

卒業論文

POS データを用いたスーパーマーケットの 店舗レイアウト設計に関する研究

指導教員 柴田 慎一

大同大学 情報学部 情報システム学科 4年

杉田 宗敏、伊藤エドアルド

目次-

第1章	はじめに	1
1.1	研究背景	1
1.2	関連研究	3
1.2.1	POS データに関する関連研究	3
1.2.2	MAS に関する関連研究	4
1.2.3	POS データと MAS に関する関連研究	5
1.3	研究目的	5
1.4	論文構成	6
第2章	POS データ	7
2.1	POS システム	7
2.1.1	POS データと ID-POS データの違い	7
2.1.2	使用 POS データ	8
2.2	商品間の相関関係	9
2.2.1	相関分析とは	9
2.2.2	相関ルールの算出	9
第3章	MAS	11
3.1	シミュレーションとは	11
3.2	MAS とは	11
3.2.1	エージェントとは	11
3.2.2	複雑系とは	12
3.3	本研究で使用する artisoc について	12
3.4	エージェントの種類と動作	13
3.5	POP 広告	13
第4章	実験概要	15
4.1	POS データの整形	15
4.2	本研究で使用する R について	17
4.2.1	元部門での相関分析	17
4.2.2	再分類部門での相関分析	19
4.3	シミュレーション概要	21
4.4	購買確率	23
4.5	売り場	26
4.5.1	標準レイアウト	27
4.5.2	レイアウト変更	28

第5章	実験結果	30
5.1	前実験結果	30
5.2	本実験結果	31
5.3	考察	41
第6章	まとめ	42
6.1	結論	42
6.2	今後の課題	42
参考文献		44

図目次

図 1-1 : 週における購入金額の前年比	1
図 1-2 : 税率引き上げ前の購買検討項目	2
図 2-1 : レシートの一例	8
図 3-1 : マルチエージェントシミュレーションの相互作用	12
図 3-2 : 購買者エージェントの動作	14
図 4-1 : 加工した POS データの一例	17
図 4-2 : 東京ストア畝田店の店舗レイアウト	27
図 4-3 : 元部門店舗レイアウト	27
図 4-4 : 店内 POP 広告位置	28
図 4-5 : 店内レイアウト (パターン 1)	29
図 4-6 : 店内レイアウト (パターン 2)	29
図 5-1 : 平均購買点数 (4 月)	39
図 5-2 : 平均購買点数 (7 月)	39
図 5-3 : 平均購買点数 (10 月)	40
図 5-4 : 平均購買点数 (1 月)	40

表目次

表 3-1 : エージェント役割・動作表	13
表 4-1 : 元部門表	15
表 4-2 : 再分類をおこなった部門表	16
表 4-3 : 元部門の相関上位 10 ルール (4 月)	18
表 4-4 : 元部門の相関上位 10 ルール (7 月)	18
表 4-5 : 元部門の相関上位 10 ルール (10 月)	19
表 4-6 : 元部門の相関上位 10 ルール (1 月)	19
表 4-7 : 再分類部門の相関上位 10 ルール (4 月)	20
表 4-8 : 再分類部門の相関上位 10 ルール (7 月)	20
表 4-9 : 再分類部門の相関上位 10 ルール (10 月)	21
表 4-10 : 再分類部門の相関上位 10 ルール (1 月)	21
表 4-11 : シミュレーション概要	22
表 4-12 : 四季別元部門購買確率	23
表 4-13 : 四季別再分類後部門販売比率	24
表 4-14 : 元部門内の再分類後の部門の購買比率 1	25
表 4-15 : 元部門内の再分類後の部門の購買比率 2	26
表 5-1 : シミュレーション結果と POS データの比較 (元部門)	30
表 5-2 : シミュレーション結果と POS データの比較 (再分類部門)	31
表 5-3 : シミュレーション結果	32
表 5-4 : 元部門の平均購買数 (4 月)	33
表 5-5 : 元部門の平均購買数 (7 月)	33
表 5-6 : 元部門の平均購買数 (10 月)	34
表 5-7 : 元部門の平均購買数 (1 月)	34
表 5-8 : 再分類部門の平均購買数 (4 月)	35
表 5-9 : 再分類部門の平均購買数 (7 月)	36
表 5-10 : 再分類部門の平均購買数 (10 月)	37
表 5-11 : 再分類部門の平均購買数 (1 月)	38

第1章 はじめに

1.1 研究背景

近年、消費税増税や地域人口の減少、消費者の購買意欲の減少といった問題点があり、スーパーマーケットなどの小売業の売上が低下してきている。売上は「客数×客単価：(購買数×商品価格)」で求めることが出来る[1]。しかし、地域人口の減少や消費税増税などの影響により、客数の増加は難しい。そこで、我々は小売店の売上増加のため、客単価に目を向けた。だが、単純に商品価格を上げるのは消費者の離反に繋がるため、消費者に1点でも多く購買してもらう必要がある[2]。

そこで、小売店のPOS（Point of Sales：販売時点管理）データを解析し、マルチエージェントシミュレーション（Multi-Agent Simulation, MAS）を用いて店舗内のレイアウトを作成するという研究が行われている[3]。

日本スーパーマーケット協会掲載の“スーパーマーケット白書 2014”によると、消費税率が5%に増税した1997年増税前後の食品・雑貨の売上金額が増税日5週間程前から駆け込み購入による買い込みにより、徐々に上昇していることが示されている[4]。売上金額の前年比を図1-1に示す。

しかし、増税後は買い込みによる影響で、前年比100%を下回る期間が5週間続いており、この期間以降も売上は低下している。この図1-1より、小売業は消費税率増税の影響を大きく受ける業態であると言える。

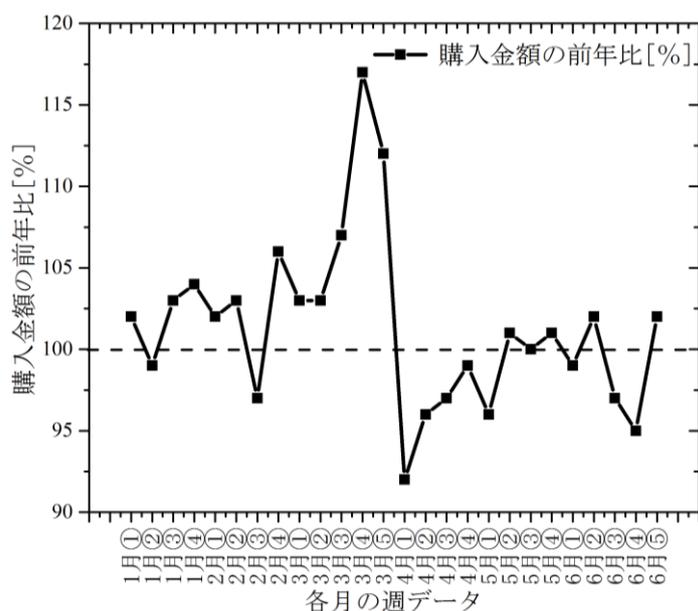


図 1-1：週における購入金額の前年比

次に、消費者の税率引き上げ前の購買検討項目を図 1-2 に示す。他の家電や土地といった価格の大きなものは増税による買い物は少なく、生活に必要な食料品や生活雑貨などについては増税前の買い込みの検討は大きいことが図 1-2 より分かる。

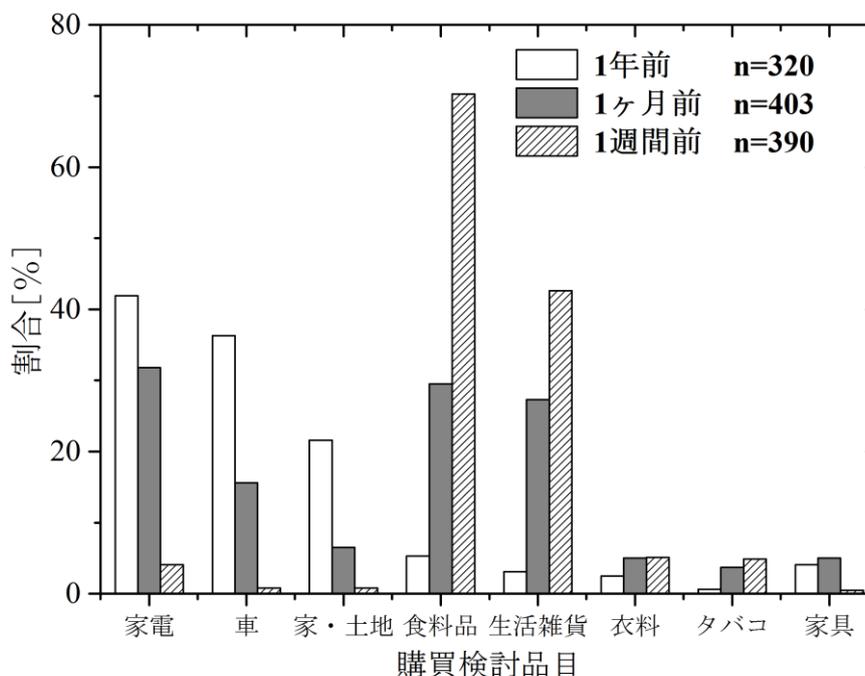


図 1-2：税率引き上げ前の購買検討項目

そのため、少しでも売上を向上させるために、小売店は来店する消費者により多くの商品を購入させるような働きをしている。例えば、POP 広告、特別陳列などのセールスプロモーションが挙げられる[5]。

