修士論文 2010年度(平成22年度)

RFIDを利用した購買前行動の分析

慶應義塾大学大学院 政策・メディア研究科 田村 哲朗

修士論文要旨 2010 年度 (平成 22 年度)

RFIDを利用した購買前行動の分析

論文要旨

現代において消費者の嗜好が多様化し、消費者の姿を捉えるのは困難となっている。これに対処するための1つの手法として、企業は情報システムのひとつである POS システムを用い、購買後のデータをマイニングすることにより、消費者の嗜好の把握を試み、諸活動の改善を行ってきた。

その一方で、従来の POS システムに加え、自動識術の一つである RFID が、小売店へ導入され始めている。しかしながら、小売店においては、盗難防止用や、在庫管理用といった利用用途が限定されているのが現状である。また、商品の移動の情報を通じて、消費者が手に取る商品の動きを取得することが可能であるが、これらのデータの活用方法については、明らかにされていない。

そこで、本研究では、「何らかの購買意図を持って特定店舗に来店した消費者が、該当店舗内で、商品購入の意思決定を行う前の行動」を購買前行動と定義し、3つの仮説を抽出し、購買前行動と消費者の意思決定の過程の推測方法や、嗜好の変化の分析方法について効果的な分析手法を提示した。さらに、これらの分析手法を検証することで、多様化する消費者の嗜好を可視化し、企業の販売を中心とした諸活動の改善を資することを示した。

仮説の1つ目としては、顧客に手に取られる商品の数と売上点数の相関関係を取る方法を提案し、データの分析の結果、店舗や商品の一部に相関関係があること示した。2つ目は、購買行動ポートフォリオ(CPP)、ドメインシフトタイムチャート(DSTC)、レーダーチャートを提案し、商品を時系列にマッピングすることで、代替関係と比較関係にある商品を発見する方法を提案し、これについても、実際のデータ分析から、代替関係にある商品と比較関係にある商品が推定できることを示した。3つ目は、Apriori アルゴリズムを用いることで、消費者の商品選択過程で組み合わされる商品の関係を発見する方法を提案し、これについても、実用可能な相関ルールが抽出できることを示すとともに、その組み合わせが販売点数に影響を与えていることを示した。

提案手法で利用したデータは、商品の売上点数と、顧客の手に取られた商品の数のみであり、ポイントカード等に紐づいた消費者の情報を利用していない。そのため、製造業や卸売業といった上流工程への情報の提供がより容易になることが想定される。また、提案の手法から得られる情報は、従来の POS システムから得られる購買データから分析できる情報を拡張可能な情報であり、企業の各部門において、使用できる可能性があることも示し、企業の諸活動の改善を資することを示した。

キーワード

1. 購買前行動 2. RFID 3. POS 4. データマイニング 5. 化粧品

慶應義塾大学大学院 政策・メディア研究科

田村 哲朗

Abstract of Master's Thesis Academic Year 2010

Analyzing customer purchase behavior using RFID

Summary

Consumer 's preferences are getting more and more diversified recently. Therefore, it is difficult for companies to catch consumer preferences and also to streamline their operation and increase their profits. As a method to deal with this problem, companies are trying to catch and analyze consumer preferences by information technology systems, such as Point Of Sales (POS) system and improving corporate business processes.

On the other hand, RFID(Radio Frequency IDentification) system has been gradually adopted in retailing. RFID system is used to improve efficiency of the store operation and to prevent shopliftings. Although RFID system can capture behaviors, how consumers select or not select an item, there are few trials that use RFID-captured data to understand the consumer 's preferences.

This study shows that the RFID-captured consumer purchase behavior data is used to improve company 's business process by proposing and applying three data analysis methods. The effectiveness of the proposed methods is evaluated through hypothesis validation. Read consumer purchase behavior data that is disclose by an existing company. In addition, this study not only shows the effectiveness of the data analysis, but also shows the effectiveness of the extracted information from the data analysis, to company 's business process. The evaluation of the extracted information is done qualitatively by interview some company.

To validate hypothesis, this study process fine data analytics methods. The first is regression analysis between sales data and consumer purchase behavior data. The second is consumer purchase portfolio(CPP), in which the relation between sales and popularity is mapped in a quadrant. The Third is domain shift time chart, in which the relation of a product with others in the same category is plotted. The fifth is the application of Apriori algorithm to consumer purchase behavior data.

Moreover, the extensibility of the proposed data analytics methods is high. Since the data assumed in this study is only from conventional POS system and commercially used RFID system, without consumer attribute data, it is easy for retailers to provide these data to upper stream companies, such as wholesaler and manufactures. In this sense as well, the contribute of this study is high.

Keywords:

1. Consumer purchase behavior, 2. RFID, 3. POS, 4. Data mining, 5. Cosmetics

Keio University, Graduate School of Media and Governance Tetsuro TAMURA

目 次

第1章	序章	8
1.1	背景と目的	8
1.2	消費者の嗜好の多様化に対する問題点・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・	8
1.3	企業の諸活動を改善するための提案・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・	10
第2章	関連研究	11
2.1	購買行動に関連する研究	11
2.2	消費行動論	11
	2.2.1 店舗内購買の意思決定過程	11
	2.2.2 店舗内購買行動研究	12
2.3	RFID を利用した取り組み	14
	2.3.1 産業界での RFID を利用した取り組み	14
	2.3.2 学術界での RFID を利用した取り組み	15
第3章	購買前行動活用モデルと想定する RFID システム	16
3.1	購買前行動データ活用モデル	16
	3.1.1 情報活用モデル	16
	3.1.2 仮説	18
3.2	分析に必要な購買前行動データとデータを取得するための RFID システム	18
第4章	データ分析手法の提案	20
4.1	購買前データを用いた売れ筋予測手法	20
4.2	代替関係・比較関係にある商品の発見手法	20
	4.2.1 購買行動ポートフォリオ	20
	4.2.2 チャートを用いた代替・比較関係の発見	22
4.3	アソシエーション関係にある商品の発見手法	22
第5章	データ分析による仮説の検証	24
5.1	評価方法	24
	5.1.1 分析に使用したシステム	24
	5.1.2 分析に使用したデータ	24
5.2	購買前データを用いた売れ筋の分析	27
5.3	代替関係・比較関係にある商品発見の分析	31
5.4	アソシエーション関係にある商品の分析	34

第	•	データ分析結果の活用 企業内組織での購買行動データの活用提案	40 40
第		結論 まとめ	43 43 44
付	録A	関与概念を利用した商品カテゴリの細分化	45
付	B.1	予備分析 予備分析の方法	47 47 47
付	録C	散布図	49

図目次

1.1 1.2	消費者の嗜好の多様化 8 商品の多様化と瞬間大衆が企業活動に与える影響 9
2.1	購買行動の包括モデルの仮定12
3.1 3.2	既存の分析のモデル17分析のモデル18
4.1	CPP
5.1 5.2 5.3 5.4 5.5 5.6 5.7	キオスク端末利用の流れ25店舗 7 商品 L6 の散布図30店舗 2 商品 L2 の散布図30店舗 2 レーダーチャート31店舗 5 DSTC (カテゴリS)31店舗 5 DSTC(カテゴリL)32
6.1 6.2	市場調査から販売に至る工程 40 市場調査から販売に至る工程で意思決定に用いるデータ 41
A.1	製品関与
B.1 B.2 B.3	予備分析の構成47店舗 12 全商品の売上点数48店舗 12 全商品の手に取り上げられた商品数48
C.4	店舗1の散布図 50 店舗2の散布図 52 店舗3の散布図 54 店舗4の散布図 56 店舗5の散布図 56
C.5 C.6 C.7 C.8	店舗5の散布図58店舗6の散布図60店舗7の散布図62店舗8の散布図64
C.9	店舗 9 の散布図

C.10 店舗 10 の 散布図																68
C.11 店舗 11 の散布図																70
C.12 店舗 12 の 散布図																72

表目次

2.1	未来型店舗実証実験の分類・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・	15
5.1	店舗別データ	26
5.2	カテゴリ別データ	26
5.3	各店舗相関係数一覧	28
5.4	週別の代替・比較商品一覧	33
5.5	各店舗相関ルール	34
5.6	店舗 3 店舗 6 店舗 5 店舗別相関ルール	38
5.7	店舗別購買率(高売上店舗)	38
5.8	店舗別購買率(低売上店舗)	39
6.1	購買前行動データの活用	41

第1章 序章

1.1 背景と目的

十人一色から一人十色と消費者の「嗜好」が変化している現代において、POS(Point of sales)システムのような、消費者の購買の意思決定後のデータを取得、分析する情報システムのみでは、消費者一人ひとりの姿を正確にとらえることは困難になっている [1] [2]。その一方で、無線技術をはじめとする新たな情報通信技術の発達により、小売店において RFID(Radio Frequency IDentification)システムを導入することが現実的なものとなり、従来は取得できなかった「消費者が手に取った商品の動き」を取得することが可能となりつつある。このような技術の普及は、従来よりも詳細なレベルでの、消費者の嗜好や、企業活動の可視化(文章化、図表化、数式化すること)をもたらす。これにより、販売戦略、製品開発戦略の高度化や店舗オペレーションの効率化が実現できるものとして期待されている [3]。

そこで、本研究では、「何らかの購買意図を持って特定店舗に来店した消費者が、該 当店舗内で、商品購入の意思決定を行う前の行動」を購買前行動と定義し、多様化す る消費者の嗜好を可視化することで、企業の販売を中心とした諸活動の改善を促す事 を目的とする。

1.2 消費者の嗜好の多様化に対する問題点

消費者の嗜好は十人一色から一人一色、そして一人十色へと変化している [4]。また、携帯電話やインターネット等の情報通信技術の発達で、外からの「刺激」も増えている。さらに、従来の大衆(ブーム)現象に加え、多くの消費者が、ある瞬間に、ある刺激に一斉に反応する瞬間大衆と呼ばれる現象も存在しており [4]、消費者のニーズはより複雑になっている(図 1.1)。



図 1.1: 消費者の嗜好の多様化

一方、企業側は、複雑な消費者のニーズに応えるため、例えば、商品カラーの拡充 といった、商品の多様化を進めた [5]。しかし、企業側は、規模の経済の恩恵が小さく なる為、コスト高になることや、商品数が増える為、売れる商品の予測が従来よりも 困難になるといった問題が生じている(図 1.2)。これら、企業活動の問題は、市場調 査から販売までの各工程に及んでおり、以下の事が挙げられる。

- 市場調査では、メインカラー等の商品群のコンセプトの把握が困難であること。
- 企画では、商品の色等の、商品のラインナップの設定が困難であること。
- 生産では、いち早く商品の生産を停止し、他の商品の生産に切り替えることや、 生産数の調整が困難であること。
- 流通では、限定商品等の発送先店舗の選別が困難であること。
- 販売では、商品の発注量の決定や、店舗販売員の接客スキル向上が困難である こと。

そのため、企業は、これらの問題に対処する為に、店舗面積の拡大、効率化、スピード化、売上予測の精度向上 [5] を目指し、大型店舗、非正規雇用の推進、カンバン方式といった生産手法の高度化、マーケティング手法の高度化等に取り組んできた(図 1.2)。しかし、今日では、大規模店舗を制限する法律 [6] [7] [8] の改正によって可能となる大型店舗の導入や、非正規雇用等による対処が浸透しているものの、この高コスト化と予測精度の低下の課題への対応は、十分なものとなっていない。

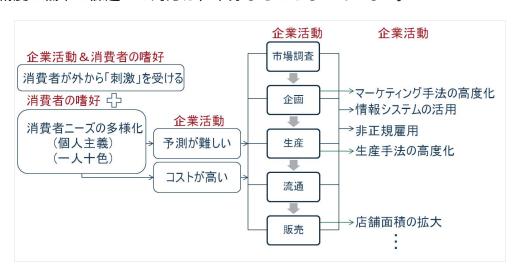


図 1.2: 商品の多様化と瞬間大衆が企業活動に与える影響

そこで企業は、このような取り組みに加え、消費者、店舗、商品の実態把握(暗黙知の可視化)をより努めてきた。これは、製造業が直営店を構える場合があることや、日本の小売業がフランチャイズ方式で小売店を展開する場合においても、直営店の占める割合が、5、6割である(北島2009)と述べていることからも示唆される。さらに、後述する多数の手法を用いて、購買行動の解明を試みてきた事からも示唆される。消費者、店舗の実態把握の為に企業側は、例えば、消費者モニターによる調査や、店舗

販売員による来客者数の調査のように、人を介して取り組んできた。しかし、これらの調査では、客観性(データ数や実施状況)、即時性(データ収集と収集後のデータ分析)、持続性(継続したデータの取得)を満足することが難しいという問題がある。

また、商品実態把握の為に企業側は、商品販売データを取得する、POSシステムを導入して対応してきた。これによって、データが自動で大量に取得できるようになった為、客観性、即時性、持続性を満足することが可能となってきた。しかし、POSシステムでは、消費者が商品を購入したという購買行動の結果の情報のみを取得し、解明を試みている為に、消費者や店舗の実態把握ができていない。

一方、インターネット上では、消費者が商品を購入する前の情報も取得し、解明を試みている。例えば、協調フィルタリングのような [9]、インターネット上で買い物を行う際に、他の顧客がどの商品を見ているかを分析する手法が挙げられる。このような手法は、客観性(データ数や実施状況)、即時性(データ収集と収集後のデータ分析)持続性(継続してたデータの取得)を確保しつつ、企業活動の課題を解決している手段であるといえる。そこで、本研究では、仮想空間上での取り組みに比べると、実店舗での分析手法の解明は遅れているという現状認識に立ち、小売店で消費者が購買の意思決定を行う前の行動を取得し、消費者の姿を可視化することで、企業の販売活動を中心とした諸活動の改善促進を試みる。

1.3 企業の諸活動を改善するための提案

本研究では、POS システムによって得られる購買行動の結果の情報と、RFID システムによって得られる、購買前行動の情報が利用可能なことを前提とする。これらの情報はそれぞれ、客観性、即時性、持続性を確保した情報である。そして、それらの分析を通じて、購買前行動と消費者の意思決定の関連の推測方法や、嗜好の変化の分析方法を明らかにするとともに、分析によって得られる新たな知見が企業活動の改善に有効であることを示す。

なお、本研究で述べる企業活動とは、1.2 で述べた、商品の販売に至るまでの各工程と定義する。具体的に企画では、商品の色等の商品ラインナップを決定することであり、生産では、生産商品の切り替えや、生産数の調整方法を決定することであり、流通では、限定商品等の発送先店舗を決定することであり、そして、販売では、商品の発注量の決定や、店舗販売員が接客することである。

本論文の構成は、2章において、本研究と類似する既存の取り組みとの違いを述べ、本研究の位置づけについて説明する。3章において、本研究の分析のモデルと、購買前行動を取得する為のRFIDシステムについて述べる。4章において、売上予測の精度向上の手法を提案する。また、商品の比較関係、代替関係や、商品の組み合わせを発見する手法を提案する。5章において、実在する企業が商用環境下で行った、実証実験で取得した購買前行動データおよび、購買データを利用し、提案手法を定量的に評価する。6章において、提案手法によって可視化された情報が、企業の諸活動の改善を促す情報であるか、データ取得元である共同研究先へのインタビューより、定性的に評価する。

第2章 関連研究

2.1 購買行動に関連する研究

本節では、関連研究の説明をする。まず、本研究と、既存の購買行動の意思決定モデルや、既存の購買行動分析手法との関係について説明する。購買行動の意思決定モデルは、消費者が購買に至るまでに、どのような要因により意思決定が行われるかを示したもので、本研究でも既存のモデルを援用する。他方の購買行動分析手法については、本研究が前提とする、客観性、即時性、持続性を保持した、店内観察の結果(購買前行動データ)と、購買データを利用する手法の妥当性と新規性を述べる。また、これらとは別に、既存のRFIDシステムを用いた、産業界や学術界での取り組みについて説明し、本研究の新規性を述べる。

