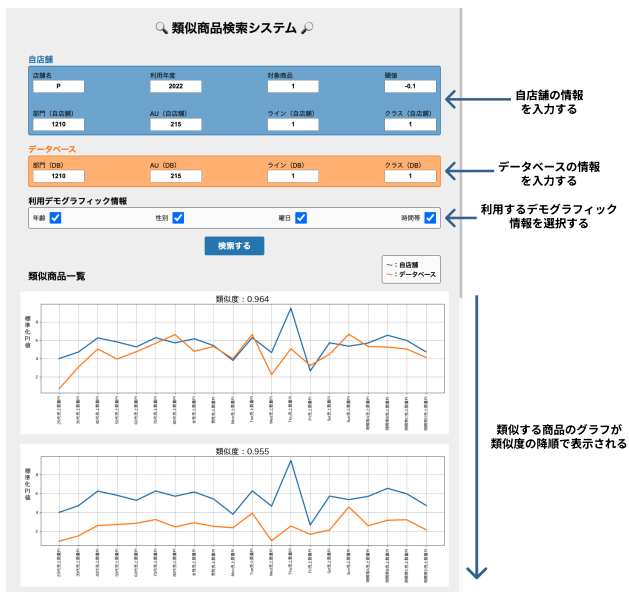


図 15 システム画面  
Fig. 15 System screen.

面を示す<sup>\*12</sup>。青色で囲まれた部分は自店舗の情報を入力する箇所、オレンジ色で囲まれた部分はデータベースの情報を入力する箇所である。システムに入力する情報は、店舗名、利用年度、対象商品、閾値、部門（自店舗）、AU（自店舗）、ライン（自店舗）、クラス（自店舗）、部門（DB）、AU（DB）、ライン（DB）、クラス（DB）、年齢、性別、曜日、時間帯の合計 16 項目である<sup>\*13</sup>。

店舗名と利用年度は、自店舗の名前と検索に使用する年度の情報である。部門、AU、ライン、クラスを入力することで商品のカテゴリの指定を行う。カテゴリは自店舗とDBでそれぞれのカテゴリを指定することができ、異なるカテゴリでの類似商品の探索を可能とした。また、年齢、性別、曜日、時間帯のチェックボックスでは、コサイン類似度の算出に利用する属性別の標準化 PI 値を指定することができ、バイヤーが特に注目したいデモグラフィック情報を指定することができる。

図 15 の例では、P 店のバイヤーが 2022 年度のデータを使用して、カップラーメンのカテゴリにおいて自店舗の売上 1 位の商品と類似した商品を、データベースから探索する場合の画面である。プロトタイプシステムでは、類似度の降順でデータベースの商品を表示し、バイヤーが自店舗に採用するかどうかを判断することができる。また、システムで入力する「閾値」では、コサイン類似度の閾値を設定

<sup>\*12</sup> 実際のプロトタイプシステムでは具体的な商品名を表示するが、本論文では示さない。

<sup>\*13</sup> 部門、AU、ライン、クラスは商品を階層構造で分類するために、本研究で利用する ID-POS データを提供している小売店において利用されているカテゴリの名称である。例として、カップラーメンの部門は「1210」、AU は「215」、ラインは「1」、クラスは「1」となっており、ID-POS データ上では、カップラーメンのカテゴリは「1210-215-1-1」となっている。また、この階層構造の下に JAN コードが紐づいており、具体的な商品名は JAN コードで識別されている。

でき、その閾値を超えるの商品のみを表示することができる。

#### 5.4.2 プロトタイプシステムの印象

小売店のバイヤーが自店舗に未採用の商品を探索する際に、本論文で開発したプロトタイプシステムが有用であるかの評価を行うことを目的に、小売店の従業員の方にヒヤリング調査を行った<sup>\*14</sup>。

#### 肯定コメント

従来は「他店舗で売れているという実績から自店舗で未採用の場合に採用する」という流れであるが、本研究のアプローチは「自店舗で売れている商品から類似して売れる商品を探索する」という点でこれまでとは異なり面白い、卸売業者やメーカーから推薦されるのが従来方法であるが、今回の手法では小売店が主体的に陳列する商品を選定できるため有用性がある。また、人間がこれまで「似ている」と思った商品が、今回の標準化 PI 値を見ることで潜在的な特徴から、実は似ていない、まったく売れ方が異なる、といった新たなことが分かるのではないかと考えられる。また、実際にこういった商品リスト作成のための補助システムを自社でも開発したいと考えている。