また、別の問題として小売店は出店競争の激化や地域人口の減少による需要減によりオーバーストア状況と言われている[6, 7]。オーバーストアによって生じる問題として、クーポン戦略や低価格化戦略などといった過当競争による売上の低下が挙げられる[8]。この状態を継続してしまうと、小売店は売上による利益を得ることができないため、売上を上げるために、商品の価格を上げたり、十分な商品を仕入れることができず、店の品揃えが悪くなるなどといったサービスが低下してしまう原因となる[8]。

この現状の中、小売店の運営方針として、新規出店や既存店舗の改装・改築、閉店の 3 つが挙げられる[9]。その中で、既存店舗を改装・改築を方針にしている小売店は平成 24 年に 48.8%、平成 25 年には 53.8%と高く、多くの小売店が新規出店よりも改装・改築を行っていることがわかる。また、消費者は店での滞

在時間が長いほど多くの商品を購入し、売上が向上すると言われており、このことから、店舗レイアウトが重要な要因であるということが分かる[10]。

しかし、実際の店舗で店舗レイアウトを変更する場合は、店舗レイアウトを考える時間や店舗レイアウトを変更するための時間、人手等のコストといった問題点から、簡単に店舗レイアウトを変更することは難しい[2]。

そこで、本研究では MAS の *artisoc* (*artificial societies*) と、店舗レイアウトのシミュレーションを作成し、石川県にある店舗の POS データを用いて、店舗レイアウトを変更した際の変動を分析する。そして、売上増加につながる店舗レイアウトの作成を試みる。

1.2 関連研究

まず、POS データを用いた研究として、売上の変動についての実験や、販売予測、購買行動など様々な研究が行われている[11, 12]。具体的な研究例として、文献[11]の「POS データからの売上変動パターン発掘」や、文献[12]の「人間行動ビッグデータを活用した店舗業績向上要因の発見」などが挙げられる。

次に、MAS を用いた研究として、災害時における人の避難行動などの人の行動についての研究が多くされている[13, 14]。具体的な研究例として、文献[13]の「譲りあいを考慮した避難行動シミュレーション」や、文献[14]の「屋内公共空間における歩行者流動情報を利用したマルチエージェントシミュレーション」などが挙げられる。

最後に、POS データと MAS を用いた研究としては、MAS で小売店の仮想空間を作成し、POS データから購買した販売データを元に顧客の購買行動についての研究などが行われている[3, 15]。具体的な研究例として、文献[3]の「エージェントベースシミュレーションによる小売店舗レイアウトの効果分析」や、文献[15]の「人流シミュレーションによる店内レイアウトの効果分析」などが挙げられる。これらの研究の詳細について、1.2.1 項～1.2.3 項にて述べる。

1.2.1 POS データに関する関連研究

文献[11]の研究では、POS データから「ある商品の売上の増減は他の商品の売上に影響を与えている」という仮説から商品および商品カテゴリの売上で相関分析を行い、時系列での売上変動パターンの発掘手法と有効性について検証を行っている。

その結果、一般的なマイニングツールで待ち行列などの瞬時的な出来事をうまく処理できていない。そして、集計データからマイニングを行うための必要

な前処理部分を含めた効率化問題も重要な課題であり、時系列データを使用した近未来の仕入れ戦略や販売戦略を行うことを課題として挙げている。

文献[12]の研究では、顧客の店内購買活動は商品構成、店内環境、接客サービス等の影響を受けつつ、顧客が感覚的に行う複雑な活動とされている。そのため、名札型センサを用いて行う購買行動と、POS データからなるビッグデータを用いて、店舗の業績向上要因の発見・評価することを目的として行っている。対象とする店舗は中規模のホームセンターで行い、顧客単価を目的変数とし、購買結果と購買プロセスを関連付け、店員、顧客の位置、接客の有無などから顧客単価に影響を与える要因を統計的に分析した。結果として、店員の位置が滞在している消費者の動線と顧客単価に影響していることが分かった。

課題として、名札型センサは軽量であるものを使用しているが、顧客に対して装着の依頼を行う必要がある事や、顧客に対して購買に対する心理的な影響を与えてしまうことが明らかとなった。そのため、心理的な影響を与えない別の方法の模索をする必要がある。また、重回帰分析や非線形要素を含んだ業績モデルの生成を行うことで、より厳密な業績要因の推定を行える可能性があると挙げている。

1.2.2 MASに関する関連研究

文献[13]の研究では、災害が発生した際に避難する人の集団がパニック状態になってしまった時、小規模な災害であったとしても、被害が拡大し、多数の被害者を出してしまう可能性がある。そのため、出口までの円滑な避難行動を、MASを用いることで、人の譲り合いを考慮した避難行動をシミュレーションによって検討している。このときの避難行動にどのような影響を及ぼすか考察を行っている。具体的には、避難者が道を譲るときなどの確率 α 、 β を求め、そのパラメータを MAS に取り入れたシミュレーション実験を行っている。

その結果、エージェントが互いに道を譲ることで避難時間や出口までの道（ステップ）が早くなることが分かった。課題として、各エージェントに前のステップを学習させることで、前のステップでは道を譲ったが次のステップでは道を譲らないときに、避難時間にどのような影響が生じるかを調査することを挙げている。

文献[14]の研究では、目的地までの道案内は、混雑を避けた方が効率的である。しかし、現在の歩行者ナビゲーションは混雑状況を管理できない。そのため、混雑の特徴的な流動があった平日の朝 8 時と夕方 17 時を対象に MAS を用いて歩行者の流動予測を行っている。

屋内公共空間における歩行者流動を再現し、シミュレーションによる歩行者

の混雑状況の把握を行っている。屋内複合施設をモデルとしたシミュレーションを作成し、出入口からの流出量の変化を観察することによって、時間帯ごとの歩行者流動の予測を行う。歩行者流動のシミュレーションの結果、実際の計測情報を利用することで、ある程度の予測は可能であった。

しかし、より詳細かつ精度の高い結果を得るためには、時間毎にパラメータを変更するなどの仕組みを検討する必要がある。別の課題として、通勤客と購買客の比率が人流に及ぼす影響を MAS によって調査することを挙げている。

1.2.3 POS データと MAS に関する関連研究

文献[3]の研究では、消費者の購買意欲を誘い売上向上を見込める小売店舗レイアウトを、MAS を用いて検証することを行っている。使用している店舗はドラッグストアの POS データを用いて店舗レイアウト変更を数回行い、評価指標を売上高と設定し、最後に顧客アンケートとシミュレーション結果を比較することでシミュレーションの妥当性の検証を試みる。

結果として、POP 広告などの促販物消費者の往来の多い場所に高額なものを配置すると売上が増加することが分かった。

また、日替わりなどの商品は 1 ヶ所にまとめず、店奥へ誘導するように配置する。需要の高い商品群を店奥に配置することで、顧客の店内巡回を向上させることができる。しかし、課題として消費者の購買意思決定を性別、年齢、購買行動特性などをモデルに組み込むことを挙げている。

文献[15]の研究では、消費者に 1 品でも多くの商品を購入するような店舗を作る事を目的としている。そこで、POS データと MAS を用いて消費者の購買行動や滞在時間の変化を分析し、消費者と店舗が互いに良い影響を与える店舗レイアウトをシミュレーションで実験を行っている。

結果としては、購買確率の大きい商品を奥に置き、消費者が多く通る場所に POP 広告を配置するのではなく、出入口付近に設置することによって、計画購買だけでなく非計画購買者も促進されるため、売上が増加するということが示されている。課題として、今回得られた場所とは違う場所に POP 広告を設置した際、どの程度変化したかの変動具合を分析し、最適な店舗レイアウトのシミュレーションを行うことが挙げられている。

1.3 研究目的

本研究は、石川県にある東京ストア畷田店の店舗レイアウトを参考に、株式会社構造計画研究所の artisoc を用いて、店舗レイアウトの変更を想定した店舗

レイアウトシミュレータを作成する。

石川県の東京ストア畝田店の POS データと照らし合わせ、同時購買の相関関係を考慮したシミュレーション結果と東京ストア畝田店の POS データを比較し同等であれば、その店舗レイアウト変更時における売上を再現できる。東京ストア畝田店の店舗レイアウト変更を行い、シミュレーションを繰り返すことで売上増加につながる店舗レイアウトを検討する。