2.2 消費行動論

2.2.1 店舗内購買の意思決定過程

本項では、店舗内における購買行動の概念と、既存の分析手法を分類する。田島ら [5] は、店舗内の購買行動を「何らかの購買意図を持って特定店舗に来店した消費者が該当店舗内において行う意思決定(ないしは情報処理)とその結果としての購買行為を含む一連のプロセスである」と定義しており、本研究においてもこの概念を用いる。さらに、本研究では「何らかの購買意図を持って特定店舗に来店した消費者が、該当店舗内で、商品購入の意思決定を行う前の行動」を購買前行動と定義する。

店舗内の購買行動の分類として、鈴木らは、(1)特定の業種や商品群に加え、消費者の買い物行動が単一財の購買を目的とした一財買物行動、(2)複数の財の取り揃えを目的とした複数財買物行動、(3)財に加えてサービスの購買をも目的とする多目的購買行動の3つに類型化されると述べており、多数の購買目的が重なることにより、店舗内の購買意思決定プロセスは、複雑になっている。そのため、青木は[10][11]、店舗内の購買意思決定過程を直接分析対象とした研究が、1985年以前にはほとんど存在しない事を述べており、もちろん、店舗内の購買行動をモデル化した研究は見当たらない。1985年以降においては、店舗内の購買意思決定過程を直接分析対象とした研究は存在するものの、モデル化まで行なった研究は確認できず、青木が仮説として提案したモデルを引用している研究が複数ある。本研究においても、青木が仮説として提案した、店舗内購買行動を科学的に分析する為の概念モデル[10]を用いる(図2.1)。

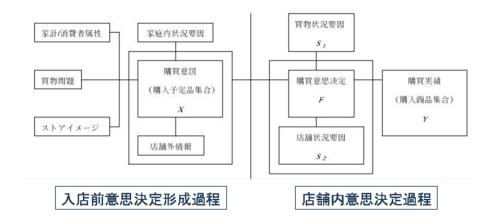


図 2.1: 購買行動の包括モデルの仮定

図 2.1 の左側は、買物を行う店舗を特定する為の購買意図の形成過程であり、店舗外での要因を受け、購入予定商品の集合を形成するプロセスを表している。また、図 2.1 の右側は、消費者が来店した際に、購入商品の集合を形成するプロセスが表されている。買物状況要因は、企業側のコントロールが不可能な経済的要因(所持金)や、人的要因(同伴者の影響)等を示し、店舗状況要因は、企業側のコントロールが可能な商品要因(品質)人的要因(販売員)レイアウト(商品配置)等を示している。

購買意思決定のモデルを解明する為に青木は、商品選択と銘柄選択の位置づけとその関連、店舗状況要因の作用方向、商品選択および銘柄選択において用いられる選択 ヒューリスティックスの解明が必要であることを述べており、従来では取得できなかった大量の購買前行動データを取得し、分析を行う事は、店舗内購買行動を科学的に分析し、概念モデルの検証に貢献することを示唆している。

2.2.2 店舗内購買行動研究

本項では、店舗内購買行動の研究手法を分類し、本研究が直接観察法と、販売観察法を用いることについて議論する。また、自動認識技術を活用して購買前行動を取得・分析する、直接観察法における従来の取り組みを示し、購買前行動データを取得するツールとして、RFID システムの利用が妥当であることについて議論する。

田島ら [5] は、店舗内購買行動の研究手法を、大きく5つの方法に分類している。

- 1. 非計画購買を調査対象とした「店頭面接法」。
- 2. 顧客の動線を調査対象とした「直接観察法」。
- 3. 意思決定過程を調査対象とした「プロトコール法」。
- 4. マーケティングの変数を購買データから測定することを対象とした「販売観察法」。
- 5. 同じく、マーケティングの変数を購買データから測定することを対象とした「店内実験法」。

現在では、被験者に調査を意識させないことや、データが大量に収集できる客観性、データ収集を継続して行える継続性に優れる、POSシステムから得た購買データを用いた、販売観察法が広く行われている。加えて、画像認識、超音波や、RFID等の自動認識技術を用いた、直接観察法も広く行われている。

本研究では、1.3 でも述べたように、商品の販売に至るまでの、企業の諸活動の改善を行うために、客観性、即時性、持続性を保持した、既存の POS システムからの情報と、RFID システムからの情報を用いる。本研究で、これらはそれぞれ販売観察法と直接観察法に分類される。

次に、購買前行動の取得と分析に関する既存の取り組みを説明し、本研究で提案する手法の新規性を示す。画像認識、超音波や、RFID 等の自動認識技術の発展により、従来の POS システムを用いた販売観察法に加え、直接観察法や店内実験法による研究が再び注目されている。販売観察法による従来の取り組みは、 2.2.2 で分類を行ったように、顧客の動線を調査の対象とし、さらに調査対象を詳細に行う棚割の研究を多数確認することができる [12] [13] [14]。また、これらの取り組みは、消費者の行動プロセスを、以下のように仮定し、商品の「見やすさ」や「取り易さ」を規定している [5]。

- 1. 商品が消費者に視認される。
- 2. 需要されるか拒否されるかの判断がなされる。
- 3. 需要集合の中からの選択がなされる。

その結果、棚割が売上に有意に影響する事を示し、異なる商品種別や形状に対応した、ベストポジションを特定する試みが行われてきた [14]。しかし、従来の取り組みでは、購買前行動から商品関与の測定が可能であることを示唆しているものの「商品を手に取り、商品を棚に戻す」そのものの行動と、購買に至らなかった商品に重点を置いた研究は少ない。

本研究では、1.2 でも述べたように、客観性、即時性、持続性のあるデータを用いる。これは、従来の取り組みである、1 つの店舗における調査、数週間の調査では、困難である。また、画像認識による調査では、消費者の顔レベルで認識を行うシステムは確認しているものの、商品レベルでの認識は、商品の位置を店舗内空間の座標として測定しており、例えば、消費者が手に取った商品を違う棚に戻す行動をとる場合には、正確にデータを取得できず、手作業での記録、修正が必要となる為、即時性の確保は困難である。これらを考慮しても、客観性、即時性、持続性を保持でき、アイテムレベルでの認識を考慮した自動認識技術である、RFID を本研究の目的で利用することは、新規性があると考えられる。

2.3 RFID を利用した取り組み

2.3.1 産業界での RFID を利用した取り組み

産業界における RFID の利活用は、数多くの取組がおこなわれている [15] [16]。現在までに行われた取組のうち、代表的なものにアパレル専門店、百貨店、コンビニエンスストア、食品スーパー、総合スーパー (GMS) を対象とした一連の未来型店舗実証実験 [15] [16] がある。これらの実証実験における取組内容は、RFID システムの利用者の観点から、消費者向けのアプリケーションと従業員向けのアプリケーションの 2つに分類できる (表 2.1)。実証実験の中で評価された消費者向けのアプリケーションの 1つとして、消費者が商品を手に取るといった、消費者の行動をシステムが検出して、自動で商品情報を提供するというものがある。このアプリケーションでは、システムがタイミングよく情報を提供することによって、消費者のその商品に対する理解を深め、その結果として商品の購買確率を高めることに成功している。

他方、従業員向けのアプリケーションの1つとして、従業員が接客中に端末を操作する事で、商品の情報を得ることができるというものがある。このアプリケーションで提供される情報の中には、商品の在庫情報が含まれる。従来は、消費者が望んでいる商品が小売店の店舗の倉庫に存在するかどうかがリアルタイムで管理されていなかったため、このアプリケーションの導入によって、接客時間が短縮されたり、売場への品出し回数が減少したりするといった効果がみられた。

表 2.1: 未来型店舗実証実験の分類

利用者	アプリケーション	提供される情報	実測結果
利用者	自動で情報を提供	商品詳細	入店者数の増加
		キャンペーン	接客回数の増加
	自ら操作で情報を取得	商品詳細	情報端末からの問い合わせの増加
従業員	接客に必要な情報の取得	商品在庫	会計時間の短縮
		会計	
	店舗オペレーション	商品在庫	品出し回数の減少
			接客時間の短縮

これら従来の産業界の取組では、商品の動きに注目する事により消費者が関心を持つ商品を把握することで、接客回数を増加させたり、消費者の関心をさらに高めたりすることには成功しているものの、消費者が店舗内で商品を選ぶという一連の行動の結果として得られる膨大なデータが持つ価値については、十分に活用できていない。また、従来の産業界の取り組みでは、RFIDシステムから得られる情報を小売店のみで利用することを前提としており、企業のプロセス全体において活用しようとする取り組みが行われていない。本研究では、これらのデータを活用するための手法を提案する点において、これらの取り組みとは異なっている。

2.3.2 学術界での RFID を利用した取り組み

学術分野の取り組みとして長谷川 [17] は、書籍に RF タグを付着し、読者の閲覧行動を収集する RFID システムを用いて実験を行い、収集したデータをマイニングすることで、タイトルに「トレンド」のキーワードを含んでいることが、読者の手に取られることを促進する環境要因の最有力候補であると論じている。しかし、本研究では、商品そのものの情報を利用せずに、消費者が商品を手に取るという行動と、購買という行動の関係を分析しようと試みる点において先行研究とは異なる。また、木村 [18] は、アパレル商品に RF タグを張付し、購買前行動データとして、10 分毎に顧客が手に取った商品のデータを 1 バスケットとし、同バスケット内で同時に手に取られている共起度と、併売が起きている共起度を比較する分析をおこなっている。しかしながら、本研究では、店舗ごとの差や商品単体も考慮した分析手法を提案する点において異なる。また、分析結果の活用に関しては、従来は店舗での活用を中心に検討されていてきたのに対して、本研究では、分析結果が営業活動や商品ラインナップ戦略など、企業のプロセスにおいて活用できることを示す点においても、従来の取り組みとは異なっている。

第3章 購買前行動活用モデルと 想定するRFIDシステム

3.1 購買前行動データ活用モデル

本節では、本研究において用いた企業における情報活用モデルの説明をする。この情報活用モデルは、企業が企業活動を改善するためにどのように情報を用いるかを説明するもので、その中で既存の情報システムによって得られるデータの用いられ方を説明するとともに、本研究が対象とする購買前行動データの活用方法についても提案する。本研究では、購買前行動データを分析することによって企業活動を改善するための情報が得られるという立場をとるが、その分析手法の導出のために本研究で採用した仮説の解説を行う。

3.1.1 情報活用モデル

企業は情報システムのひとつとして、小売店に設置された POS システムを活用して、 諸活動の課題の解決を試みてきた。

そもそも、POSから取得され、企業の諸活動を改善する為に用いられる購買行動データには次のようなものが挙げられる。

- 売上日時
- 店舗コード(店舗の識別)
- 単品コード(商品の識別)
- 売上点数
- 売上金額
- 担当コード (POS システムを操作した店舗販売員の識別)
- 登録コード(店舗販売員の誤打登録といった、POSシステム利用の識別)
- 課税コード
- 値引コード(割引の利率の識別)

- 返品コード(返品商品の識別)
- 顧客コード(顧客の識別)

これらの情報は、PLU(Price Look Up) や POS システムを操作する店員によって入力されるが、これらのデータより、どの性別の、どの年代の人が、いつ、どの店舗で、どの商品を、何個、購入したのかの情報を得ることができる。また、顧客カードとの紐づけにより、誰が購入したのか、即時性、持続性、客観性を保持している。これら取得したデータを、2章で述べた分析手法や、データの巨大集合やデータベースから有用な情報を抽出するデータマイニング手法 [19] を用いて分析を行うことで、売上予測の精度を向上させることや、選択と銘柄選択の位置づけとその関連、店舗内状況要因の作用、商品選択において用いられる選択ヒューリスティックスの解明を試み、企業の諸活動を改善してきた(図 3.1)。



図 3.1: 既存の分析のモデル

本研究では、従来の POS システムから取得できる購買行動データに加え、RFID システムも利用することで、3.2 に後述する、購買前行動データを利用した。図 3.2 に示すように、この購買前行動データと購買行動データの関係を解明することで、従来の購買データのみの分析で得られなかった情報を取得したり、従来は得るまでに時間がかかっていた情報を、素早く得ることができるという立場をとる。両データの関係の予測は、仮説の検証により行った。仮説を検証する方法として、購買前行動と消費者の意思決定の過程の推測や、嗜好の変化の分析について効果的な手法を、第4章に提示した(図??)。その有効性は、第5章において、実在する企業が商用環境下で行った、実証実験で取得した購買前行動データおよび、購買データを利用し、提案手法を定量的に評価することで示す。そして、提案手法によって可視化された情報が、購買データをのみ用いる従来の情報システムよりも、売上予測の精度を向上させることや、購買データのみでは明らかにならない選択と銘柄選択の位置づけとその関連、商品選択において用いられる選択ヒューリスティックスの解明に有意であり、以下に示す企業の諸活動の改善を促す情報であるかを、第6章で定性的に評価する。具体的な企業の諸活動の改善を促す情報であるかを、第6章で定性的に評価する。具体的な企業の諸活動と、改善については以下に挙げられる。

- 企画では、商品の色の構成を決める為に、比較・代替関係にある商品や、組み合わせの関係にある商品を発見すること。
- 生産では、いち早く人気のない商品の生産を停止し、他の商品の生産に切り替えることや、生産の調整を行う為に、商品の売れ筋予測の精度を向上させること。

- 流通では、限定商品等の発送先店舗の選別の為に、商品の売れ筋予測の精度を向上させること。
- 販売では、商品の発注量の決定や、店舗販売員の接客スキル向上の為に、商品の 売れ筋予測の精度を向上させることや、比較・代替関係にある商品や、組み合わ せの関係にある商品を発見すること。

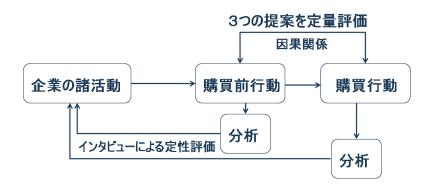


図 3.2: 分析のモデル

3.1.2 仮説

本研究では、付録に示す予備分析より、3つの仮説を抽出した。これらにより、購買行動データと、購買前行動データの関係を明らかにする。購買前行動と消費者の意思決定の過程の推測方法や、嗜好の変化の分析方法について効果的な分析手法を提示し、評価することで、検証する。

- RQ.1 顧客に数多く手に取られる商品と、売上点数に相関関係がある。
- RQ.2 顧客に多く手に取られたが、売上点数に繋がらない商品の一部が、同一カテゴリ内の他の製品と比較された結果、購入に至らなかった商品である比較関係、代替関係である。
- RQ.3 他のカテゴリを含む商品の組み合わせの良し悪しによって売上点数に差がでる。 これらの仮説が検証されることにより、売上予測の精度向上、商品受注の効率向上、 店舗販売員の接客支援をはかる。

3.2 分析に必要な購買前行動データと データを取得するための RFID システム

本項では、仮説の検証においてどのようなデータが必要になるかについての分析を行う。そして、そのような購買前行動データを取得するために必要となる RFID システムの機能を抽出し、それらの機能を前提とすることの妥当性を示す。

まず、 3.1.2 で示した仮説を検証する為には、個別識別、個人認証もしくは個人の特定、次に挙げるようなデータが必要となる。

- (a) ひとりの顧客が手に取った商品
- (b) ひとりの顧客が手に取った商品の順序
- (c) ひとりの顧客が RFID システムを利用したインタラクションの結果
- (d) 顧客の手に取られた商品の回数
- (e) 商品の売上
- (f) 商品のカテゴリ