#### 否定コメント

実際に自店舗で本システムを利用する場合、過去の実績から生成される今回の類似度のような指標だけではなく、どれほど売れるかの未来の需要予測のような指標も必要になり、そういった機能があればより有用性があると考えられる。未採用商品が実際に他店舗で何円で販売されていたのかといった機能や、JAN コードを入力するだけで検索できるといった機能がほしい。今回は部門、AU、ライン、クラスで商品カテゴリを絞っているが、異なるカテゴリであっても商品名に味が書かれている場合に売上の要因となるため考慮することがある。たとえば商品名に「いちご味」と書かれている商品はカテゴリが違ってても参考にすることもある。そのため、今回扱っている「部門+AU+ライン+クラス」で絞るカテゴリとは異なる集合があれば、より有用性があると考えられる。

#### 5.5 本分析の限界

本研究では、バイヤーが自店舗に商品を採用するかどうかの意思決定補助を目的としている。そのため、実際にその商品を導入した際の売上予測はできていない。また、自店舗で採用していない商品を実際に採用した場合、カニバリゼーション<sup>\*15</sup>が発生する可能性があるが、本研究では考慮できていない。たとえば、図 7 での関西向け商品と関東向け商品のように、地域限定商品をどちらも採用した場合

<sup>\*14</sup> 勤続年数 35 年、16 年、1 年の 3 名の従業員にヒヤリング調査を行った。

<sup>\*15</sup> ある商品が他商品の売上を侵食する共食い現象のこと。

などにカニバリゼーションの発生が考えられる。なお、採用した場合売れると予想される商品が未採用商品群から得られるため、標準化 PI 値を用いた本研究の分析は、バイヤーの意思決定補助に有効であると考えられる。

さらに、本研究では、PI 値を用いているため、データベース上に存在する未採用商品が、他店舗で過去に売れているという情報を蓄積しておく必要がある。コサイン類似度は各属性の標準化 PI 値を用いて算出しているため、属性ごとの売上情報が不足している場合、正確な類似度を算出することができない。そのため、どの店舗にも採用されていない新商品を採用するかの判断はできず、未来の需要予測には利用できない。

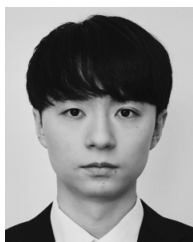
## 6. おわりに

本研究では、バイヤーが新商品を採用するための意思決定支援を目的とした ID-POS データを用いた分析を行った。ID-POS データをデモグラフィック情報としてとらえ直し、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 値を算出し、各属性の PI 値を標準化した「標準化 PI 値」という新たな概念を提案した。PI 値を標準化することで、商品の潜在的な特徴をとらえた商品選定の意思決定補助になる可能性があることが分かった。また、この標準化 PI 値とコサイン類似度を用いることで、自店舗の商品と売れ方の類似した商品をデータベースから探索できる可能性があることが分かった。

今後は、プロトタイプシステムの評価結果から、必要とされる機能の追加や UI の改善を行う。また、分析対象店舗を拡大したデータベースを用いた大規模な分析や、実店舗を用いた実証実験などを行う。