また、1.1 節でも述べたように、売上は購買点数と価格によって決定される。価格の値上げには消費者の離反に繋がるため、本研究のシミュレータでは価格を考慮せず、購買点数による売上変化に着目し、販売点数を売上増加の判断の元準とする。

1.4 論文構成

本論文の構成は以下の通りである。

2 章では、POS データに関して述べる。

3 章では、MAS について述べる。

4 章では、本研究の実験システムと解析法について述べる。

5 章では、実験結果について解析する。

6 章では、まとめを述べる。

第2章 POS データ

2.1 POS システム

近年、店舗で商品を販売する際には商品の情報をあらかじめコンピュータに登録し、売上や在庫の情報を管理できるようになった。これにより、正確な在庫管理ができるようになっただけでなく、こういった商品が、どのような時に売れているのかといった販売記録などの情報を入手できるようになった。このようなシステムを POS システムという[16]。

POS システムは、1967 年米国の大手スーパー「クローガー」が、レジでの不正防止などを目的として、スキャナを使用したチェックシステムを導入したことが始まりとされている。日本でも、1970 年代始めに研究が開始され、1970 年代中頃には実験店での導入が始まった。それから現在まで、小売システムの中核として技術面、利用面で飛躍的な発達、拡大を遂げている[17]。

2.1.1 POS データと ID-POS データの違い

POS データには通常の ID なし POS データと ID-POS データの 2 種類あり、通常の POS データは、「いつ」、「どの店で」、「どの商品が」、「何円で」、「何個」という情報が含まれる。これらの情報を解析することによって、よく売れている商品は何か、あまり売れていない商品の特性、店舗の商品の販売傾向などが分かる。従って、売り場陳列の場所の変更や品揃えの改善など、店舗でのマーケティング活動に利用することができる[18]。

ID-POS データは、ポイントカードシステムを利用して、ID なし POS データの「何を」、「何個」、「何円で」買ったのかという情報のほかに、「誰が」といった消費者に関する情報が含まれる。「誰が」にはその消費者の年齢や性別といった情報も含まれている。つまり、消費者の属性や購買行動がわかるため、消費者に向けたマーケティングに利用することができる[19]。

しかし、ID-POS データには購買記録が数百万から数億件規模で蓄積されているが、その大規模性から面積などの算出のみが主な解析となっている[8]。その他にも、ID-POS データの多くは、導入コスト等の問題から大手企業は取り扱っているが、地方の小売店舗では ID-POS を取り扱っていない店舗が多い[20]。

さらに、ポイントカードを持っていない消費者の購買について把握できない点や、ポイントカードを持っていても購買時に提示しないことがある点、家族間などのカードの貸し借りによるデータ上の性別や年代といった顧客属性が実際に異なる可能性があることから、ID-POS データを用いた分析だけではすべて

の消費者の情報が記録されておらず、把握しきれない購買行動がある[21]。

そこで、本研究では顧客属性は考慮せず、対象とするスーパーマーケットの各商品全体の販売個数を把握するため、通常の ID なし POS データを用いて実験を行った。

2.1.2 使用 POS データ

今回使用する POS データの地域は、中規模の小売店舗が複数存在するため、オーバーストアの現状であるといえる。しかし、大手企業による地方出店により、中規模の小売店は少なくなりつつある。その点から、石川県の POS データを使用することは有効性が高いと言える。

本研究で使用する POS データは図 2-1 のレシートに記載されている情報を CSV ファイルに加工してあるものを扱っている。店舗は石川県にある同ストアチェーン店 1 店舗の 2007 年 4 月から 2008 年 3 月までの 1 年間分のデータである。

データ項目は、「日付」、「顧客 ID」、「部門 ID」、「商品名」、「JAN コード」、「商品単価」の 6 項目である。また、POS データの部門 ID13 は部門名が割り当てられていないため、部門 ID13 を除いた部門 ID1 から 15 の 14 種類が存在する。

0018-001	2007年 4月 1日	
釣銭準備金登録		
担当: 000004976		
登録額		0
4309 3709		08:13
0018-001	2007年 4月 1日	
***** チェッカーオープン *****		
担当: 000004040		
4310 3710		14:49
0018-001	2007年 4月 1日	
担当: 000004040		
03 紗々ゴールド	198内	
4.9E+12		
03 キシリッシュボト	282内	
49771404		
03 ミックスゼリー	208内	
4.9E+12		
3点/小 計		¥688
消費税等 5%		
(税計)		¥32
合 計		¥688
現金		0
お釣り		¥312

図 2-1 : レシートの一例

2.2 商品間の相関関係

消費者が商品を購入する際、商品そのものの組み合わせに何らかの関連、あるいは規則性を持つケースは少なくない。その関連や規則のことを相関関係（相関ルール）という[22]。相関関係を求めるための分析を相関分析という。

具体例として、冬には精肉の近くに鍋の調味料あるいは鍋の素などのインスタント商品が同時購入されやすい傾向にあることから商品間には相関関係があると言われている[22]。

この相関関係を元に商品の配置の入れ替えをし、購買意欲を向上させる取り組みなどがある。この商品間の相関関係を利用することで、商品の購買点数の増加による売り上げ増加が期待できる[3]。

2.2.1 相関分析とは

相関分析は近年になって開発された分析手法で、1994年に R. Agrawal 氏らが発表した論文が始まりと言われている[23]。相関分析とはデータマイニングの代表的な手法で、他の呼び方として「アソシエーション分析」や「マーケット・バスケット分析」などとも呼ばれる。

この相関分析は POS データなどのビッグデータの利活用で「データ間の相関関係を発見する」という時に用いられることが多い[24]。

2.2.2 相関ルールの算出

相関分析の有名な例として、「おむつを買った人はビールも同時に買う傾向がある」という例がある[16]。この例は 1990 年のアメリカのスーパーマーケットで発見されたルールであり、これは、仕事帰りの父親が買い物を頼まれ、子供のおむつを買うついでに、自分のビールも買うというルールである。相関分析は起こりうる様々なルールの中から、商品間に対する有用なルールを抽出することをいう。

相関関係で抽出されたルールを評価するための指標は 3 つある。1 つ目は支持度 (Support)、2 つ目は確信度 (Confidence)、3 つ目はリフト値 (Lift) である。

おむつを X 、ビールを Y とすると、「商品 X を買っている人が商品 Y も買っている」という特徴などを分析することができる。

1 つ目の支持度とは、全データ N の中で、「商品 X を買う時に、商品 Y も一緒に買う」($\{X\} \Rightarrow \{Y\}$) というルールが出現する割合のことを指す。この指標が大きいほど、全体の中でそのルール (X を買ったなら Y も買うという組み合わせ) が

出現する割合が高くなる。反対に、その指標が小さい場合は、ルールの出現する割合が低いということになる。計算式を式 (2-1) に示す。

$$\text{支持度 } (X \Rightarrow Y) = \frac{\sigma(X \cup Y)}{N} \quad \text{式 (2-1)}$$

2つ目の確信度は信頼度とも呼ばれる。これは条件部 (X) の項目が出現する割合の中で、条件部 (X) と結論部 (Y) が同時に出現する割合のことを指す。

この指標が大きいほど「商品 X を買う時に、商品 Y も一緒に買う」割合が高くなり、 X 、 Y という 2 つの商品は関連が強いということを使う。反対に、その指標が小さい場合は、商品間の関連性は弱いということになる。計算式を式 (2-2) に示す。

$$\text{確信度}(X \Rightarrow Y) = \frac{\sigma(X \cup Y)}{\sigma(X)} \quad \text{式 (2-2)}$$

3つ目のリフト値とは、商品 X と一緒に商品 Y も購入した人の割合は、全てのデータの中で商品 Y を購入した人の割合よりどれだけ多いかを割合で示したものを指す。計算式を式 (2-3) に示す。

$$\text{リフト値 } (X \Rightarrow Y) = \frac{\sigma(X \cup Y)}{\sigma(Y)} \quad \text{式 (2-3)}$$

このリフト値が低ければ、商品 Y は単独で売れていることになり、商品 X との関連性よりも商品 Y は特有の理由で売れていると考えられる。

つまり、商品 X と商品 Y の確信度が高かったとしても、その関連性は信頼できないという解釈になる。一般的な目安としては、リフト値が 1 より大きい場合が有効なルールとされている[25]。

第3章 MAS

3.1 シミュレーションとは

一般的にシミュレーションは離散型シミュレーションと連続型シミュレーション、エージェントシミュレーションに分類することができる[26]。離散型のシミュレーションはシステムの状態が離散値を取るモデルを離散イベントシミュレーションといい、主に待ち行列などを数値的に取り扱うときに用いられる[27]。連続型のシミュレーションはシステムダイナミクスなど時間経過とともに連続的に変化する状態量を分析するためのもので、主に物理・化学・工学などに用いられる[28]。エージェントシミュレーションは自律的に行動するエージェントの振る舞いや、それらの相互作用から現れる複雑な社会システムをシミュレーションする時などに用いられる[29]。主に災害時における人（エージェント）の避難行動などの研究に用いられている[13, 14]。今回使用するエージェントシミュレーションについては次の節で示していく。