これらを考慮すると、仮説検証にはこれらのデータが必要となる。購買前行動データを取得する RFID システムには、次に挙げるような機能が必要となる。ひとりの顧客が手に取った商品を識別するために、個別の商品に、固有の識別子が書き込まれたRF タグが貼付されている必要がある。また、その商品が手に取られたかどうかを判定するために、RF タグを読み取るためのアンテナは、商品の置かれた棚、もしくは、顧客が試供するときに利用する場所に設置されている必要がある。また、個々の商品がどの商品かを識別するために、RF タグに書き込まれた固有の識別子と実際の商品の関係を管理する必要がある。また、その商品が属するカテゴリを管理することが必要になる。以上のような機能が必要となるが、本研究ではこれらの要求条件を踏まえて、次に示すような RFID システムを利用し、購買前行動データを取得することを前提としている。尚、商品売上については、POS システムの持つ機能から取得できる。

以上の機能を満たすために、本研究では以下のような前提をおく。まず、RF タグが貼付される対象であるが、本研究ではRF タグが個々の商品に貼付されているものとする。また、RF タグを読取るアンテナについては、商品の展示されている棚やテーブルに設置されているものとする。これらの前提から、商品に取り付けられている RF タグは、従業員が商品を置いた際に読取られ、消費者が商品を手に取った際には読み取られなくなり、消費者が、どの商品を、どのくらいの回数、手に取っているかを把握することができるようになる。また、RF タグに、個々の RF タグを識別するための個体識別子が記録されているものとする。そして、この個体識別子と貼付対象の商品の商品名や商品種別の紐付けは、RFID システムで行われているものとする。

こららの前提は、RFID の普及期においては、限られた商品への RF タグの貼付や、棚やテーブルへのアンテナの配置が妥当であると考える。また、これまで産業界で行われてきた実証実験のシステムに実装されているものであり、全て妥当な前提であると言える。

第4章 データ分析手法の提案

4.1 購買前データを用いた売れ筋予測手法

本章では、第3章で述べた、3つの仮説に対応して、購買前行動と消費者の意思決定 の過程の推測方法や、嗜好の変化の分析方法について効果的な分析手法を提示する。

まず、本節では、RFID システムから得られる購買前行動データと POS システムから得られる購買データの関係性を明らかにする手法を提案する。ローランド・ホールの提唱する AIDMA によれば、消費者が商品を認知し、購入に至るまでには、コミュニケーションの反応プロセスが存在する。商品を知った人数 \propto 商品に興味や関心を示した人数 \propto 商品を欲しいと思った人数 \propto 商品を記憶した人数 \propto 商品を購入した人数で、商品に関心を示した人の数と購入された商品の数は比例の関係にあることになる。手に取られた数と売上点数の間に相関関係が確認できれば、販売促進のために、より顧客の注目を集める方法が有効となり、マーケティング上有効である。提案の手法は、2 つのステップで行う。

- 1. 顧客の手に取られた商品の数と、売上点数を対象とした、2変量の相関分析を行う。
- 2. 顧客の手に取られた商品の数と、売上点数を対象とした、散布図を作成する。

4.2 代替関係・比較関係にある商品の発見手法

4.2.1 購買行動ポートフォリオ

本項では、購買前行動データを用いて、消費者の商品吟味において、比較される商品群の発見手法を提案する。本提案では、消費者が店頭での商品吟味によって購買に至らなかった商品は、他の商品との比較によって、その商品が選択されなかったためであることを前提とする。この前提は、店舗における日常の商品選択行動を考えると妥当な前提といえる。提案の手法は、2 つのステップで行う。

- 1. 購買前ポートフォリオを作成し、興味が持たれたが購入されなかった商品を抽出する。
- 2. 抽出した商品を含むカテゴリに対して、レーダーチャート及び、ドメインシフト タイムチャートを作成して購入されなかった商品の比較商品を推測する。

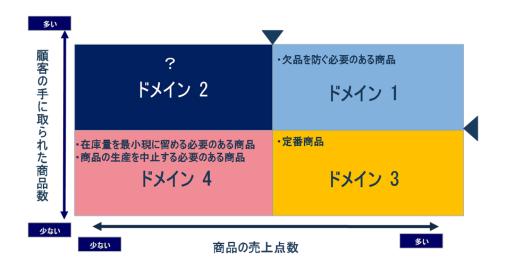


図 4.1: CPP

本項では、興味が持たれたが購入されなかった商品を定義する為に、まず、購買ポートフォリオ (Consumer Purchase Portfolio: CPP) を提案する (図 4.1)。 縦軸には手に取られた商品の数、横軸には売上点数をとり、商品を 4 象限に分類する。 それぞれの象限をドメインと呼び、これらを分類する閾値は、分析対象商品種類全体数の逆数とし、商品維持の最低限の目安となる。

各ドメインに分類される商品は以下のように解釈できる。ドメイン 1 の商品は、顧客によく手に取られ、よく売れた商品である。その逆で、ドメイン 4 は、顧客に手に取られず、売れもしない商品である。ドメイン 1 とドメイン 4 に分類される商品は、 4.1 から、手に取られた数と売上点数の間に相関関係が確認できれば、販売促進のために、より顧客の注目を集める方法が有効となる。またドメイン 3 は、手には多く取られないが、売れる商品である。ドメイン 3 は、商品を試さずとも、商品の効用が周知されている定番的な商品であると解釈できるため、店頭での積極的なお勧めは必要としないと解釈できる。

本提案では、特にドメイン2に注目している。なぜならば、ドメイン2は、手に多く取られるが、売れない商品であり、本研究では、その理由が比較によるものであると考えた為である。提案手法が、比較によって購買に至らなかった商品を明らかにできるとすると、それによって明らかになる商品のデータは、商品設計、価格設定に有用な情報となりうる。また、この商品の顧客への影響についても、顧客は購買前の比較によって商品使用時のイメージの形成に貢献している可能性があるので、売り上げが小さいからと言って、一概に商品を店頭から排除するべきではないという判断もできる。このようにドメイン2に分類される商品が、比較によって選ばれなかったかどうか、また、そうだとして、どの商品が比較の対象化を知ることは、マーケティング上有効である。次節において、更に別の手法を適用し、代替・比較関係である商品の発見方法を提案する。

4.2.2 チャートを用いた代替・比較関係の発見

本節では、レーダーチャート (Radar Chart: RC) と、ドメインシフトタイムチャート (Domain Shift Time Chart: DSTC) の、2 つの分析方法を用いて、商品が代替・比較関係にあるかどうか検証する方法を示す。

レーダーチャートは、同一の消費者が、ある商品を吟味する際に、同一のカテゴリ 内のどの商品を同時に比較したかを知ることができるチャートである。他方の、ドメ インシフトタイムチャートは、同一カテゴリにある商品が購買前行動ポートフォリオ のドメインをどのように推移したかを示したチャートで、このチャートを見ることで、 販売開始以降の商品の位置づけを知ることができる。比較関係の発見は、これら2つ のチャートを用いることで実施する。まず、ドメイン 2 に分類された商品(商品 A と する)のレーダーチャートを作成する。そのレーダーチャートの分析から、同一商品 カテゴリ内に、よく比較されている商品があるかどうかを見極める。比較されている 商品(商品Bとする)がある場合には、改めて、ドメインシフトタイムチャートにお いて、両者の推移を分析する。この時に、商品 B がドメイン 1 にある場合には、商品 A と商品 B が比較されて、商品 B のみが購入されている関係にあることが分かる。商 品Bもドメイン2にある場合には、レーダーチャートにおいて、更に比較されている 商品(商品Cとする)があるかを確認し、同様にドメインシフトタイムチャートでの 分析を行う。いずれかの商品がドメイン1にある場合には、その商品が最終的に選ば れる商品で、他の商品が比較によって選ばれなかった商品となる。ドメイン1に属す る商品が発見できなかった場合には、比較の結果、商品が選択されなかったというこ とが分かる。

4.3 アソシエーション関係にある商品の発見手法

本節では、購買前行動データを用いて、商品を売るためのお勧め商品の発見手法の 提案をする。本提案手法も2つのステップで行う。

- 1. 異なる販売環境にある商品(例:異なる店舗)の購買前行動データに相関ルール 分析を適応し、相関の高い異なるカテゴリに属する商品群を抽出する。
- 2. 抽出した商品の環境下での販売状況を分析し、組合せがある場合によく売れている商品をよく売れる組合せとして推定する。

相関ルールとは、アイテム集合をX、Y(ただし、 $X\cap Y=\phi$)とした場合、「 $X\Rightarrow Y$ 」で表わされる関係である。例えば、スーパーマーケットの POS システムから取得した購買データを利用し、おむつを購入した顧客が、ビールも購入することを、「おむつ \Rightarrow ビール」と表す。しかしながら、m 個のアイテム組み合わせで生成された相関ルールの数は、

$$\sum_{k=2}^{m} {m \choose k} (2k-2) \tag{4.1}$$

$$supp(X \Rightarrow Y) = supp(X \cap Y)$$
 (4.2)

$$conf(X \Rightarrow Y) = \frac{supp(X \cap Y)}{supp(X)}$$
 (4.3)

また、Apriori アルゴリズムの出現以降、速度の向上や、時系列を考慮する取り組みがなされてきたこと [21] [22] [23] を考慮すれば、本研究で Apriori アルゴリズムを使用することは妥当であると考える。

本節では相関ルール分析によって抽出した商品の販売量を比較することで、よい組合せの商品を発見する手法について説明する。まず、サポート順で、各販売環境下の上位一定数の組合せ(例10ルール)を抽出し、複数の販売環境下で共通に発見される商品組合せのルールを探し出す。次に、購買後データから各販売環境下における、それぞれの商品の販売状況を調べて、各々の販売環境下で、よく売れているか、売れていないかを判断する。この判断には、同一カテゴリの平均販売量を用いる。ここで、組合せに含まれる商品が、各販売環境下でよく売れている場合には、その組合せは、よく売れている組合せということができる。また、売れていない場合には、よく売れていない組合せとすることができる。

よく売れる組合せについては、販売企画の段階から既知のものもあると考えられ、そうでないものもあると考えられる。この分析によって、ある販売環境下によってはよく売れているが、他の販売環境下では売れていないことが分かった場合には、売れている販売環境下で取っている販売実施方法(例:おすすめ商品)を他の販売環境下に展開することによって、販売量を増やすことができる可能性がある。このような異なる販売環境下での売り方のノウハウは通常展開が困難であるが、本分析手法を用いることで実施が可能になると期待できる。

第5章 データ分析による仮説の検証

5.1 評価方法

5.1.1 分析に使用したシステム

本章では、分析に使用したシステムと、そのシステムによって取得したデータについて述べ、第4章で提案した分析手法を用い、第3章で述べた3つの仮説にの検証を行う。

本研究では、実証実験において取得した購買前行動データと購買データの開示を受け、そのデータを用いて検証を行っている。実証実験に用いられた RFID システムは、 擬似的に化粧を体験できるキオスク端末で、このシステムは、RF タグを読み取る為の アンテナ以外にも、ディスプレイ、カメラ、プリンターを搭載している。このシステム を利用する際には、まず、顧客はシステムに搭載されているテスター(商品)を手に 取り、システム前面の読取部分にかざす。そうするとことによって、システムは、カメ ラが捕えている顧客の顔に、その商品を使用した際の画像処理を施し、その顔をディ スプレイに表示する。顧客はこれらの動作を繰り返すことで、複数の商品を疑似体験 することができる。また、画像処理された顔や、選択した商品の情報を印刷すること も可能である(図 5.1)。なお、個々のテスターには、RF タグが張り付けられており、 RF タグの個体識別子と、貼付対象の商品の商品名や商品種別の紐付けは、RFID システムで行われている。なお、今回、RFID システムと POS システムは、プライバシー 保護の観点から、両者のデータは紐付けされていない。

5.1.2 分析に使用したデータ

本研究では、共同研究先より RFID システムから取得できる購買前行動データと、実証実験が実施された期間の POS データの開示を受けている。実験対象は、30代~40代をターゲットとした百貨店専売メーキャップ化粧品である。また、実験対象商品は、テレビ CM による宣伝活動を行っておらず、雑誌広告においても、商品を利用したモデルの画像のみを掲載し、商品個別の情報は掲載されていない。

表 5.1 は、店舗ごとに実証実験の概要を表し、左から、店舗コード、店舗の所在地域、試験開始日、試験終了日、実験期間中に顧客の手に取られた商品の総数(欠損値処理済)を表している。実証実験の期間は、2007年4月27日から2007年7年27日の3か月間(最長)で、実証実験が行われた店舗の数は全国12店舗である。また、表 5.2は、左から、商品カテゴリ、商品名を示し、全国12店舗で、カテゴリCが5点、カテ

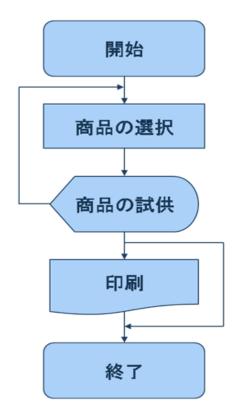


図 5.1: キオスク端末利用の流れ

ゴリLが7点、カテゴリSが9点からなる計21点のデータを用いた。また、今回 RFID システムと POS システムは連動していなかったために、両者のデータは紐付けされていない。

欠損値については、データの開示元である共同研究先からのヒアリングの結果、RFIDシステムの使用時間が45分以上、または、商品1点あたりの平均使用時間が15分を超えるデータはRFIDシステムの利用を中断し、対面での接客を主としていると考えられる為、分析の対象外とする。また、本分析では、状況要因として、日本百貨店協会の発表する各地域の百貨店の情報[24]を基に、販売促進活動の有無、曜日を考慮している。

表 5.1: 店舗別データ

店舗番号	地域	実証実験開始日時	実証実験終了日時	顧客の手に取られた商品の数
1	関西	4/27	7/26	1852
2	九州	4/27	7/26	2479
3	関東	4/27	7/25	3752
4	関西	4/27	7/25	2985
5	関東	4/27	6/14	503
6	関東	4/27	7/26	1500
7	中部	4/27	7/10	1665
8	関西	4/27	7/11	3107
9	関西	4/27	7/9	779
10	関西	4/27	7/9	1062
11	関西	4/27	7/27	938
12	中部	4/27	7/26	1340

表 5.2: カテゴリ別データ

	<u>○:2: /3 / コ</u> 商品カテゴリ	商品名
-	C	C1
		C2
		C3
		C4
		C5
	L	L1
		L2
		L3
		L4
		L5
		L6
		L7
		L8
		L9
	\mathbf{S}	S1
		S2
		S3
		S4
		S5
		S6
_		S7

5.2 購買前データを用いた売れ筋の分析

本項では、4.1 で提示したデータ分析方法に基づき実施した分析の結果を示す。分析では、R [25] を用いた散布図の作成と、SPSS [26] を用いた相関分析を行った。分析はRFID システムから取得した、手に取られた商品数を独立変数に、POS システムから取得した、売上点数を従属変数として実施した。表 5.3 に、相関分析の結果を示す。