## 参考文献

- [1] 株式会社フィールドマーケティングシステムズ：売れる陳列を実現する 6 つの陳列テクニックとは？ 売れるディスプレイのコツも解説、入手先 (<https://www.fmsnet.co.jp/column/vmd/954/>) (参照 2024-03-01)。
- [2] 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 2024-03-01)。
- [3] Amos, C., Holmes, G.R. and Keneson, W.C.: A meta-analysis of consumer impulse buying, *Journal of Retailing and Consumer Services*, Vol.21, No.2, pp.86-97 (2014).
- [4] 中村綾乃, 吉野 孝, 松山浩士, 貴志祥江, 大西 剛：ID-POS データの属性を活用可能とした標準化 PI 値の提案と商品の類似度分析, 研究報告グループウェアとネットワークサービス (GN), Vol.2023-GN-118, No.7, pp.1-7 (2023).
- [5] 高嶋克義：小売企業における革新的仕入行動の考察, 日本商業学会, Vol.15, No.1, pp.1-14 (2013).
- [6] 金 昌柱：小売バイヤーの管理方法が交渉戦略及び小売成果に与える影響, 日本商業学会, Vol.17, No.4, pp.1-20 (2015).
- [7] van Everdingen, Y.M., Sloot, L.M., van Nierop, E., et al.: Towards a Further Understanding of the Antecedents of Retailer New Product Adoption, *Journal of Retailing*, Vol.87, No.4, pp.579-597 (2011).
- [8] Kelemen-Erdős, A.: Selection Listing Decisions: New Product Adoption of Food Retailers, *Journal of Research in Business, Economics and Management*, Vol.10, No.3, pp.1905-1917 (2018).
- [9] Kastner-Jamsawanga, J. and Wagner, U.: Using Mobile and Stationary Eye Tracking to Better Understand Consumer Shelf Perception, *Multidisciplinary Business Review*, Vol.14, pp.41-60 (2021).
- [10] Young, L., Rosin, M., Jiang, Y., Grey, J., et al.: The effect of a shelf placement intervention on sales of healthier and less healthy breakfast cereals in supermarkets: A co-designed pilot study, *Social Science & Medicine*, Vol.266, pp.1-10 (2020).
- [11] Czerniachowska, K. and Hernes, M.: A Genetic Algorithm for the Shelf-Space Allocation Problem with Vertical Position Effects, *Mathematics*, Vol.8, No.11, pp.1-20 (2020).
- [12] Massaro, A., Vitti, V. and Galiano, A.: Model of multiple artificial neural networks oriented on sales prediction and product shelf design, *International Journal on Soft Computing, Artificial Intelligence and Applications (IJSCAI)*, Vol.7, No.3, pp.1-19 (2018).
- [13] Doniec, A., Lecoeuche, S., Mandiau, R., et al.: Purchase intention-based agent for customer behaviours, *Information Sciences*, Vol.521, pp.380-397 (2020).
- [14] Pekar, V. and Binner, J.: Forecasting Consumer Spending from Purchase Intentions Expressed on Social Media, *Association for Computational Linguistics*, pp.92-101 (2017).
- [15] Liu, X., Xu, A., Akkiraju, R., et al.: Understanding Purchase Behavior through Personality-driven Traces, *Proc. 2017 CHI Conference Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, pp.1837-1843 (2017).
- [16] Yeo, J., Kim, S., Koh, E., et al.: Predicting Online Purchase Conversion for Retargeting, *Proc. 10th ACM international conference on web search and data mining*, pp.591-600 (2017).
- [17] Hu, K., Acimovic, J., Erize, F., et al.: Forecasting Product Life Cycle Curves: Practical Approach and Empirical Analysis, *Manufacturing and Service Operations Management*, *Forthcoming*, No.2867528, pp.1-39 (2018).
- [18] 箸本健二, 駒木伸比古：コンビニエンスストアの店舗類型とその平日・週末間での差異—首都圏 287 店舗の POS データ分析を通して, *都市地理学*, Vol.4, pp.1-19 (2009).
- [19] 鶴見裕之, 増田純也, 中山厚穂：商品に関する Twitter 上のコミュニケーションと販売実績の関連性分析, *オペレーションズ・リサーチ*, Vol.8, pp.436-441 (2013).
- [20] 下山裕一郎：スーパーマーケットにおけるスポーツドリンク A の価格プロモーション, *中央大学学術リポジトリ* (2007).
- [21] 高橋雅和：食品小売業における売れる新商品早期発見システム, *電気設備学会誌*, Vol.40, No.10, pp.646-649 (2020).
- [22] 株式会社 Laboro.AI：潜在意識も刺激する, AI を用いたレコメンデーション, 入手先 (<https://laboro.ai/activity/column/laboro/recommendation/>) (参照 2024-03-01)。



井口 拓己 (学生会員)

2023 年和歌山大学システム工学部システム工学科卒業。現在、同大学大学院システム工学研究科システム工学専攻博士前期課程に在学中。医療データや ID-POS データ等のビッグデータ分析に関する研究に従事。



大西 剛

1995 年株式会社オークワ入社。2014 年情報管理部・部長 (現職)。



中村 綾乃

2021 年和歌山大学システム工学部システム工学科卒業。2023 年同大学大学院博士前期課程修了。在学中、ID-POS データに関する研究に従事。



吉野 孝 (正会員)

1992 年鹿児島大学工学部電子工学科卒業。1994 年同大学大学院工学研究科電気工学専攻修士課程修了。博士 (情報科学)。現在、和歌山大学教授。コミュニケーション支援およびビッグデータの社会的応用に関する研究に興味を持つ。

味を持つ。



松山 浩士

株式会社サイバーリンクス・流通事業本部・本部長・取締役、2006 年より流通 BMS サービス構築、流通データ分析・ソフトウェア開発に従事、現在に至る。



貴志 祥江

1989 年株式会社オークワ入社。2024 年マーケティング室マーケティング課。