3.2 MAS とは

MAS とは、異なる動きをする自律したエージェントを複数取り扱うシミュレータのことである。また、MAS は複雑系の要素をエージェントとして扱うシミュレータであり、仮想空間内におけるエージェント間での相互作用の実装を行っているものである[30]。

マルチエージェントシミュレーションの相互作用を図 3-1 に示す。図 3-1 は、実線の中の各エージェントはある環境において、その周囲の環境を知覚し互いに行動を行う。ただしエージェントが単一の場合は、他のエージェントの存在も環境になる。エージェントとエージェントをつなぐ矢印はそのエージェント対しての相互作用を行っている状況を示している。

3.2.1 エージェントとは

エージェントとは環境（周囲の状況）を知覚し、自分の意思決定によって行動を起こし、環境に影響を与えることのできる自律的行動主体のことを指す。この環境の変化に対して、適応的に行動できるエージェントのことを特に知的エージェントと呼ぶ[31]。

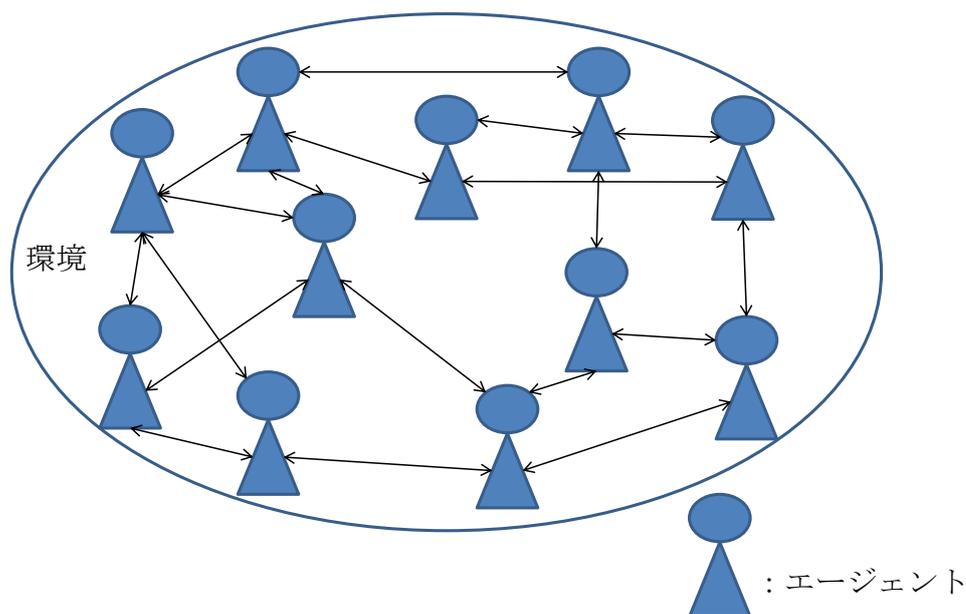


図 3-1 : マルチエージェントシミュレーションの相互作用

3.2.2 複雑系とは

3.2節で述べた複雑系 (Complex System) とは、MAS における巨大なシステムを理解しようとするとき、そのシステムを構成する要素に分解し、分解された要素を詳しく観察することによってシステム全体を理解しようとするもののことである。

例えば、社会を構成する分子・原子の要素として各人間の挙動を観察したとき、それぞれの挙動が理解できたとしても、社会システム全体の挙動は理解することはできない。全体の挙動が個々の要素に分解できないシステムのことを複雑系と呼ぶ[32]。

3.3 本研究で使用する artisoc について

本研究で使用する「artisoc」は、株式会社構造計画研究所が開発した Windows パソコン用のマルチエージェントシミュレータ「KK-MAS」をプロトタイプにしつつ、改良したシミュレータである。「artisoc」は「KK-MAS」に対し OS に依存しないため、パソコンの機種を選ばない。そのため「artisoc」は「KK-MAS」に比べ、誰にでも使えるようになっている。

また、「artisoc」の利点としてプログラムが日本語環境に対応していることや、シミュレーションのプログラミングの知識がなくてもシミュレーションの作成ができること、空間の設定などが容易にできるなどの利点がある[33]。

3.4 エージェントの種類と動作

本研究では、壁エージェント、出入口エージェント、棚エージェント、POP 広告エージェント、レジエージェント、サッカー台エージェント、購買者エージェントの全 7 種類を作成した。その各エージェントの役割と動作を表 3-1 に示す。

表 3-1：エージェント役割・動作表

エージェント名	役割・動作
壁エージェント	店の壁の役割を担うエージェント 動きはない。
出入口エージェント	出入口の役割を担うエージェント 購買者エージェントの出入りをさせる。
棚エージェント	商品が置かれている棚の役割を担うエージェント 元部門ごとに棚が割り振られており、購買者エージェントが目的の部門の棚に隣接したときその部門の商品がカゴに入る。棚の割り振りは、4章で述べる。
POP 広告エージェント	POP 広告の役割を担うエージェント 購買者エージェントを引き寄せることが可能で、一定の確率で購買者エージェントに追加購買を行わせる。
レジエージェント	レジの役割を担うエージェント 購買者エージェントがレジエージェントに隣接したときに購買者エージェントは出入口エージェントへ向かう。
サッカー台エージェント	商品を袋に詰める台の役割を担うエージェント 動きはない。
購買者エージェント	店内の障害物を避けながら動き回り購買者の役割を担うエージェント 購買者エージェントは、入店後に購買確率による購買品目リストが設定され、購買品目リストを元に店内を動き回る。

3.5 POP 広告

POP (Point of Purchase Advertising) 広告とは、店舗および店内における広告活動のことである[3]。POP 広告によって POP 購買という行動が行われる。POP 購買とは、店内にある POP 広告に消費者は誘引され、購買予定のない商品も追加で購買することである。本研究のシミュレーションにおける POP 購買とは、POP 広告の置かれている場所に購買者エージェントが通ると、POP 広告の周辺に購買者エージェントが集まる。その後、一定の確率で該当する商品を追加購買するようになっている。POP 広告による追加購買する確率は、昨年度と同様に 30% の確率で購買するように設定を行った[3]。

次に、購買者エージェント動作について説明する。この購買者エージェント

の動作をフローチャート図 3-2 に示す。購買者エージェントは、店舗レイアウト内の出入口エージェントから生成される。この時、購買者エージェントは生成されたと同時に購買項目リストが作成される。

購買品目リストを元に購買品目を購入するため、購買者エージェントは購買品目の部門の棚へと向かい、隣接したら購買品目をカゴに入れ、購買品目リストにある次の購買品目の部門の棚へ向かう。この時、購買者エージェントは移動中に POP 広告の影響による追加購買を行う。購買品目の買い忘れがなければレジへと向かい、購買者エージェントは退店する。