表 5.3: 各店舗相関係数一覧

次頁に続く																						
9T	.913**	0	.873**	0	0.37	0.263	**698.	0	.903**	0	**928.	0	*829*	0.011	.631*	0.028	**988.	0	.914**	0	.954**	0
L5	.613*	0.034	.920**	0	-0.079	0.817	**688.	0	**868.	0	.911**	0	**806.	0.002	**228.	0	.934**	0	.911**	0	.820**	0
L4	*159.	0.022	**958.	0	-0.3	0.371	**968.	0	.949**	0	.843**	0	.721*	0.044	.785**	0.002	.912**	0	.848**	0	.924**	0
L3	**898.	0	**268.	0	0.327	0.327	.722**	0.004	.914**	0	.824**	0	**058.	0.008	**906.	0	**688.	0	**606.	0	**206.	0
L2	.951**	0	**696.	0	0.05	0.885	**206.	0	**596.	0	.933**	0	.964**	0	**626.	0	.982**	0	.955**	0	**986.	0
L1	.932**	0	**026.	0	0.103	0.764	.904**	0	.891**	0	**628.	0	.948**	0	**068.	0	.975**	0	.953**	0	.924**	0
C2	e.		.938**	0	.824**	0.002	æ.		.815**	0	.742**	0.002	0.333	0.42	0.539	0.071	**628.	0	**098.	0	.812**	0
C4	.729**	0.007	.741**	0.002	0.072	0.833	.943**	0	**926.	0	.964**	0	**668.	0.002	.944**	0	.611*	0.035	**896.	0	**986.	0
C3	.761**	0.004	.953**	0	-0.313	0.349	*627*	0.016	**296.	0	.928**	0	.814*	0.014	.911**	0	.832**	0.001	.917**	0	.633*	0.015
C2	.847**	0.001	.945**	0	0.418	0.2	.948**	0	.934**	0	.981**	0	.928**	0.001	.972**	0	.946**	0	.823**	0	.910**	0
C1	.949**	0	**066.	0	0.353	0.287	.971**	0	.982**	0	.973**	0	.974**	0	.952**	0	**776.	0	.975**	0	**626.	0
店舗	6		2		7		П		4		3		ಬ		10		∞		9		12	

前頁の続き	店舗	L7	L8	F3	S1	S2	83	84	S_{5}	98	S7
	6	.953**	**692.	**883	.648*	.874**	**656.	.873**	.802**	**086	**887.
		0	0.003	0	0.023	0	0	0	0.002	0	0.002
	2	.962**	**596.	.955**	.964**	.934**	**268.	**256.	**988.	**266.	**658.
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	<u>~</u>	0.441	0.391	0.076	-0.383	0.542	0.267	.732*	0.379	*089.	-0.179
		0.174	0.235	0.824	0.245	0.085	0.428	0.01	0.25	0.038	0.599
	11	.958**	**086.	.742**	**688.	**808.	.816**	.951**	.828**	.947**	**788.
		0	0	0.002	0	0.001	0	0	0	0	0
	4	**596.	**696	.928**	.916**	.861**	.913**	.910**	**206.	.924**	**087.
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.001
	3	**996.	**926.	**806.	**026.	**996.	**986.	**598.	*685.	.957**	.919**
		0	0	0	0	0	0	0	0.027	0	0
	ಬ	**288.	.934**	0.63	.920**	.864**	**998.	*692.	0.518	**626.	.933**
		0.003	0.001	0.094	0.001	0.006	0.005	0.026	0.188	0	0.001
	10	**678.	**086.	**028.	.724**	.737**	.813**	**098.	rs.	*259.	*689.
		0	0	0	0.008	0.006	0.001	0	•	0.03	0.013
	∞	.982**	**586.	**668.	**776.	.984**	.972**	**896.	.774**	**586.	**992.
		0	0	0	0	0	0	0	0.003	0	0.004
	9	**086.	.943**	.872**	**808	**026.	.948**	.841**	.862**	.954**	**858.
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	12	**896.	.911**	.729**	**626.	.953**	**626.	.946**	.842**	.920**	**086.
		0	0	0.003	0	0	0	0	0	0	0

表 5.3 は縦軸に店舗番号、横軸に商品名を表し、セル内の 2 段の値は、上から順に相関係数(**1%水準、*5%水準)、p 値を示す。なお、表 5.3 に示す相関分析の結果は、平日と休日の差を吸収する為に、7 日単位に集計して分析を行っており、無相関検定も行っている(cf.n=10, r>0.632, p<0.05)。

これらの結果から、手に取られた商品数と売上点数に相関関係が認められる店舗・商品のカテゴリと、相関関係が認められない店舗・商品のカテゴリがあることが明らかになった。同じ変数を独立変数、従属変数とした散布図の作成も行ったが、同じ傾向が見られた。

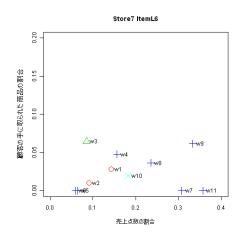


図 5.2: 店舗7商品 L6の散布図

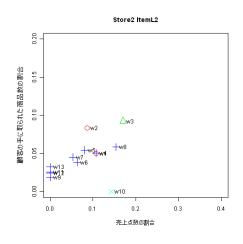


図 5.3: 店舗 2 商品 L2 の散布図

図 5.2 は、縦軸に手に取られた商品数の割合、横軸に売上点数の割合を表し、店舗7の商品 L6 を各週でプロットしたものである。図中の十字印で表されている週は平常時、十字印以外で表されている週は、日本百貨店協会の発表するデータより、バーゲン等の販売促進活動が行われている週であると考えられる。また、図 5.3 は、同様に店

舗 2 の商品 L2 を各週でプロットしたものである。また、他の店舗、商品については付録に記載する。

これらの結果から、例えば、店舗2の商品L2では手に取られた回数と購買点数の間に相関がみられるが、店舗7の商品L6では相関がみられず、店舗や商品の一部では相関がみられないことが確認できたように、一部の店舗や商品に相関がみられなかった。

このように、相関が見られた店舗、商品には、購買前行動データを用いて売れ筋予測を立てることができることを確認でき、顧客に数多く手に取られる商品と、売上点数に相関関係があるという RQ.1 は一部検証された。

5.3 代替関係・比較関係にある商品発見の分析

図 5.4 と図 5.5 に、店舗2で比較関係を発見した結果を示す。

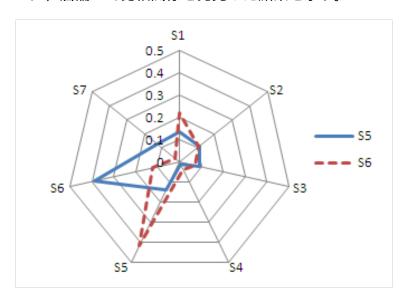


図 5.4: 店舗 2 レーダーチャート

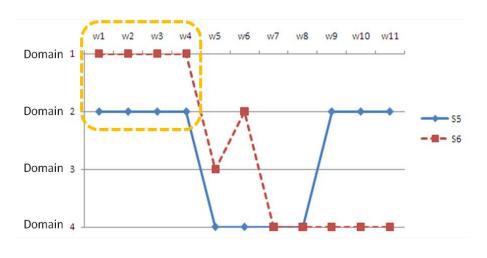


図 5.5: 店舗 2 DSTC (カテゴリS)

まず、図 5.4 は、レーダーチャートで、一人の消費者が、商品を選ぶ際に、同一のカテゴリ内のどの商品を同時に比較したかを知ることができるチャートである。この図は、店舗 2 のカテゴリ S の商品群を示しており、凡例に示す商品 S5 および S6 が、同一カテゴリである S カテゴリ内の、 $S1 \sim S7$ からなる商品で、どの商品を手に取ったのかを割合で示している。このチャートの膨らみから、青線で示す商品 S5 を手に取った顧客は商品 S6 を手に取る割合が多く、赤の点線で示す、商品 S6 を手に取った顧客は、商品 S5 を手に取る割合が多いことが分かる。

一方、図 5.5 は、ドメインシフトタイムチャートで、同一カテゴリにある商品が、前頁で示した購買前行動ポートフォリオのドメインを、どのように推移したかを表したチャートで、商品の位置づけを知ることができる。図の縦軸には、ドメイン、横軸には、週ごとの時間を示している。図 5.5 においても、店舗2 のカテゴリS の商品群を示しており、凡例に示す商品 S5 および S6 が、週ごとにドメインをどのように推移しているかを確かめることができる。図 5.5 から、商品 S5 は、第1週から第4週まで、ドメイン2 を推移していることが分かる。また、比較対象である商品 S6 については、その期間ドメイン 1 を推移していることが分かる。以上の分析から、店舗2 においては、商品 S5 と商品 S6 が比較され、結果として、消費者が商品 S6 を選択したことが推測できる。

同様の分析を店舗5で実施した結果を次に示す。

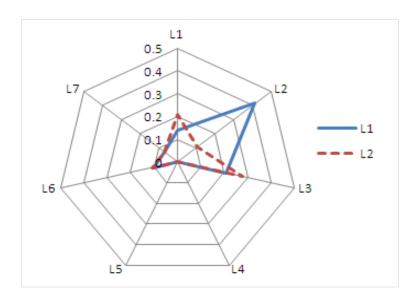


図 5.6: 店舗 5 レーダーチャート

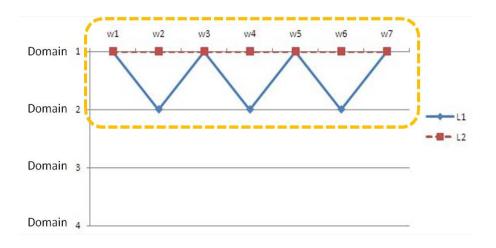


図 5.7: 店舗 5 DSTC(カテゴリ L)

まず、図 5.6 のレーダーチャートは、店舗 5 のカテゴリL の商品群を示しており、凡例に示す商品 L1 および L2 が、同一カテゴリである L カテゴリ内の、L1 ~ L7 からなる商品で、どの商品を手に取ったのかを割合で示している。このチャートの膨らみから、青線で示す商品 L1 を手に取った顧客は商品 L2 を手に取る割合が多く、赤の点線で示す、商品 L2 を手に取った顧客は、商品 L1 を手に取る割合が多いことが分かる。

一方、図 5.7 のドメインシフトタイムチャートにおいても、店舗 5 のカテゴリ L の商品群を示しており、凡例に示す商品 L1 および L2 が、週ごとにドメインをどのように推移しているかを確かめることができる。図 5.7 に示す DSTC から、商品 L1 は、第 1 週から第 7 週まで、ドメイン 1 および、ドメイン 2 を推移していることが分かる。また、比較対象である商品 L2 については、その期間ドメイン 1 を推移していることが分かる。以上の分析から、店舗 5 においては、商品 L1 と商品 L2 が比較され、結果として、消費者が商品 L2 を選択したことが推測できる。

他店舗、他カテゴリにおいても、比較・代替関係が発見できており、表 5.4 に、店舗8 の代替・比較商品の一覧を示す。

表 5.4: 週別の代替・比較商品一覧

		P(0.1	· ~=/// 47 VII	PUTATION AND AND	
	Week1	Week2	Week3	Week4	Week5
т	$\{C4, C1\}$		{L1, L8,L9 }		
S		$\{S5, S2, S6\}$	{S1, S2 ,S3,S4} {S3, S6 }	{S3,S1,S2, S4,S6 } {S1,S4, S6 }	$\{S1, S2, S3, S6\}$
			(55,50)	$\{S2,S1,S6\}$	

Week6	Week7	Week10	Week11
	$\{C4, C1\}$		$\{C4, C2\}$
${S1,S2,S3,S4} $ ${S5,S1,S2,S4}$	$\{S5,S1,S2,S4\}$	$\{S2,S1,S3,S4\}$ $\{S6,S1,S2,S4\}$	$\{S3,S1\}$

表 5.4 は、縦軸に商品カテゴリ、横軸に7日ごとの期間をとり、各商品の週ごとの代替・比較関係を括弧内に表している。括弧内の太文字で表わされている商品は、代替・比較の結果購入に至ったドメイン1の商品、通常文字で表わされている商品は、ドメイン2の商品を表している。図 5.4 と図 5.5 では、店舗2のカテゴリSにおいて、S5、S6の比較関係を示したが、他店舗、他カテゴリにおいても、代替・比較関係を発見することができた。

以上の分析結果から、提案の手法を実際の購買前行動データに適用することで、従来は発見できなかった、比較関係にある商品を推測できることを示し、RQ.2 は検証された。

5.4 アソシエーション関係にある商品の分析

4.3 で提示したデータ分析方法に基づき、相関ルール分析を行った。分析には、R を用いた。店舗毎の購買前行動データに適用することで、店舗の違いを異なる販売環境下とした。

本分析の欠損値は、RFID システムの使用時間が 45 分以上、または、商品 1 点あたりの平均使用時間が 15 分を超えるデータは、分析の対象外としている。これは、RFID システムの利用を中断し、対面での接客を主としていると考えられる為である。また、状況要因として販売促進活動の有無を考慮し、ゴールデンウィークに差し掛かる期間を除き、Week4 以降のデータを利用している。

まず、各店舗でカテゴリC、L、S の 3 つのカテゴリを含むルールの上位 10 位を表 5.5 に示す。

Store Rules { Antecedent } \Rightarrow { Consequent } Confidence No. Support 317 $\{C2,S2\} \Rightarrow \{L8\}$ 0.05380.62501 318 $\{C2,L8\} \Rightarrow \{S2\}$ 0.0538 0.58821 319 $\{L8,S2\} \Rightarrow \{C2\}$ 0.05380.43481 $\{C2,L7\} \Rightarrow \{S1\}$ 0.5909 320 0.0699次頁に続く

表 5.5: 各店舗相関ルール

前頁の表の続き				
Store	No.	Rules $\{ Antecedent \} \Rightarrow \{ Consequent \}$	Support	Confidence
1	321	$\{C2,S1\} \Rightarrow \{L7\}$	0.0699	0.6842
1	322	$\{L7,S1\} \Rightarrow \{C2\}$	0.0699	0.4815
1	323	$\{C2,S1\} \Rightarrow \{L8\}$	0.0538	0.5263
1	324	$\{C2,L8\} \Rightarrow \{S1\}$	0.0538	0.5882
1	325	$\{L8,S1\} \Rightarrow \{C2\}$	0.0538	0.4000
1	326	$\{L9,S5\} \Rightarrow \{S6\}$	0.0591	0.7857
2	296	$\{C2,L2\} \Rightarrow \{S1\}$	0.0533	0.7059
2	297	$\{L2,S1\} \Rightarrow \{C2\}$	0.0533	0.4444
2	298	$\{C2,S1\} \Rightarrow \{L2\}$	0.0533	0.3243
2	332	$\{C4,L7\} \Rightarrow \{S1\}$	0.0533	0.6316
2	333	$\{C4,S1\} \Rightarrow \{L7\}$	0.0533	0.4000
2	334	$\{L7,S1\} \Rightarrow \{C4\}$	0.0533	0.3429
2	338	$\{C4,L9\} \Rightarrow \{S2\}$	0.0667	0.6000
2	339	$\{C4,S2\} \Rightarrow \{L9\}$	0.0667	0.5000
2	340	$\{L9,S2\} \Rightarrow \{C4\}$	0.0667	0.3846
2	353	$\{C4,L8\} \Rightarrow \{S3\}$	0.0756	0.5000
3	199	$\{C1,S6\} \Rightarrow \{L9\}$	0.0563	0.4242
3	200	$\{L9,S6\} \Rightarrow \{C1\}$	0.0563	0.6667
3	201	$\{C1,L9\} \Rightarrow \{S6\}$	0.0563	0.7568
3	238	$\{C2,L8\} \Rightarrow \{S2\}$	0.0503	0.8929
3	239	$\{L8,S2\} \Rightarrow \{C2\}$	0.0503	0.3906
3	240	$\{C2,S2\} \Rightarrow \{L8\}$	0.0503	0.3425
3	250	$\{C4,L8\} \Rightarrow \{S3\}$	0.0584	0.6905
3	251	$\{L8,S3\} \Rightarrow \{C4\}$	0.0584	0.6170
3	252	$\{C4,S3\} \Rightarrow \{L8\}$	0.0584	0.3718
3	253	$\{C4,L8\} \Rightarrow \{S2\}$	0.0644	0.7619
4	360	$\{C2,S4\} \Rightarrow \{L7\}$	0.0534	0.5000
4	361	$\{L7,S4\} \Rightarrow \{C2\}$	0.0534	0.6087
4	362	$\{C2,L7\} \Rightarrow \{S4\}$	0.0534	0.4667
4	363	$\{C2,S4\} \Rightarrow \{L8\}$	0.0534	0.5000
4	364	$\{L8,S4\} \Rightarrow \{C2\}$	0.0534	0.5385
4	365	$\{C2,L8\} \Rightarrow \{S4\}$	0.0534	0.4118
4	390	$\{C2,S3\} \Rightarrow \{L8\}$	0.0611	0.5714
4	391	$\{L8,S3\} \Rightarrow \{C2\}$	0.0611	0.5161
4	392	$\{C2,L8\} \Rightarrow \{S3\}$	0.0611	0.4706
次頁に続く				

前頁の表の続き				
Store	No.	Rules $\{ Antecedent \} \Rightarrow \{ Consequent \}$	Support	Confidence
4	414	$\{C2,S2\} \Rightarrow \{L8\}$	0.0611	0.5333
5	78	$\{C1,L8\} \Rightarrow \{S6\}$	0.0606	1.0000
5	79	$\{L8,S6\} \Rightarrow \{C1\}$	0.0606	1.0000
5	80	{C1,S6} ⇒ {L8}	0.0606	0.2000
5	87	$\{C4,L9\} \Rightarrow \{S6\}$	0.0606	0.6667
5	88	$\{C4,S6\} \Rightarrow \{L9\}$	0.0606	1.0000
5	89	$\{L9,S6\} \Rightarrow \{C4\}$	0.0606	0.5000
5	90	$\{C1,L1\} \Rightarrow \{S6\}$	0.0606	1.0000
5	91	$\{L1,S6\} \Rightarrow \{C1\}$	0.0606	0.5000
5	92	$\{C1,S6\} \Rightarrow \{L1\}$	0.0606	0.2000
5	93	$\{L9,S1\} \Rightarrow \{C2\}$	0.0606	1.0000
6	330	$\{C1,L8\} \Rightarrow \{S5\}$	0.0541	0.5333
6	331	$\{L8,S5\} \Rightarrow \{C1\}$	0.0541	0.4211
6	332	$\{C1,S5\} \Rightarrow \{L8\}$	0.0541	0.3810
6	333	$\{C1,L8\} \Rightarrow \{S6\}$	0.0541	0.5333
6	334	$\{L8,S6\} \Rightarrow \{C1\}$	0.0541	0.4706
6	335	$\{C1,S6\} \Rightarrow \{L8\}$	0.0541	0.2162
6	336	$\{C4,L8\} \Rightarrow \{S5\}$	0.0541	0.6667
6	337	$\{L8,S5\} \Rightarrow \{C4\}$	0.0541	0.4211
6	338	$\{C4,S5\} \Rightarrow \{L8\}$	0.0541	0.2963
6	504	$\{C1,L1\} \Rightarrow \{S6\}$	0.1284	0.8261
7	170	$\{C4,S5\} \Rightarrow \{L8\}$	0.0556	0.8333
7	171	$\{C4,L8\} \Rightarrow \{S5\}$	0.0556	0.6250
7	172	$\{L8,S5\} \Rightarrow \{C4\}$	0.0556	0.2500
7	182	$\{C1,S1\} \Rightarrow \{L8\}$	0.0556	0.7143
7	183	$\{C1,L8\} \Rightarrow \{S1\}$	0.0556	0.6250
7	184	$\{L8,S1\} \Rightarrow \{C1\}$	0.0556	0.3333
7	212	$\{C2,S4\} \Rightarrow \{L8\}$	0.0778	1.0000
7	213	$\{L8,S4\} \Rightarrow \{C2\}$	0.0778	0.7778
7	214	$\{C2,L8\} \Rightarrow \{S4\}$	0.0778	0.2500
7	218	$\{L9,S2\} \Rightarrow \{C2\}$	0.0667	0.6667
8	153	$\{C4,L9\} \Rightarrow \{S1\}$	0.0620	0.6538
8	154	$\{C4,S1\} \Rightarrow \{L9\}$	0.0620	0.6071
8	155	$\{L9,S1\} \Rightarrow \{C4\}$	0.0620	0.3148
8	177	$\{L2,S6\} \Rightarrow \{C1\}$	0.0620	0.7391
次頁に続く				

前頁の表の続き				
Store	No.	Rules $\{ Antecedent \} \Rightarrow \{ Consequent \}$	Support	Confidence
8	178	$\{C1,L2\} \Rightarrow \{S6\}$	0.0620	0.6296
8	179	$\{C1,S6\} \Rightarrow \{L2\}$	0.0620	0.2576
8	183	$\{C2,S4\} \Rightarrow \{L9\}$	0.0511	0.7368
8	184	$\{L9,S4\} \Rightarrow \{C2\}$	0.0511	0.4828
8	185	$\{C2,L9\} \Rightarrow \{S4\}$	0.0511	0.4000
8	186	$\{C2,S4\} \Rightarrow \{L8\}$	0.0511	0.7368
9	81	$\{C4,L7\} \Rightarrow \{S1\}$	0.0597	1.0000
9	82	$\{C4,S1\} \Rightarrow \{L7\}$	0.0597	0.6667
9	83	$\{L7,S1\} \Rightarrow \{C4\}$	0.0597	0.4000
10	188	$\{L6,S6\} \Rightarrow \{C1\}$	0.0548	1.0000
10	189	$\{C1,S6\} \Rightarrow \{L6\}$	0.0548	0.8000
10	190	$\{C1,L6\} \Rightarrow \{S6\}$	0.0548	0.8000
10	257	$\{C1,S5\} \Rightarrow \{L9\}$	0.0548	0.5714
10	258	$\{C1,L9\} \Rightarrow \{S5\}$	0.0548	0.5000
10	259	$\{L9,S5\} \Rightarrow \{C1\}$	0.0548	0.5000
10	263	$\{C1,L9\} \Rightarrow \{S2\}$	0.0548	0.5000
10	264	$\{C1,S2\} \Rightarrow \{L9\}$	0.0548	0.6667
10	265	$\{L9,S2\} \Rightarrow \{C1\}$	0.0548	0.4444
10	272	$\{C2,L9\} \Rightarrow \{S2\}$	0.0685	0.5556
11	278	$\{C1,L9\} \Rightarrow \{S6\}$	0.0694	0.8333
11	279	$\{C1,S6\} \Rightarrow \{L9\}$	0.0694	0.6250
11	280	$\{L9,S6\} \Rightarrow \{C1\}$	0.0694	0.4167
11	281	$\{C1,L8\} \Rightarrow \{S6\}$	0.0556	0.7273
11	282	$\{C1,S6\} \Rightarrow \{L8\}$	0.0556	0.5000
11	283	$\{L8,S6\} \Rightarrow \{C1\}$	0.0556	0.3636
11	371	$\{C2,S3\} \Rightarrow \{L9\}$	0.0625	0.6429
11	372	$\{C2,L9\} \Rightarrow \{S3\}$	0.0625	0.6000
11	373	$\{L9,S3\} \Rightarrow \{C2\}$	0.0625	0.6923
11	386	$\{C2,S4\} \Rightarrow \{L7\}$	0.0556	0.8000
12	282	$\{C2,L8\} \Rightarrow \{S5\}$	0.0522	0.4667
12	283	$\{C2,S5\} \Rightarrow \{L8\}$	0.0522	0.4375
12	284	$\{L8,S5\} \Rightarrow \{C2\}$	0.0522	0.3889
12	285	$\{C2,L8\} \Rightarrow \{S2\}$	0.0522	0.4667
12	286	$\{C2,S2\} \Rightarrow \{L8\}$	0.0522	0.4667
12	287	$\{L8,S2\} \Rightarrow \{C2\}$	0.0522	0.4118
次頁に続く				

前頁の表の続き				
Store	No.	Rules { Antecedent } \Rightarrow { Consequent }	Support	Confidence
12	303	$\{C4,L9\} \Rightarrow \{S1\}$	0.0522	0.6364
12	304	$\{L9,S1\} \Rightarrow \{C4\}$	0.0522	0.4375
12	305	$\{C4,S1\} \Rightarrow \{L9\}$	0.0522	0.4118
12	324	$\{C4,L8\} \Rightarrow \{S5\}$	0.0522	0.5385
ここでこの表は終わり				

表 5.5 は、左から、店舗番号、抽出したルールの番号、抽出したルール、サポート、確信度を表し、例えば、店舗 1 の No.317 のルールでは、商品 C2 と商品 S2(前頭部)を顧客が手に取り上げ試した確率は、サポートで表され 5.38 %である。さらに、その 2 点の商品を手に取り上げ試した人のなかで、商品 S6 (結論部)も試す確率は、確信度で表され 62.5%であることを示している。表 5.5 より、商品の組み合わせを抽出できることが確認できた。また、表 5.5 に示す各店舗の各ルールには、店舗間で同一のルールを抽出できることが確認できる。

表 5.6 に、表 5.5 より抜粋した、店舗間での同一のルールを示す。

表 5.6: 店舗3店舗6店舗5店舗別相関ルール

Store	No.	Rules { Consequent } \Rightarrow { Antecedent }	Support	Confidence
6	333	$\{C1,L8\} \Rightarrow \{S6\}$	0.054	0.533
11	281	$\{C1,L8\} \Rightarrow \{S6\}$	0.055	0.727
5	78	$\{C1,L8\} \Rightarrow \{S6\}$	0.060	1

表 5.6 は、表 5.5 と同じく、左から、店舗番号、抽出したルールの番号、抽出したルール、サポート、確信度を表している。表 5.6 より、店舗 11、店舗 3 並びに店舗 5 では、商品 C1 と商品 L8 が顧客の手に取られ試されると、商品 S6 も顧客の手に取られるというルールが抽出でき、異なる店舗間でも同一のルールを抽出できることが再度確認できる。

次に、購買データを用いて、購買率と比較する。表 5.7 は、ルールが発見された店舗における商品 S6 の販売率を降順で示しており、表 5.8 は、ルールが発見できなかった店舗における商品 S6 の販売率を同じく降順で示している。

表 5.7: 店舗別購買率(高売上店舗)

Store	Rate of purchace
11	0.150
5	0.122
6	0.116

表 5.8: 店舗別購買率(低売上店舗)

Store	Rate of purchace
11	0.150
5	0.122
6	0.116
8	0.097
1	0.085
3	0.066
9	0.065
7	0.029
2	0.016
4	0
10	0
12	0

本分析より、購買前データから抽出されたルールの店舗において、高い購買率が確認できた。逆に、購買前データからルールが抽出できない、または、ルールが上位に来ない店舗では、低い購買率となっている。以上から、商品 C1、商品 L8 と商品 S6 がよく売れる組合せであることが推測できる。以上の分析結果から、提案の手法を実際の購買前行動データに適用することで、従来は発見できなかった、よく売れる組合せにある商品を推測することができることを示すことができ、RQ.3 は検証された。また、このような結果が出た場合には、商品 S6 の購買率の低い店舗群では、店舗販売員は、商品 C1 と商品 L8 と共に薦めることによって、商品 S6 の販売を増加させることができる可能性がある。

第6章 データ分析結果の活用

6.1 企業内組織での購買行動データの活用提案

本節では、企業の各組織で購買行動データを活用する方法について議論する。まず、商品開発での市場調査から、店舗での販売に至るまでの工程を図 6.1 に表す。これは、一般的な企業においてとられている工程である [27] [28]。また、各工程での意思決定の指標を図 6.2 に表す。図 6.2 に挙げる項目は、 1.2 において述べたように、多様化する消費者の嗜好によって決定が困難になっている。また、表 6.1 は、販売までの各工程に携わる組織ごとに、第5章で示したデータ分析による仮説の定量的評価と、共同研究先へのインタビューによる定性的評価を整理したものである。

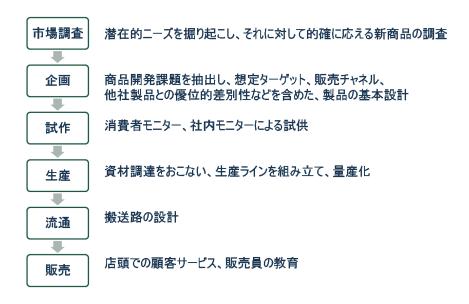


図 6.1: 市場調査から販売に至る工程

企画では、デザイナーを含めて、商品の色の構成や、配置を決定している。例えば、アイシャドウの商品に割安感を出す為に 4 色配置するが、その中の一色を、利用用途とは関係のない色彩学を考慮した色 (見せ色)を配置することが、インタビューより明らかになった。現在の意思決定で用いられる購買情報に加え、客観的を保持した、比較・代替関係 (4.2)、組み合わせ (4.3)の商品を発見することで、見せ色の判定や、商品打切りの精度向上、販売指針の考慮に有意である。

生産では、数ヶ月前の需要予測で決定した生産量を工場で生産する。現在の意思決定で用いている購買情報に加え、客観的、即時的な購買前情報も加えることで、生産

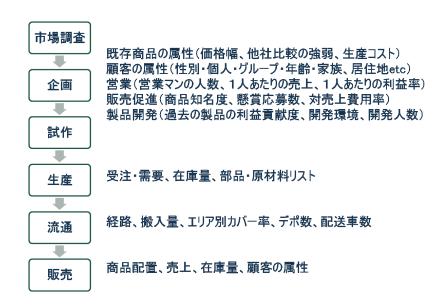


図 6.2: 市場調査から販売に至る工程で意思決定に用いるデータ

表 6.1: 購買前行動データの活用

プロセス	既存の取り組み	提案手法による改善
企画	購買情報、デザイナー・社員の	客観性を保持した比較・代替関
	経験から、見せ色の判定による	係、組み合わせの発見による、
	下位売上商品の打切り、販売指	見せ色の判定、商品の打切りの
	針、生産数の決定。既存色の情	精度向上、販売指針を考慮する
	報から、間の色を投入。	為の情報増加。
生産	企画で決定した生産数を生産。	生産数の微調整。他の商品へ生
	過剰生産商品を破棄。	産を切り替え。
流通	購買情報、社員の経験による、	売れ筋予測による、バイヤーへ
	バイヤーへの営業、商品を店	の営業力向上。売れ筋予測によ
	舗へ振り分け。店舗の発注によ	る、限定商品等の発送先店舗の
	る、商品の発送。	選別。
販売	購買情報、メーカーからの商品	売り筋予測、代替・比較商品、
	の組み合わせ等の情報、店舗販	組み合わせ商品の発見による、
	売員の経験による接客。	商品の発注量の決定や、取り扱
		い商品の絞り込み、店舗販売員
		の接客スキル向上。

数の微調整 (4.1) や、いち早く商品の生産を停止して、他の商品の生産に切り替えることに有意である。

流通では、各店舗から受注を受けた商品を発送する。また、バイヤーが一括で仕入れを行った商品を店舗により振り分ける。現在の意思決定で用いている購買情報に加え、客観的、即時的な購買前情報も加えることで、売れ筋予測(4.1)による、バイヤー

への営業力向上や、限定商品等の発送先店舗の選別に有意である。

販売では、消費者へ商品の供給、接客を行う。現在の意思決定で用いている購買情報に加え、客観的、即時的、継続的な購買前情報も加えることで、商品発注量の決定や (4.1)、店舗販売員の接客スキル向上 (4.2)(4.3) に有意である。

本節では、共同研究先へのヒアリングの結果、店舗販売の接客支援といった商品企画から始まる商品開発過程の各工程で利用できる可能性があることを示した。

第7章 結論

7.1 まとめ

本研究では、消費者の嗜好が多様化する現代において、消費者の購買の意思決定後のデータを取得、分析する情報システムである、POSシステムのみでは、消費者一人ひとりの姿を正確にとらえることが困難となっていることに注目した。また、その一方で、小売店でのRFIDシステムの実用化により、店舗において消費者がどのように商品を選択していくかのデータが、商品の動きのデータとして取得可能になりつつあることに注目した。これらの背景から、まず、「何らかの購買意図を持って特定店舗に来店した消費者が、該当店舗内で、商品購入の意思決定を行う前の行動」を購買前行動と定義し、この購買前行動データを分析する手法の提案と評価を行なった。さらに、この手法を用いることで、多様化する消費者の嗜好を可視化することができ、企業の販売を中心とした諸活動の改善に資することを示した。