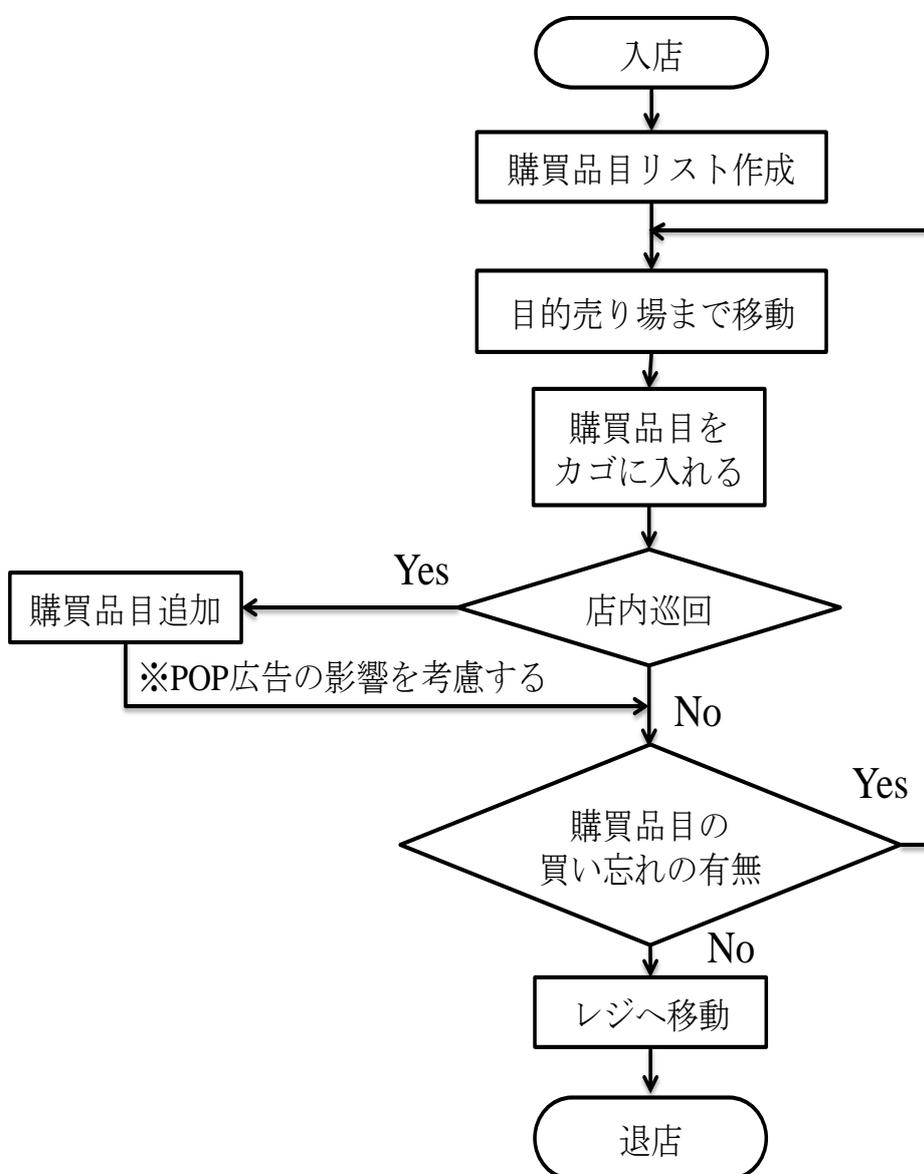


図 3-2 : 購買者エージェントの動作

第4章 実験概要

4.1 POS データの整形

元部門の ID と部門名と主な品名を表 4-1 に示す。表 4-1 の部門名の中には、部門名の内容に対して商品の種類（カテゴリー）が適切でない商品も入っており、この部門名の状態で相関分析を行っても、商品間に対する有用な相関を得ることができない。

具体例として、部門 ID9 のパンを購入した時に牛乳も購入するという場合、元本的には牛乳はデイリーに入っているものである。しかし、表 4-1 を見ると、牛乳は部門 ID3 の菓子に含まれている。

そのため、本研究では、相関分析の解析を行う前に提供された POS データに対して、商品部門の再分類を行った。商品部門の再分類後の各部門と品名の結果を表 4-2 に示す。

このように商品の再分類を行った結果、元の部門 ID15 の 14 種類から部門 ID25 までの 25 種類の部門を作成した。しかし、元の POS データには 98 円均一商品やまとめ販売などその店舗独自の商品のデータも存在し、商品の特定が不可能であったため、部門 25 のその他として分類を行った。

表 4-1：元部門表

部門ID	部門名	品名
部門 1	乾物	調味料、乾麺、煮干、海苔、鰹節など
部門 2	デイリー	豆腐、卵、練り物、そばなど
部門 3	菓子	キャンディー、ガム、アイスクリーム、牛乳など
部門 4	非食品	洗剤、殺虫剤、文房具など
部門 5	果物	スイカ、バナナ、ドライフルーツなど
部門 6	精肉	国産牛、合挽肉、餃子の皮、タレ類など
部門 7	青果	トマト、ナス、レタス、枝豆など
部門 8	鮮魚	刺身、盛り合わせ、寿司など
部門 9	パン・生菓子	調理パン、ケーキ、デザート、ジャムなど
部門 10	酒	ウイスキー、ビール、発泡酒など
部門 11	惣菜	揚げ物、冷凍コロッケ、香辛料など
部門 12	塩干物	ちりめん、海藻、切り身漬けなど
部門 14	花	切花、苗物、種、土肥料など
部門 15	米・タバコ	米、タバコ、喫煙具など

表 4-2：再分類をおこなった部門表

部門ID	部門名	品名
部門 1	加工食品	こんにゃく、豆腐、うどん、ちくわなど
部門 2	調味料	だし、味噌、ケチャップ、砂糖など
部門 3	飲料	水、ジュース、栄養ドリンク、コーヒーなど
部門 4	乳製品	卵、牛乳、チーズ、ヨーグルトなど
部門 5	インスタント	スープ、お茶漬け、ラーメン、ご飯など
部門 6	菓子	スナック菓子、チョコ、ガム、せんべいなど
部門 7	米	米
部門 8	果物	いちご、バナナなど
部門 9	野菜	にんじん、じゃがいも、キャベツ、ナスなど
部門 10	冷凍食品	冷凍食品
部門 11	サラダ	大根サラダ、10品目のサラダなど
部門 12	生菓子	大福、まんじゅう、ケーキ、カステラなど
部門 13	アイス	アイスクリーム
部門 14	雑貨	電池、洗剤、シャンプー、ごみ袋など
部門 15	文房具	ペン、消しゴムなど
部門 16	ペット	エサ、シーツ、おやつなど
部門 17	化粧品	コットン、クリーム、メイク落としなど
部門 18	パン	食パン、菓子パン、惣菜パンなど
部門 19	酒	焼酎、ビール、ワイン、カクテルなど
部門 20	肉	ベーコン、合挽肉、ハムなど
部門 21	鮮魚	魚、貝、刺身など
部門 22	惣菜	カツ、コロッケ、からあげ、天ぷらなど
部門 23	弁当	弁当、寿司、おにぎりなど
部門 24	タバコ	タバコ
部門 25	その他	98円均一商品、まとめ販売など（商品が特定不可）

再分類は表 4-1 の元部門を参考に、主に食料品の再分類を行った。元部門の中ではデイリーの商品数が一番多かった。デイリーの中には再分類後のサラダ・弁当・乳製品など多くの商品が含まれていた。また、非食品の中には雑貨・化粧品などがあり、それぞれを別の部門に再分類を行った。

4.2 本研究で使用する R について

本研究では、R（64bit 版 ver3.1.2）を用いて相関分析を行う。R は主に統計解析などに用いられているフリーソフトウェアである。R 以外にも統計ソフトは複数あり、代表的なものとして、SPSS（Statistical Package for Social Science）や SAS（Statistical Analysis System）などが挙げられる。これらのソフトウェアは統計解析専門のソフトウェアで非常に多くの分析が行える。

しかし、SPSS や SAS と比べて R はプログラムコードが参考書や Web で解説されており、プログラムの作成が行い易いという利点がある。

また、そのほかの利点として、R は様々な OS で作動させることができ、Windows、Mac OS、Unix の全てに対応している。そのため、今回の研究では R を用いて解析を行っていく。

本研究では、POS データの顧客 ID から購入した商品の部門 ID を抽出し、そのデータをテキスト形式のデータへ変換を行った。その後、商品部門での相関分析を行うための R のパッケージ[arules]を用いた。

4.2.1 元部門での相関分析

加工した POS データの一例は図 4-1 のようになっている。この加工した POS データの部門を対象に相関分析を行う。

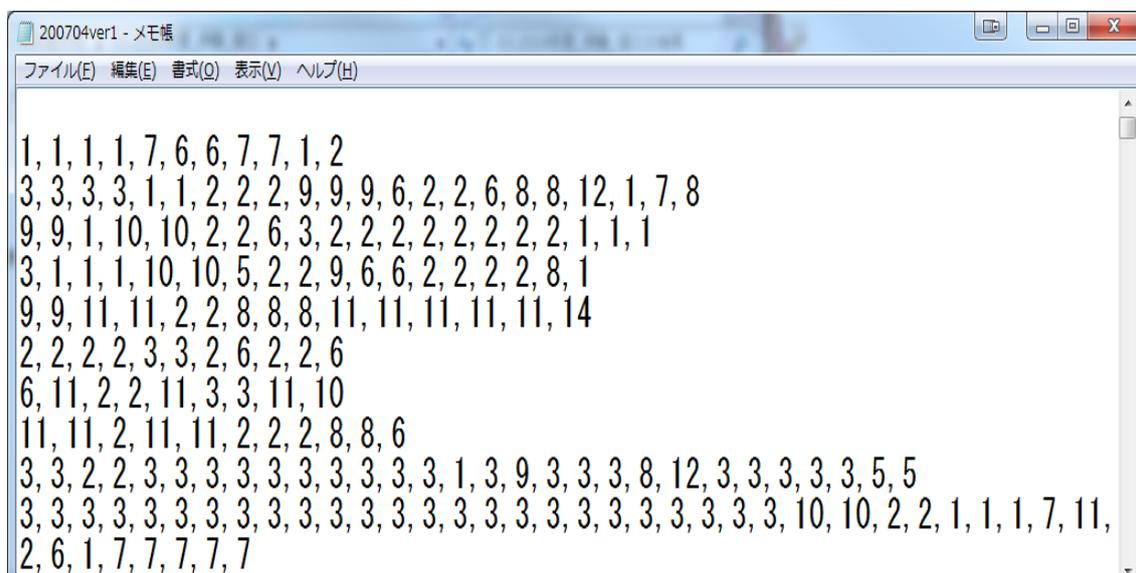


図 4-1 : 加工した POS データの一例

食品は四季によって取り扱っている商品の内容や販売個数が変化する。このような四季の変化による影響が相関関係にどのように表れているか確認するた

め、元部門の四季での相関分析を行った。今回の研究では、4月、7月、10月、1月を解析の対象とした。四季ごとの元部門の相関分析上位10ルールの結果を表4-3～表4-6に示す。