分析手法として、小売店で取得可能な RFID による購買前データと、POS システムによる購買データから企業の各プロセスに有効な情報を取得するための手法の提案をおこなった。また、提案の手法を、RFID システムの実証実験で取得されたデータを用いた検証を行った。提案の1つ目としては、顧客に手に取られる商品の数と売上点数の相関関連を取る方法を提案し、データの分析の結果、店舗や商品の一部に相関関係があること示した。また、購買行動ポートフォリオ (CPP)、ドメインシフトタイムチャート (DSTC)、レーダーチャートを提案し、商品を時系列にマッピングすることで、代替関係と比較関係にある商品を発見する方法を提案し、これについても、実際のデータ分析から、代替関係にある商品と比較関係にある商品が推定できることを示した。さらに Apriori アルゴリズムを用いることで、消費者の商品選択過程で組み合わされる商品の関係を発見する方法を提案し、これについても、実用可能な相関ルールが抽出できることを示すとともに、その組み合わせが販売点数に影響を与えていることを示した。これらの手法提案とデータ分析による検証は、従来、産業界において積極的に実施されてこなかった RFID システムの活用方法であり、RFID システムがそれ以上の価値をもたらすことを示し、その貢献は高い。

提案の手法から得られる情報は、従来の POS システムから得られる購買データから分析できる情報を拡張可能な情報であり、企業の各部門において、使用できる可能性があることも示した。提案手法で利用したデータは、商品の売上点数と、顧客の手に取られた商品の数のみであり、ポイントカード等に紐づいた消費者の情報を利用していない。そのため、製造業や卸売業といった上流工程への情報の提供がより容易になることが想定される。

7.2 今後の課題

今後の課題としては、分析結果の有効性が挙げられる。本研究では、提案手法を実データに適用し、定量的に評価することで、仮説を検証する商品が存在していることを示した。しかし、商品の発見が企業活動に及ぼす効果については、データの提示元である共同研究先の各部署へのインタビューによる定性的評価に留まっている。今後は、実ビジネスにおいて、分析手法により抽出された商品の関係が、企業活動に本当に有効であるか定量的に確認していく必要があると考えている。また、本研究では、購買前行動データとして、化粧品のみを利用しており、本研究で提案する分析手法が適用される商品の範囲は、化粧品と同様な特性を持った、高関与商品に限定されると考えられる。なお、分析手法の適用範囲の見解については、製品関与の概念を用いて付録で述べている。

付録A 関与概念を利用した 商品カテゴリの細分化

付録 A では、本研究で提案する購買前行動の分析手法の適用範囲として、高関与の商品を想定していることについて、関与概念を用いて説明する。

複雑な購買行動の一連のプロセスを示す為に、社会心理学からのアプローチとして、「関与」を消費者個人の変数として用いる取り組みが行われている。関与とは「対象や状況(ないし課題)といった諸要因によって活性化された、消費者個人内の目標指向的な状態であり、消費者個人の価値体系の支配を受け、対象や状況(ないし課題)にかかわる情報処理や、意思決定の水準および、その内容を規定する状況変数」であると、青木 [10] [11] が先行研究をまとめており、本研究においてもこの概念を用いる。

また、飽戸 [29] は関与概念を用い、変化する市場環境で、製品別購買行動パターンを動的に構築することが可能であると述べている。さらに、個々の製品に対してのこだわりや注意の程度を標準化された「ものさし」により、製品別に測定することによって、それが可能になることを述べており、本研究では商品分類基準として「製品関与」を用いる。製品関与とは、以下に挙げる5つの事象であると田島ら [5] がまとめている。

- 1. 使用していて楽しい気分になれる商品である。
- 2. 使っている銘柄に愛着のわく商品である。
- 3. 使用する銘柄によって個性が反映される商品である。
- 4. 自分らしさを表現するのに必要な商品である。
- 5. この商品について豊富な知識をもっている。

言い換えれば、嗜好性の高さであることを認識している。また、製品関与において、 ヴォーン [30] は、関与の程度と性能・機能重視(熟考)型購買行動か感覚行動型購買 行動型かを示す尺度を組み合わせたモデルを提案している(図 A.1)。

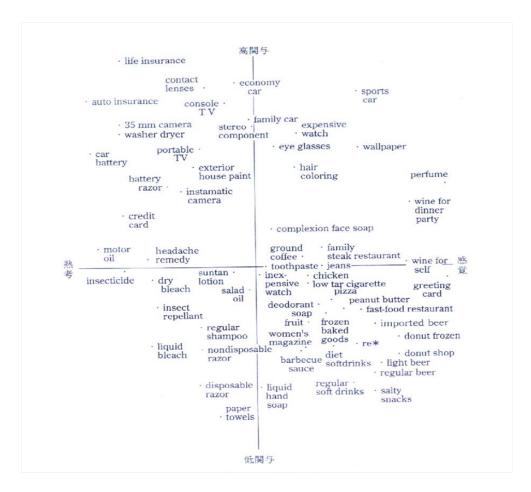


図 A.1: 製品関与

図 A.1 は、縦軸に関与の程度を、縦軸に型購買行動であるか、感覚行動型購買行動型であるかの程度を表し、例えば、縦軸の上側は、高関与型であることを表し、横軸が右側の場合は感覚的購買志向が強く、左側では性能や機能を重視する傾向が強い事を表している。また、第二象限では耐久財、第一象限では商品を利用した時の外見的要素や、商品を利用した時のイメージが重要である嗜好性の高い商品群がならんでいる。図 A.1 に示す、製品関与の適用モデルより、本研究で分析対象としているメーキャップ化粧品は、高関与に分類されると考えられる。また、本研究で提案する分析手法は、メーキャップ化粧品と同様の高関与型商品に適用されることが想定される。

付 録 B 予備分析

B.1 予備分析の方法

付録 B では、予備分析により、顧客の手に取られた商品の数が、購買意思決定に対する強い「関与」であるかの確認を行う。購買前データとして、手に取られた商品の数、手に取られた時間、試供後のプリントの有無(インタラクションの結果)、購買データとして、売上点数を対象に相関係数を抽出した(図 B.1)。また、散布図または折線グラフを作成し、図示化して視覚的に確認する。



図 B.1: 予備分析の構成

B.2 予備分析の結果及び考察

付録 B に示したデータ分析方法に基づき、SPSS [26] を用いて相関分析を行った。全 12 店舗・全 21 商品・1 週間の期間別において、売上点数と手に取り上げられた商品数 (r=.482,p<.05)、売上点数とプリント (r=.398,p<.05) に相関がみられた。 さらに、店舗別・全商品・期間別において、売上点数と手に取り上げられた商品数について図示化した結果を以下に示す。

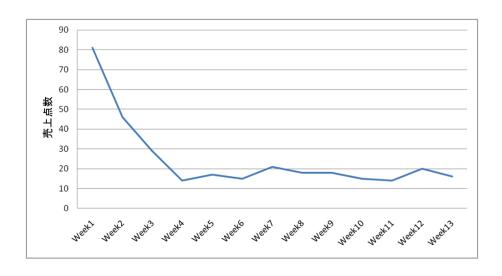


図 B.2: 店舗 12 全商品の売上点数

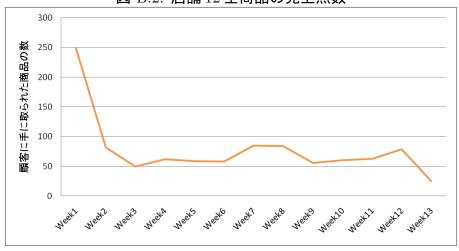
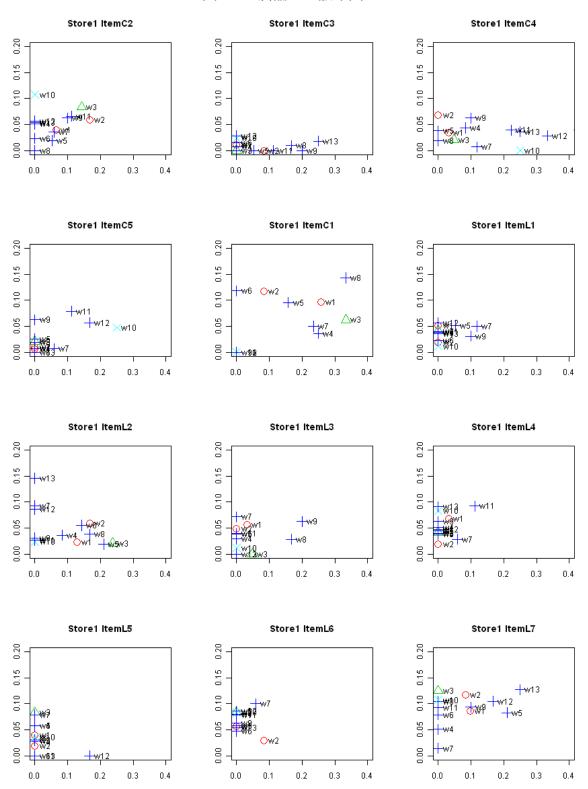


図 B.3: 店舗 12 全商品の手に取り上げられた商品数

図 B.2 は、縦軸に店舗別・全商品の売上点数をとり、7日ごとの商品の売上点数の変動を示している。また、図 B.3 は、縦軸に店舗別・全商品の顧客に手に取られた商品数をとり、7日ごとの顧客に手に取られた商品数の変動を示している。図 B.2 および図 B.3 から、始めの週の値はそれぞれ大きく、後ろの週では、それぞれ値は低くなることが確認できる。予備分析の結果より、RFIDシステムから得られる、顧客の手に取られた商品の数は、購買意思決定に対する強い「関与」として考えられる。

付 録 C 散布図

図 C.1: 店舗1の散布図



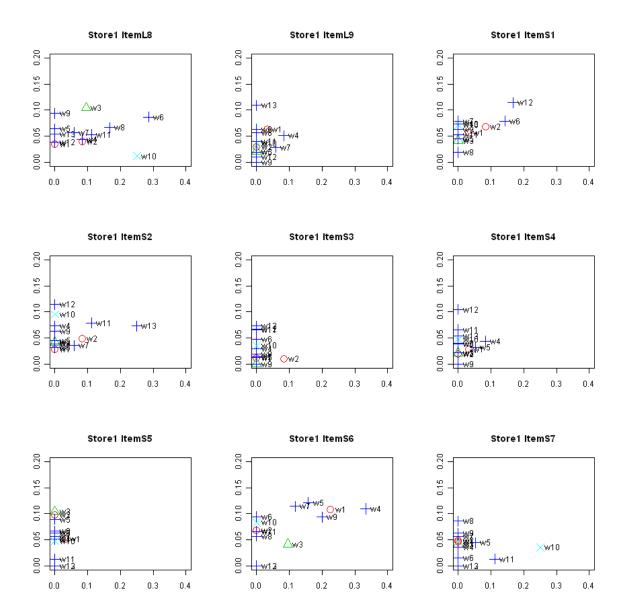
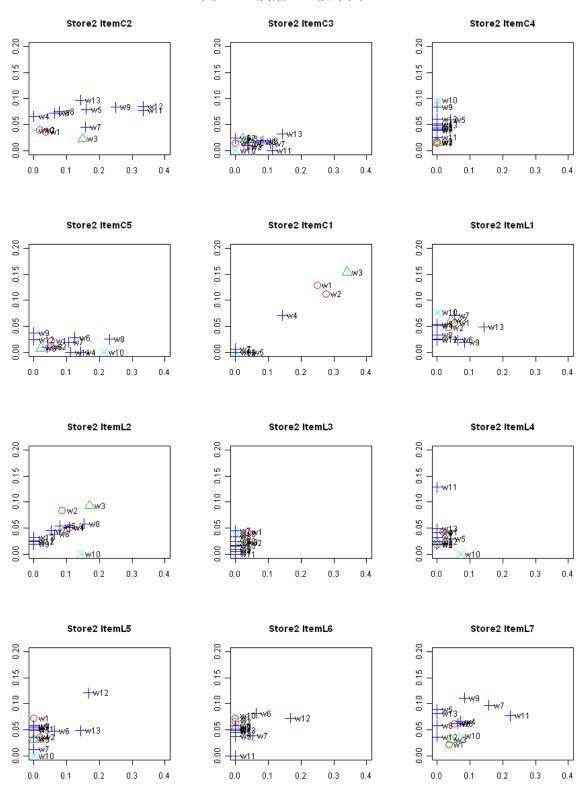


図 C.2: 店舗2の散布図



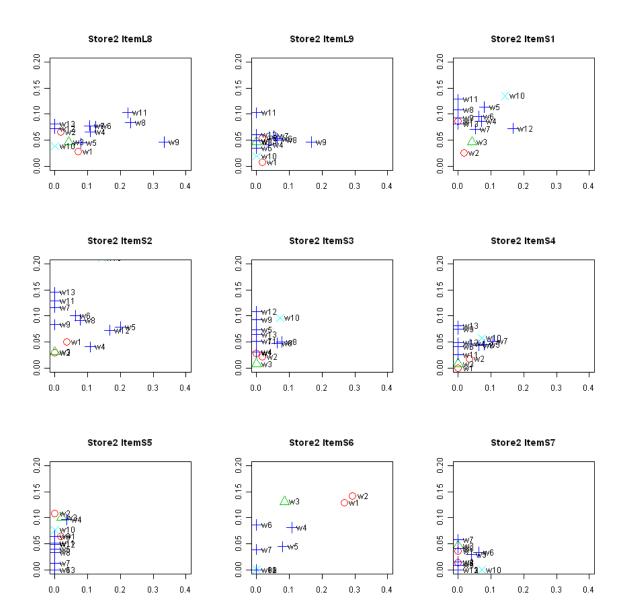
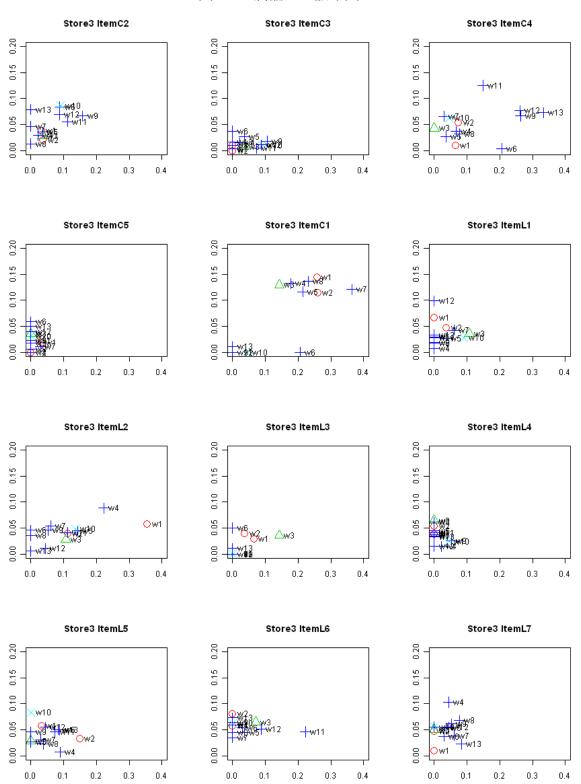