表4-3：元部門の相関上位10ルール（4月）

条件部	結論部	支持度	確信度	リフト値
{5:果物,6:精肉}	{7:青果}	0.1031	0.8688	1.5541
{2:デイリー,6:精肉,8:鮮魚}	{7:青果}	0.1346	0.8641	1.5457
{1:乾物,6:精肉,8:鮮魚}	{7:青果}	0.1041	0.8640	1.5456
{1:乾物,2:デイリー,3:菓子,6:精肉}	{7:青果}	0.1194	0.8588	1.5363
{1:乾物,2:デイリー,6:精肉}	{7:青果}	0.1749	0.8453	1.5121
{1:乾物,3:菓子,6:精肉,7:青果}	{2:デイリー}	0.1194	0.8545	1.5017
{2:デイリー,3:菓子,6:精肉}	{7:青果}	0.1672	0.8386	1.5002
{6:精肉,8:鮮魚}	{7:青果}	0.1585	0.8385	1.4999
{1:乾物,3:菓子,6:精肉}	{7:青果}	0.1398	0.8377	1.4985
{12:塩干物,2:デイリー}	{7:青果}	0.1038	0.8377	1.4985

表4-4：元部門の相関上位10ルール（7月）

条件部	結論部	支持度	確信度	リフト値
{1:乾物,2:デイリー,3:菓子,6:精肉}	{7:青果}	0.1183	0.8124	1.5633
{2:デイリー,6:精肉,8:鮮魚}	{7:青果}	0.1238	0.8112	1.5609
{1:乾物,2:デイリー,6:精肉}	{7:青果}	0.1723	0.8028	1.5448
{1:乾物,3:菓子,6:精肉,7:青果}	{2:デイリー}	0.1183	0.8541	1.4862
{1:乾物,6:精肉,8:鮮魚}	{2:デイリー}	0.1018	0.8486	1.4767
{6:精肉,7:青果,8:鮮魚}	{2:デイリー}	0.1238	0.8481	1.4757
{6:精肉,7:青果,9:パン・生菓子}	{2:デイリー}	0.1133	0.8432	1.4673
{3:菓子,7:青果,8:鮮魚}	{2:デイリー}	0.1187	0.8416	1.4645
{3:菓子,6:精肉,7:青果}	{2:デイリー}	0.1637	0.8362	1.4550
{1:乾物,6:精肉,7:青果}	{2:デイリー}	0.1723	0.8348	1.4526

表 4-5 : 元部門の相関上位 10 ルール (10 月)

条件部	結論部	支持度	確信度	リフト値
{2: デイリー, 5: 果物, 6: 肉}	{7: 青果}	0.1023	0.8521	1.6174
{2: デイリー, 6: 精肉, 8: 鮮魚}	{7: 青果}	0.1337	0.8363	1.5874
{1: 乾物, 6: 精肉, 8: 鮮魚}	{7: 青果}	0.1047	0.8358	1.5865
{5: 果物, 6: 精肉}	{7: 青果}	0.1201	0.8288	1.5731
{1: 乾物, 2: デイリー, 3: 菓子, 6: 精肉}	{7: 青果}	0.1196	0.8211	1.5586
{1: 乾物, 2: デイリー, 5: 果物}	{7: 青果}	0.1014	0.8198	1.5561
{1: 乾物, 2: デイリー, 6: 精肉}	{7: 青果}	0.1797	0.8126	1.5424
{2: デイリー, 6: 肉, 9: パン・生菓子}	{7: 青果}	0.1172	0.8120	1.5413
{6: 精肉, 8: 鮮魚}	{7: 青果}	0.1566	0.8106	1.5385
{5: 果物, 8: 鮮魚}	{7: 青果}	0.1030	0.8078	1.5333

表 4-6 : 元部門の相関上位 10 ルール (1 月)

条件部	結論部	支持度	確信度	リフト値
{5: 果物, 6: 精肉}	{7: 青果}	0.1034	0.8596	1.5308
{2: デイリー, 6: 精肉, 8: 鮮魚}	{7: 青果}	0.1379	0.8511	1.5156
{1: 乾物, 2: デイリー, 3: 菓子, 6: 精肉}	{7: 青果}	0.1290	0.8479	1.5100
{1: 乾物, 6: 精肉, 8: 鮮魚}	{7: 青果}	0.1083	0.8444	1.5037
{1: 乾物, 2: デイリー, 6: 精肉}	{7: 青果}	0.1948	0.8338	1.4849
{12: 塩干物, 2: デイリー}	{7: 青果}	0.1133	0.8328	1.4830
{2: デイリー, 6: 精肉, 9: パン・生菓子}	{7: 青果}	0.1282	0.8311	1.4801
{2: デイリー, 3: 菓子, 6: 精肉}	{7: 青果}	0.1760	0.8282	1.4749
{1: 乾物, 6: 精肉, 9: パン・生菓子}	{7: 青果}	0.1079	0.8272	1.4730
{1: 乾物, 2: デイリー, 8: 鮮魚}	{7: 青果}	0.1364	0.8248	1.4688

元部門を四季別で相関分析を行った結果、部門ごとに見るとどの四季でも条件部はあまり変化がなく、精肉を購入している人のほとんどは青果を購入していることが分かる。

しかし、青果の中にも野菜ジュースや飲料など他の商品も混在しているため本当に野菜を購入しているかどうかは分からない。そこで、再分類部門での相関分析も行った。

4.2.2 再分類部門での相関分析

四季の変化による相関関係に変化があるのか確認するため四季ごとの再分類部門の相関分析上位 10 ルールの結果を表 4-7～表 4-10 に示す。再分類部門 4 ヶ月分に対して相関分析を行った結果も、元部門の相関分析の結果と比較して大

きな変化はなく、どの四季でも条件部から結論部の結果は大体同じであった。

その中でも、4ヶ月の内3つの月で1:加工食品、2:精肉、20:鮮魚を購入している人は9:野菜を購入していることが表4-7～表4-10より読み取れる。

元部門、再分類部門の結果から、商品部門の相関は常に食卓で並んでいる精肉と野菜を購入していることが商品部門の相関分析の結果から得られた。

表4-7:再分類部門の相関上位10ルール(4月)

条件部	結論部	支持度	確信度	リフト値
{1:加工食品,20:肉,21:鮮魚}	{9:野菜}	0.1165	0.8555	1.6155
{2:調味料,20:肉}	{9:野菜}	0.1019	0.8468	1.5991
{20:肉,21:鮮魚}	{9:野菜}	0.1250	0.8426	1.5911
{20:肉,4:乳製品}	{9:野菜}	0.1049	0.8350	1.5767
{1:加工食品,20:肉,3:飲料}	{9:野菜}	0.1079	0.8219	1.5521
{18:パン,20:肉}	{9:野菜}	0.1027	0.8113	1.5321
{20:肉,3:飲料}	{9:野菜}	0.1151	0.8055	1.5211
{1:加工食品,20:肉}	{9:野菜}	0.2488	0.8033	1.5169
{20:肉,3:飲料,9:野菜}	{1:加工食品}	0.1079	0.9368	1.3238
{20:肉,21:鮮魚,9:野菜}	{1:加工食品}	0.1165	0.9320	1.3171

表4-8:再分類部門の相関上位10ルール(7月)

条件部	結論部	支持度	確信度	リフト値
{1:乾物,2:デイリー,3:菓子,6:精肉}	{7:青果}	0.1183	0.8124	1.5633
{2:デイリー,6:精肉,8:鮮魚}	{7:青果}	0.1238	0.8112	1.5609
{1:乾物,2:デイリー,6:精肉}	{7:青果}	0.1723	0.8028	1.5448
{1:乾物,3:菓子,6:精肉,7:青果}	{2:デイリー}	0.1183	0.8541	1.4862
{1:乾物,6:精肉,8:鮮魚}	{2:デイリー}	0.1018	0.8486	1.4767
{6:精肉,7:青果,8:鮮魚}	{2:デイリー}	0.1238	0.8481	1.4757
{6:精肉,7:青果,9:パン・生菓子}	{2:デイリー}	0.1133	0.8432	1.4673
{3:菓子,7:青果,8:鮮魚}	{2:デイリー}	0.1187	0.8416	1.4645
{3:菓子,6:精肉,7:青果}	{2:デイリー}	0.1637	0.8362	1.4550
{1:乾物,6:精肉,7:青果}	{2:デイリー}	0.1723	0.8348	1.4526

表 4-9：再分類部門の相関上位 10 ルール（10 月）

条件部	結論部	支持度	確信度	リフト値
{1:加工食品,20:肉,21:鮮魚}	{9:野菜}	0.1156	0.8347	1.6383
{20:肉,21:鮮魚}	{9:野菜}	0.1242	0.8225	1.6144
{2:調味料,20:肉}	{9:野菜}	0.1067	0.8179	1.6053
{1:加工食品,20:肉,4:乳製品}	{9:野菜}	0.1151	0.8156	1.6009
{1:加工食品,20:肉,3:飲料}	{9:野菜}	0.1120	0.8009	1.5721
{20:肉,4:乳製品}	{9:野菜}	0.1229	0.8007	1.5717
{20:肉,4:乳製品,9:野菜}	{1:加工食品}	0.1151	0.9363	1.3278
{20:肉,21:鮮魚,9:野菜}	{1:加工食品}	0.1156	0.9309	1.3202
{20:肉,3:飲料,9:野菜}	{1:加工食品}	0.1120	0.9285	1.3168
{21:鮮魚,4:乳製品}	{1:加工食品}	0.1064	0.9202	1.3050

表 4-10：再分類部門の相関上位 10 ルール（1 月）

条件部	結論部	支持度	確信度	リフト値
{1:加工食品,2,20:肉}	{9:野菜}	0.1118	0.8448	1.5639
{1:加工食品,20:肉,21:鮮魚}	{9:野菜}	0.1199	0.8410	1.5568
{1:加工食品,20:肉,4:乳製品}	{9:野菜}	0.1307	0.8406	1.5563
{20:肉,21:鮮魚}	{9:野菜}	0.1280	0.8299	1.5365
{2:調味料,20:肉}	{9:野菜}	0.1186	0.8298	1.5362
{20:肉,4:乳製品}	{9:野菜}	0.1388	0.8269	1.5309
{1:加工食品,18:パン,20:肉}	{9:野菜}	0.1029	0.8231	1.5238
{1:加工食品,20:肉,3:飲料}	{9:野菜}	0.1173	0.8198	1.5177
{18:パン,20:肉}	{9:野菜}	0.1095	0.8067	1.4935
{20:肉,3:飲料}	{9:野菜}	0.1257	0.8024	1.4855

また、元部門と再分類のリフト値を比較すると、元部門では、1.4～1.6以上の数値が多く得られているが、再分類後では、1.2～1.6と数値が減少している結果となった。

これらの結果は、元部門ではデイリーの商品を条件部にしているものが多く、POS データの部門に対する再分類を行った結果、デイリーの商品数が減少したためリフト値の値も減少していると考えられる。

4.3 シミュレーション概要

本研究では、「artisoc」を用いて石川県にある東京ストア畷田店の POS データを元に R による相関分析を行い、POS データの元部門に対する相関関係を算出

した。また、分析を行った際に、部門の中に別部門の商品が入っていたことがあった。そのため、部門を正しい部門へと再分類を行い、再分類後の部門が元部門の中に入っている比率をシミュレーションで用いる再分類後の部門に対する購買確率とした。

また、POSデータより営業時間の9時から23時までの1時間毎に購買者の来店数を四季別（4月、7月、10月、1月）に算出した。算出した値の最大値を取ることで、最も多くの消費者が来店する時間を16時～17時と特定することができ、この時間帯の消費者の来店数は四季別来店数の12%を占めている。その値を一番購買が行われる時間（最繁時間帯）とし、シミュレーションの終了に設定した。

以上の内容を反映させたシミュレーションを作成し、元部門ごとの相関関係を利用することで売上増加につながる店舗レイアウトを作成することが目的である。

店舗レイアウト変更を行い、商品の配置を変えたことによる、商品部門配置が購買点数に変化を与えるかの検証を行った。実験概要は表4-11に示す。表4-11に示すとおり各シミュレーションは100回行った。レイアウト変更後1、レイアウト変更後2の詳細は以降に説明する。

表 4-11：シミュレーション概要

使用したシミュレータ	株式会社構造研究所 マルチエージェントシミュレータ「artisoc」
POSデータ概要	石川県金沢市 東京ストア「畝田店」年間購買数のデータ
期間	2007年4月～2008年3月までの1年間
各部門の購買確率	表4-12, 表4-13に示す
売り場レイアウト	1. レイアウト変更前（以下：既存モデルと示す） 2. レイアウト変更後1（以下：パターン1と示す） 3. レイアウト変更後2（以下：パターン2と示す）
シミュレーション回数	四季ごとに各レイアウトを100回行う

4.4 購買確率

四季別の元部門における購買確率は、POS データを元に表 4-12 に示す。

表 4-12：四季別元部門購買確率

部門 ID	カテゴリ	購買確率			
		4月	7月	10月	1月
部門 1	乾物	11.52%	12.54%	11.64%	11.74%
部門 2	デイリー	11.88%	11.32%	12.20%	12.74%
部門 3	菓子	9.42%	10.13%	9.54%	8.94%
部門 4	非食品	2.63%	2.95%	2.80%	2.60%
部門 5	果物	4.70%	5.19%	5.04%	4.69%
部門 6	精肉	13.08%	13.12%	13.95%	14.51%
部門 7	青果	11.37%	9.72%	10.29%	10.20%
部門 8	鮮魚	11.66%	11.29%	11.22%	11.95%
部門 9	パン・生菓子	4.53%	4.24%	4.28%	4.48%
部門 10	酒	6.13%	6.49%	5.56%	4.84%
部門 11	惣菜	7.19%	6.98%	7.99%	7.46%
部門 12	塩干物	2.65%	2.83%	2.82%	2.93%
部門 14	花	0.92%	0.96%	0.74%	0.64%
部門 15	米・タバコ	2.31%	2.23%	1.94%	2.25%

表 4-12 の購買確率は石川県の東京ストア畷田店の POS データを元にして作成している。表から東京ストア畷田店では、精肉が最も売れている部門で、次に売れている部門は、デイリーや乾物、鮮魚、青果などだということが分かる。反対に売れていない部門は、花だということが分かる。

しかし、部門 ID の中の部門名にふさわしくない商品が入っていた。これでは、部門ごとの正確な販売比率がわからない。よって、正確な販売比率を算出するために、それらの商品を正しい部門に再分類を行った。元部門を再分類した後の販売比率を表 4-13 に示す。

表 4-13：四季別再分類後部門販売比率

部門 ID	再分類部門カテゴリ	販売比率			
		4月	7月	10月	1月
部門 1	加工食品	23.98%	23.38%	23.92%	25.05%
部門 2	調味料	3.92%	3.90%	3.90%	4.04%
部門 3	飲料	6.78%	8.21%	7.11%	6.36%
部門 4	乳製品	3.72%	4.42%	4.34%	4.77%
部門 5	インスタント	3.02%	2.91%	3.18%	3.14%
部門 6	菓子	5.71%	5.30%	5.07%	5.07%
部門 7	米	0.23%	0.20%	0.20%	0.22%
部門 8	果物	3.53%	3.67%	4.42%	3.22%
部門 9	野菜	16.37%	14.37%	14.11%	15.14%
部門 10	冷凍食品	0.76%	0.68%	0.65%	0.68%
部門 11	サラダ	0.81%	0.61%	0.72%	0.66%
部門 12	生菓子	2.08%	1.78%	1.55%	1.82%
部門 13	アイス	0.88%	1.37%	0.81%	0.56%
部門 14	雑貨	2.36%	2.93%	2.46%	2.53%
部門 15	文房具	0.07%	0.06%	0.08%	0.06%
部門 16	ペット	0.24%	0.26%	0.27%	0.22%
部門 17	化粧品	0.10%	0.10%	0.11%	0.08%
部門 18	パン	5.45%	4.91%	5.44%	5.70%
部門 19	酒	2.66%	2.72%	2.45%	2.14%
部門 20	肉	5.50%	5.50%	5.61%	6.09%
部門 21	鮮魚	5.07%	4.48%	4.94%	4.87%
部門 22	惣菜	4.91%	5.71%	6.13%	5.37%
部門 23	弁当	1.53%	1.65%	1.70%	1.59%
部門 24	タバコ	0.01%	0.01%	0.01%	0.01%
部門 25	その他	0.31%	0.87%	0.79%	0.60%

表 4-13 は元部門の中の再分類を行った結果である。一番売れている部門が加工食品であり、次に野菜が売れていることがわかった。反対にタバコ、米は売れていないことが分かる。

元部門の購買確率を算出する際、元部門には他の部門の商品が多く含まれていた。そのため、再分類を行うことで元部門を再分類部門へ分類し、部門ごとの正しい購買数を確認した。確認した購買数から購買比率を算出し、元部門内の再分類部門が購買される確率としてシミュレーション内で使用する。