図 C.3: 店舗3の散布図



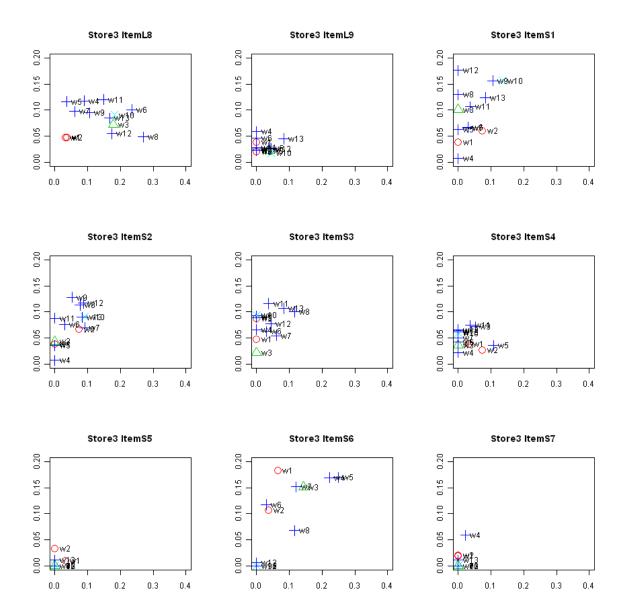
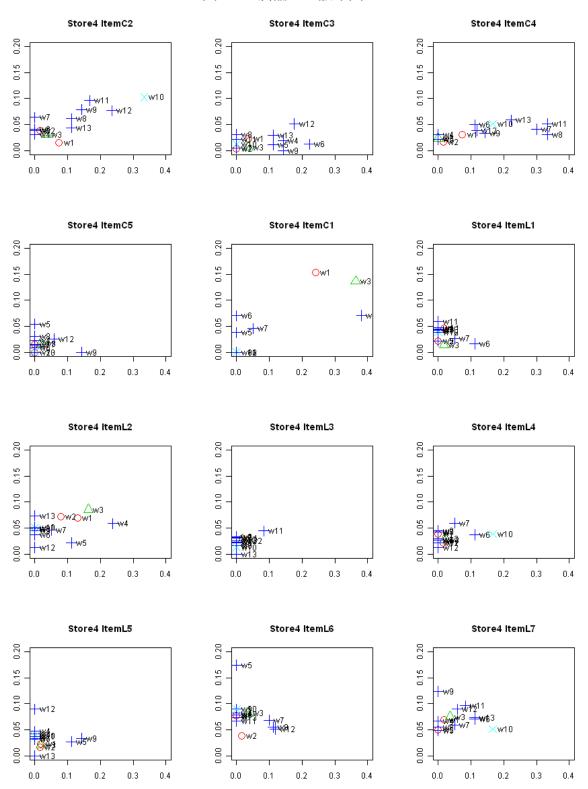


図 C.4: 店舗4の散布図



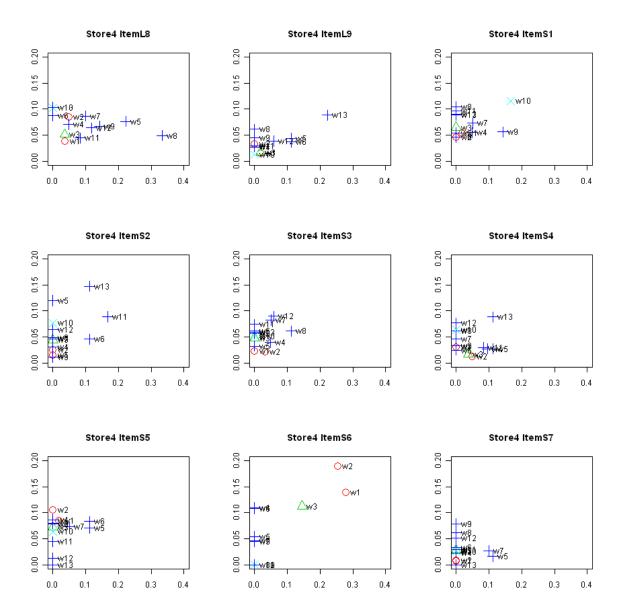
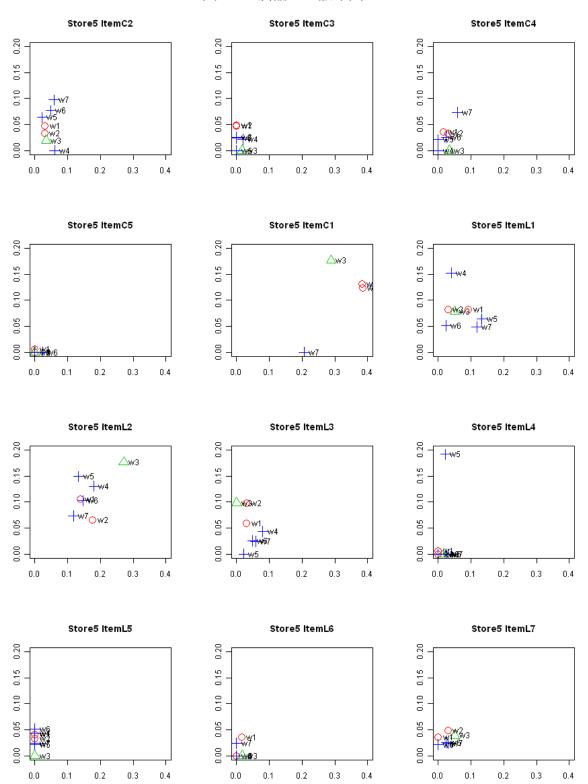


図 C.5: 店舗5の散布図



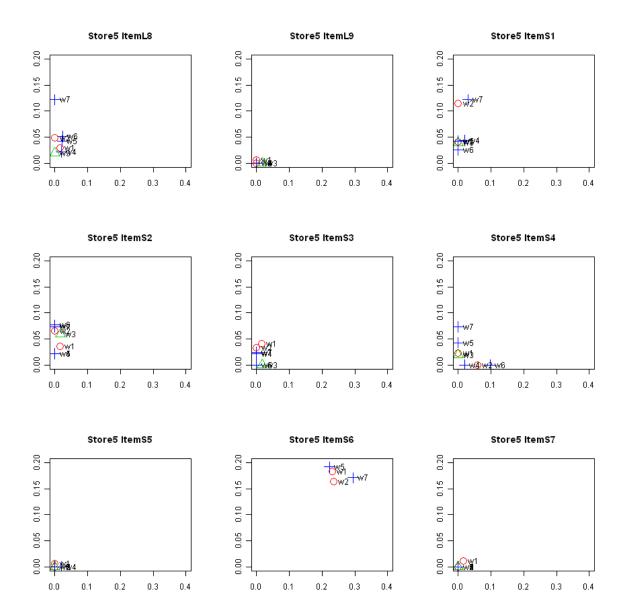
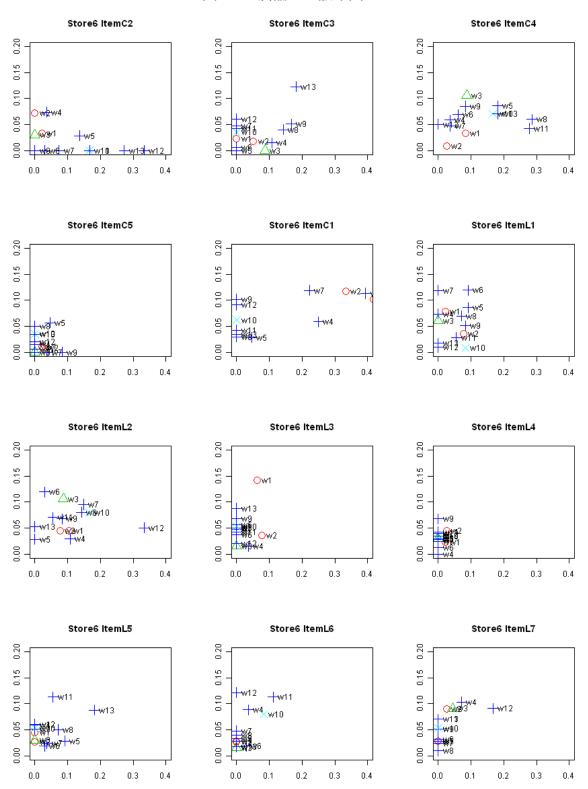


図 C.6: 店舗6の散布図



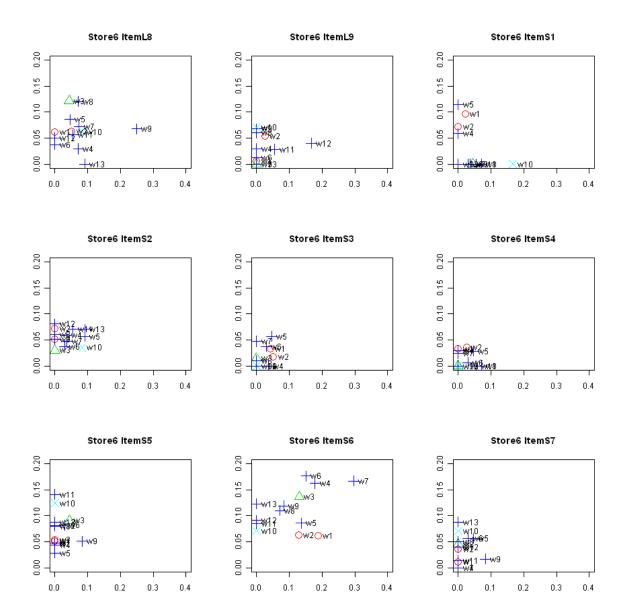
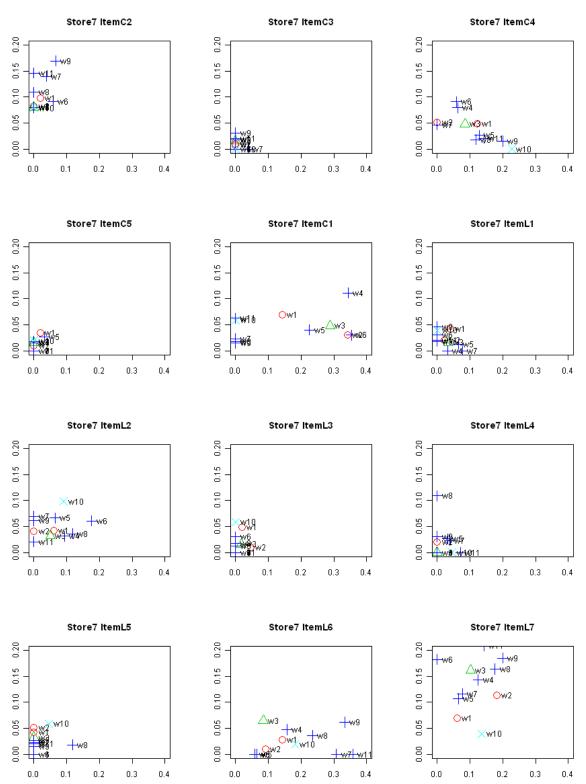


図 C.7: 店舗7の散布図



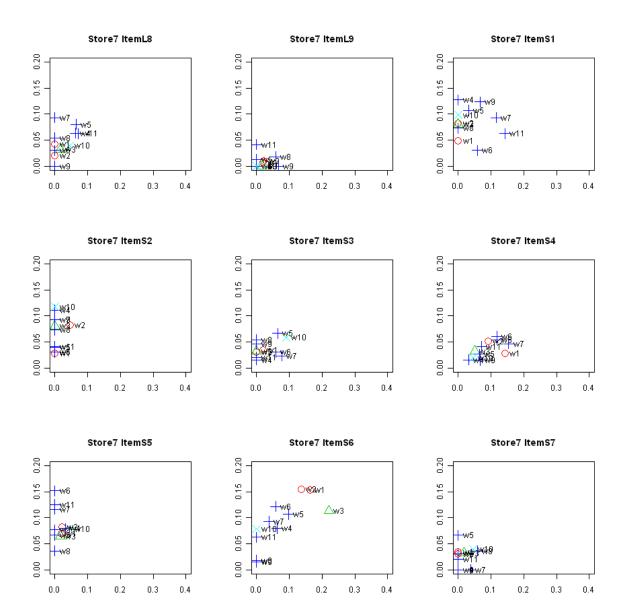
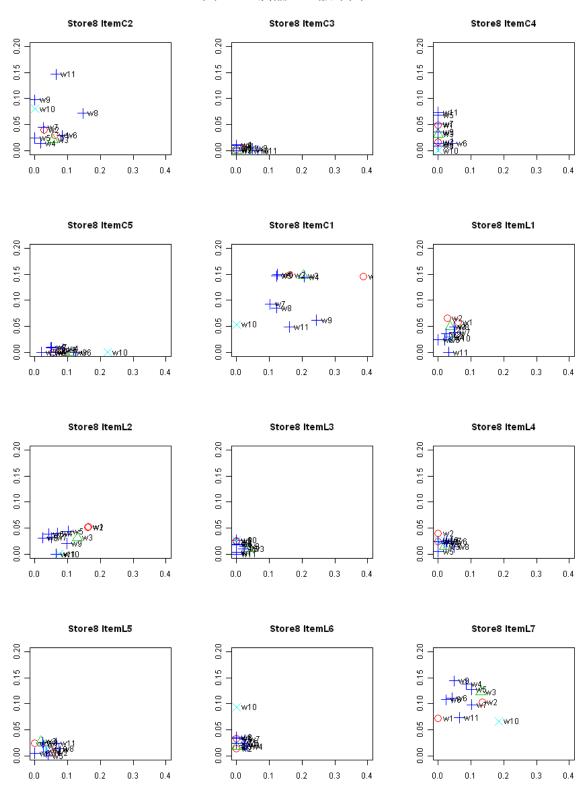


図 C.8: 店舗8の散布図



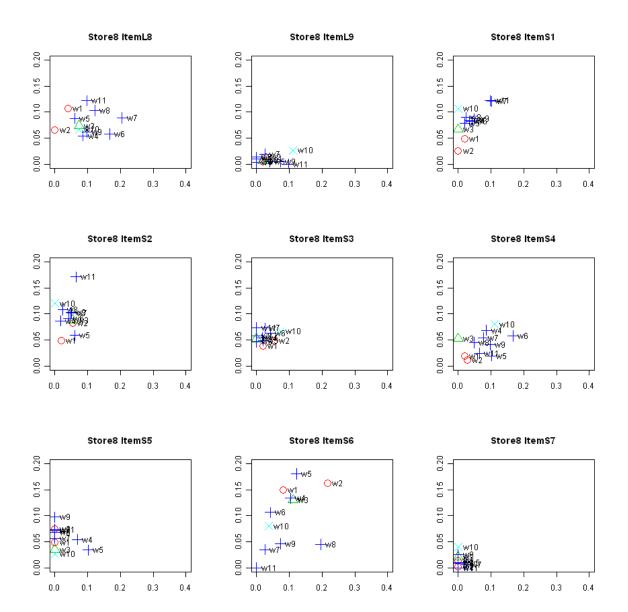
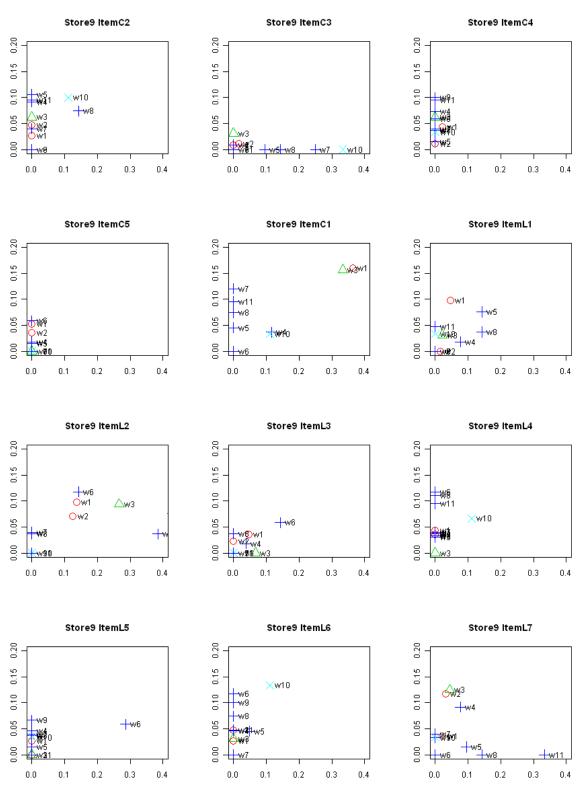


図 C.9: 店舗9の散布図



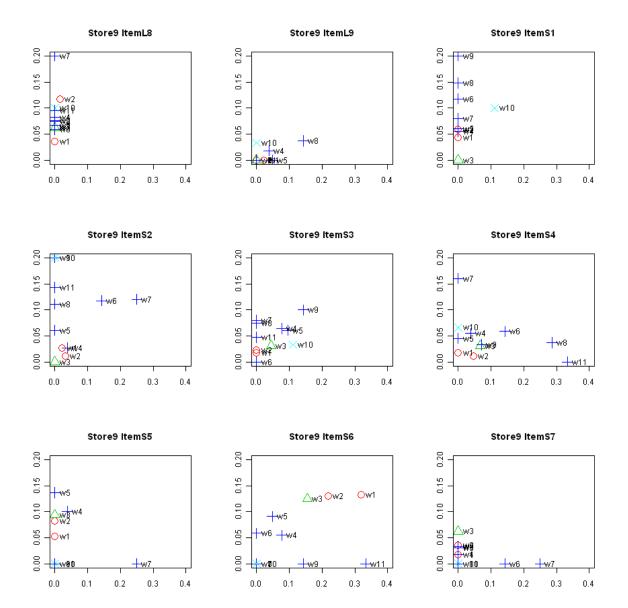
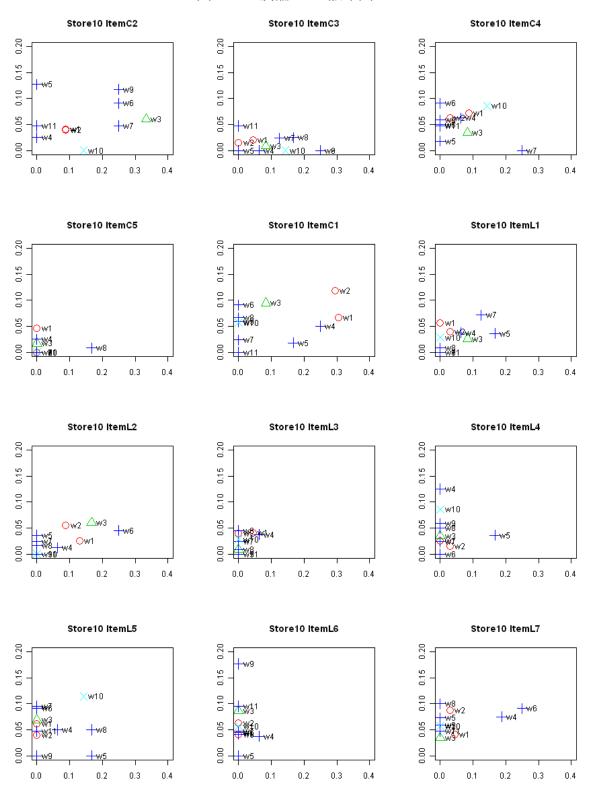


図 C.10: 店舗 10 の散布図



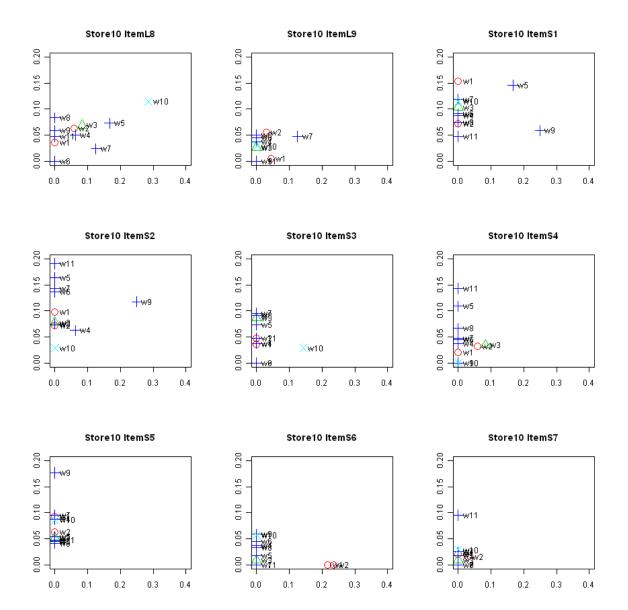
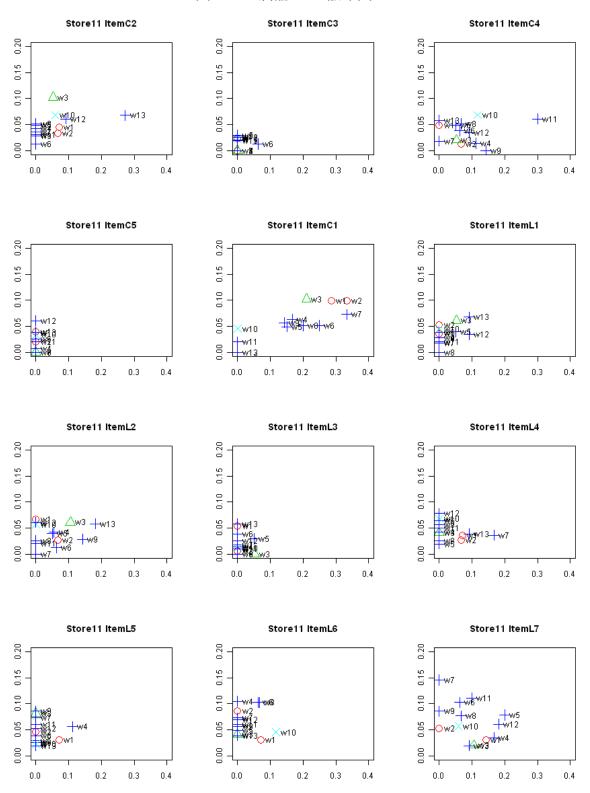


図 C.11: 店舗 11 の散布図



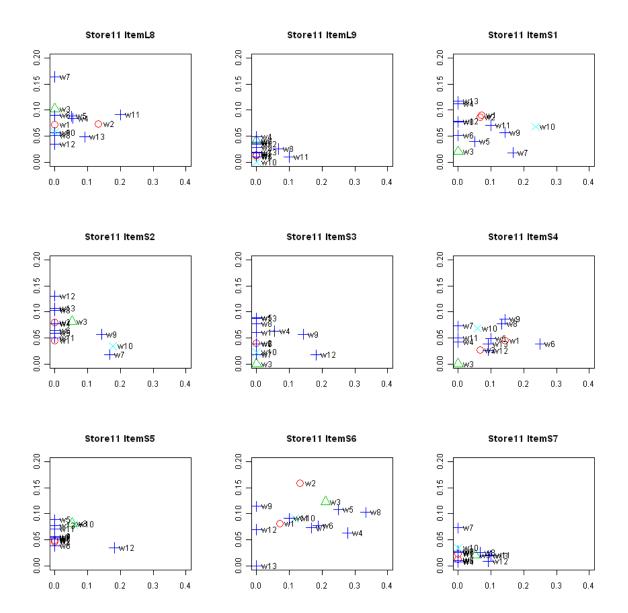
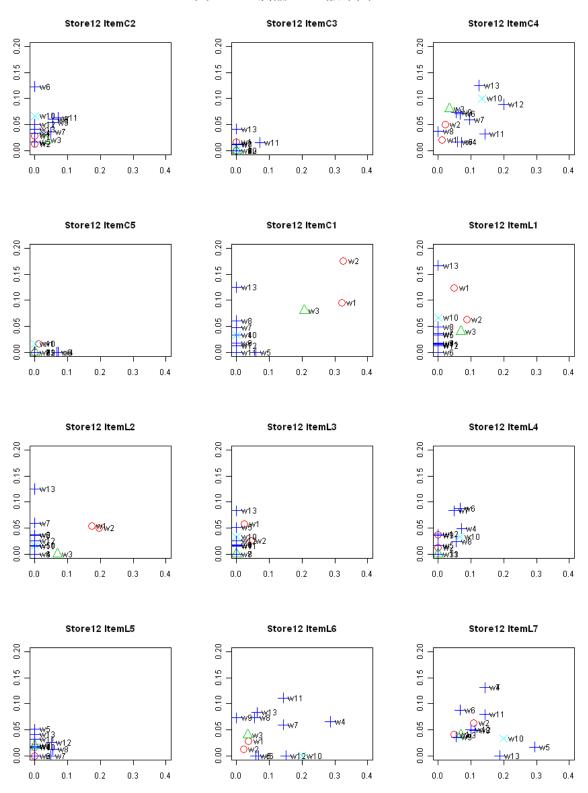
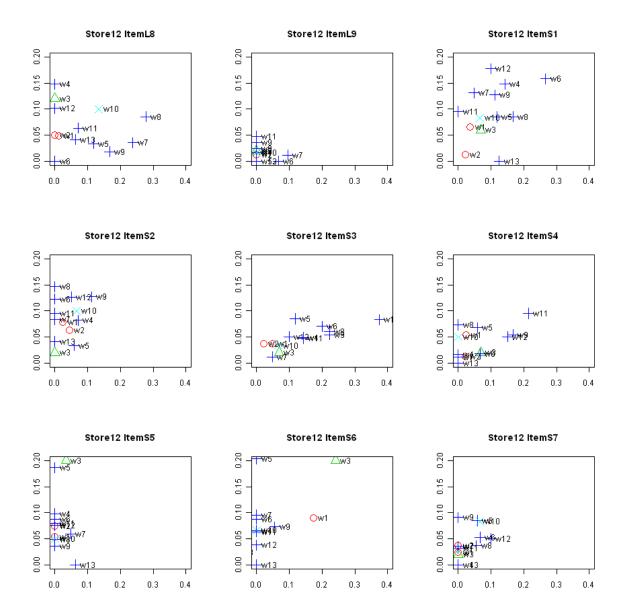


図 C.12: 店舗 12 の散布図





謝辞

本論文を執筆するにあたり、御指導いただきました、慶應義塾大学環境情報学部の 村井純教授と、慶應義塾大学総合政策学部の國領二郎教授に感謝いたします。また、ご 助言と御指導いただきました、慶應義塾大学環境情報学部の中村修教授と、慶應義塾 大学総合政策学部の桑原武夫教授に感謝いたします。

平素より絶えず御助言と御指導をいただいた、慶應義塾大学環境情報学部の三次仁准教授と、慶應義塾大学総合政策学部の飯盛義徳准教授と、慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科特別研究講師の羽田久一氏と、慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科特別研究助教の鈴木茂哉氏に深く感謝いたします。

本研究を進めるにあたり、直接御指導をいただき、絶えず御助言や絶えざる励ましをいただきました、慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科特別研究助教の稲葉達 也氏に深く感謝いたします。

また、慶應義塾大学環境情報学部の村井・楠本・中村研究室の皆様と、慶應義塾大学総合政策学部の國領研究室の皆様には、日常の議論を通じて多くの知識や示唆をいただきました。ここに、深い感謝の念を表します。

以上を持って謝辞といたします。

参考文献

- [1] C.Burk. Survey of interpretations of consumer behavior by social science in the postwar period. *Journal of Farm Economics*, Vol. Vol.49, , 1997.
- [2] 片平秀貴水野誠. 製品空間の拡大と消費者の選好ルールの形成-製品と消費者選好の進化プロセス. マーケティングサイエンス, Vol. 11(1-2), pp. 1-21, 2003.
- [3] 松江宏. 現代消費者行動論. 創成社, 2007.
- [4] 博報堂生活総合研究所. 平成モザイク消費. プレジデント社, 1997.
- [5] 田島義弘, 青木幸弘. 店頭研究と消費者行動分析. 誠文堂新光社, 1989.
- [6] 総務省法令データ提供システム. 大規模小売店舗立地法. http://law.e-gov.go.jp/ htmldata/H10/H10HO091.html. 平成 10 年 6 月 3 日法律第 91 号.
- [7] 総務省法令データ提供システム. 都市計画法. http://law.e-gov.go.jp/htmldata/ S43/S43HO100.html. 昭和 43 年法律第 100 号.
- [8] 総務省法令データ提供システム. 中心市街地の活性化に関する法律. http://law.e-gov.go.jp/htmldata/H10/H10HO092.html. 平成 10 年法律第 92 号.
- [9] 川前徳章ほか. ユーザの嗜好の時系列性と先行性に着目した協調フィルタリング. 電子情報通信学会論文誌, Vol. J92-D(6), pp. 767-776, 2009.
- [10] 青木幸弘. 店舗内購買行動研究の現状と課題 (1). Journal of business administration of Kwansei Gakuin University, Vol. 32(4), pp. 117–146, 1985.
- [11] 青木幸弘. 店舗内購買行動研究の現状と課題 (2). Journal of business administration of Kwansei Gakuin University, Vol. 33(1), pp. 163–179, 1985.
- [12] 中山厚穂, 鶴見裕之. 個人多次元尺度構成法による百貨店での店内買い回り行動とレイアウト変更の影響の把握. 行動軽量学会, Vol. 32(2), , 2008.
- [13] 豊嶋伊知郎, other. 多段階のパターン認識を用いた行動奇跡データからの顧客行動判別. 情報処理学会研究報告書, Vol. 153(27), , 2006.
- [14] 立岡恵介, 宗本 順三吉田哲. 購買行動と商品陳列方法のベイジアンネットワーク 分析. 日本建築学会計画系論文集, Vol. 73(663), pp. 2349-2354, 2008.

- [15] 経済産業省. 平成 17 年度電子タグ実証実験の成果について, 2005.
- [16] METRO Group RFID Innovation Center. Informations- und entwicklungsplattform fr diezukunft des handels, 2005.
- [17] 長谷川賢. Rfid 装着書籍の閲覧における読者の思考抽出, 2008.
- [18] 木村曜, 大澤幸生, 宇井剛史. アパレルにおける rfid と pos を組み合わせた購買行動の分析. 電子情報通信学会総合大会講演論文集, 基礎・境界, p. 349, 2008.
- [19] Strong.E.K. Theories of selling. Journal of Applied Psychology 9, pp. 75–86, 1925.
- [20] J.S.Park, M.Chen, and P.S.Yu. An effective hash-based algorithms for mining association rules. *Proc. of Int. Conf. on ACM SIGMOD*, pp. 175–186, 1994.
- [21] A.Savasere, E.Omiecinski, and S.Navathe. An efficient algorithm for mining association rules in large databases. *Proc. of Int. Conf. on VLDB*, pp. 423–444, 1995.
- [22] J. Han, J.Pei, and Yu P.S. Mining frequent patterns without candidate generation. *Proc, of Int, Conf, on ACM SIGMOD*, pp. 1–12, 2000.
- [23] D.Hand, H.Mannila, and P.Smyth. Principles of data mining. *MIT Press, Cambridge*, MA, 2001.
- [24] 日本百貨店協会. 百貨店売上高. http://www.depart.or.jp/.
- [25] GNU project. R 2.80. http://www.r-project.org/.
- [26] IBM. Spss statistics 17. http://www.spss.co.jp/.
- [27] 浅田和美. 商品開発マーケティング. 常盤印刷, 2006.
- [28] 浅田和美. 商品企画七つ道具. 日本議連, 2000.
- [29] 飽戸弘. 消費行動の社会心理学. 福村出版, 2009.
- [30] Vaughn.R. How advertising works: A planning model. *Journal of business administration of Kwansei Gakuin University*, Vol. 20(5), pp. 27–33, 1980.