シミュレーション内で元部門が購入された際の、再分類部門の購買確率を表 4-14、表 4-15 に示す。

表 4-14：元部門内の再分類後の部門の購買比率 1

再分類部門	元部門						
	乾物	デイリー	菓子	非食品	果物	精肉	青果
加工食品	25.26%	75.24%	7.04%	1.45%	2.59%	22.39%	6.08%
調味料	21.26%	5.74%	0.23%	0.12%	0.00%	1.96%	0.24%
飲料	21.96%	0.00%	26.43%	0.16%	6.74%	0.00%	0.00%
乳製品	7.58%	9.67%	15.83%	0.02%	0.07%	0.01%	0.00%
インスタント	20.21%	2.10%	0.92%	0.08%	0.00%	0.53%	0.09%
菓子	1.11%	0.42%	37.61%	0.17%	0.17%	0.09%	0.03%
米	0.20%	0.08%	0.03%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
果物	0.08%	0.01%	0.31%	0.00%	86.19%	0.00%	0.69%
野菜	0.08%	0.51%	0.02%	0.00%	0.38%	0.00%	91.87%
冷凍食品	0.11%	3.56%	0.00%	0.01%	0.00%	0.03%	0.00%
サラダ	0.28%	0.11%	0.16%	0.02%	0.00%	0.00%	0.18%
生菓子	0.14%	0.09%	4.53%	0.01%	3.59%	0.01%	0.00%
アイス	0.02%	0.01%	4.44%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
雑貨	0.31%	0.26%	0.83%	81.78%	0.06%	0.37%	0.51%
文房具	0.01%	0.00%	0.06%	2.52%	0.00%	0.00%	0.00%
ペット	0.00%	0.11%	0.13%	8.30%	0.00%	0.00%	0.00%
化粧品	0.01%	0.00%	0.10%	2.70%	0.00%	0.00%	0.00%
パン	0.08%	0.03%	0.11%	0.11%	0.00%	0.13%	0.00%
酒	0.91%	0.07%	0.29%	0.49%	0.00%	0.00%	0.00%
肉	0.00%	0.26%	0.00%	0.25%	0.00%	73.96%	0.00%
鮮魚	0.04%	0.04%	0.00%	0.01%	0.00%	0.00%	0.00%
惣菜	0.01%	0.83%	0.00%	0.00%	0.00%	0.35%	0.00%
弁当	0.02%	0.05%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
タバコ	0.00%	0.00%	0.00%	0.19%	0.00%	0.00%	0.00%
その他	0.32%	0.81%	0.93%	1.61%	0.22%	0.18%	0.32%

表 4-15：元部門内の再分類後の部門の購買比率 2

再分類部門	元部門						
	鮮魚	パン・生菓子	酒	惣菜	塩干物	花	米・タバコ
加工食品	16.43%	2.10%	1.76%	9.36%	95.82%	0.00%	0.48%
調味料	0.08%	0.00%	0.01%	0.85%	0.64%	0.00%	0.00%
飲料	0.00%	0.00%	1.61%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
乳製品	0.00%	0.22%	0.03%	0.16%	0.00%	0.00%	0.00%
インスタント	0.00%	0.06%	0.00%	0.64%	0.00%	0.00%	0.00%
菓子	0.00%	1.49%	0.02%	0.15%	0.04%	0.00%	0.00%
米	0.00%	0.00%	0.01%	0.00%	0.00%	0.00%	95.92%
果物	0.00%	0.01%	0.01%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
野菜	0.00%	0.02%	0.04%	0.19%	0.00%	0.00%	0.00%
冷凍食品	0.00%	0.00%	0.00%	0.01%	0.00%	0.00%	0.00%
サラダ	0.02%	0.00%	0.00%	8.75%	0.00%	0.00%	0.00%
生菓子	0.00%	15.12%	0.04%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
アイス	0.00%	0.00%	0.02%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
雑貨	0.00%	0.15%	1.09%	0.00%	0.00%	98.11%	0.12%
文房具	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
ペット	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
化粧品	0.00%	0.00%	0.13%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
パン	0.00%	78.44%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
酒	0.00%	0.00%	53.88%	0.00%	0.04%	0.00%	0.36%
肉	0.00%	0.00%	0.00%	0.04%	0.00%	0.00%	0.00%
鮮魚	79.63%	0.00%	0.00%	1.37%	2.52%	0.00%	0.00%
惣菜	3.15%	0.11%	0.01%	78.25%	0.00%	0.00%	0.00%
弁当	0.68%	0.37%	41.28%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
タバコ	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	2.88%
その他	0.02%	1.90%	0.07%	0.22%	0.94%	1.89%	0.24%

表 4-14、表 4-15 は、元部門内の再分類後の部門の購買比率である。ほとんどの元部門が、再分類後の部門の一つで 50%以上を占めている。この比率をシミュレーション内で再分類部門の購買確率として使用する。

4.5 売り場

本研究では、石川県の東京ストア畷田店を元にモデルを作成している。図 4-2 は、東京ストア畷田店の店舗レイアウト図である。図 4-2 を元に既存モデルを作成し、店舗レイアウトの変更を適用したパターン 1、パターン 2 の全 3 種類の店舗レイアウトを実験する。

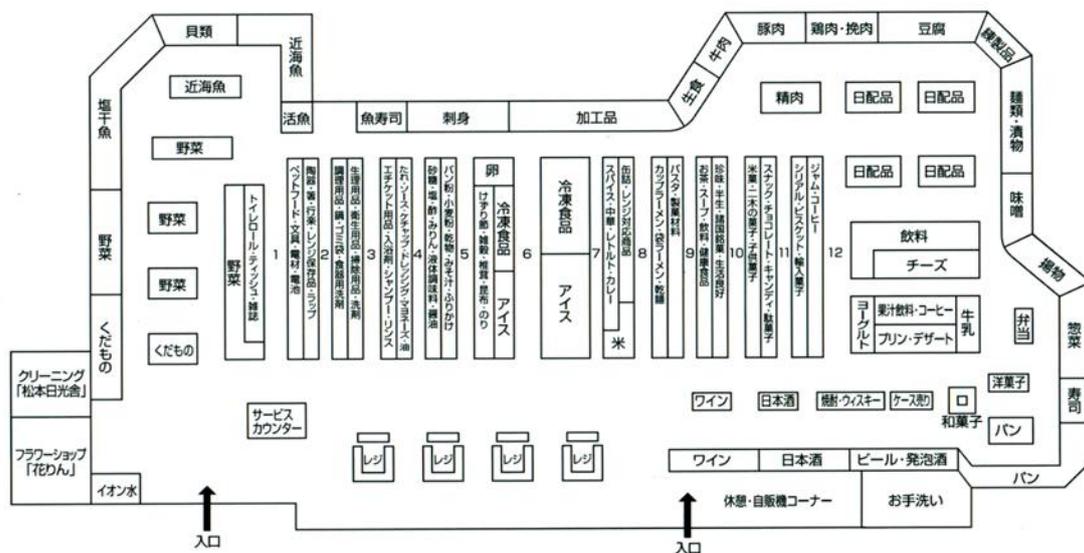


図 4-2 : 東京ストア畷田店の店舗レイアウト

4.5.1 標準レイアウト

図 4-3 は昨年度東京ストア畷田店の店舗レイアウト図を参考に、昨年度当研究室で作成されたモデルである。購買者の往来が多い主通路側に POP 広告を配置したモデルを作成した。図 4-4 の黒丸で囲われている部分が POP 広告を表している。商品棚（部門）の配置を変更することで、既存モデルの購買点数にどのような影響をもたらすかを観測するため、購買点数の比較を行った。

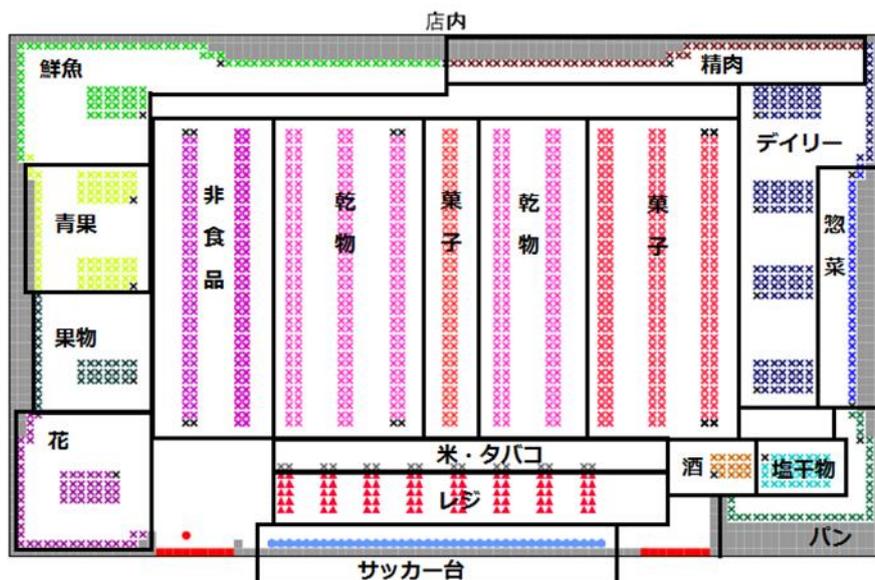


図 4-3 : 元部門店舗レイアウト

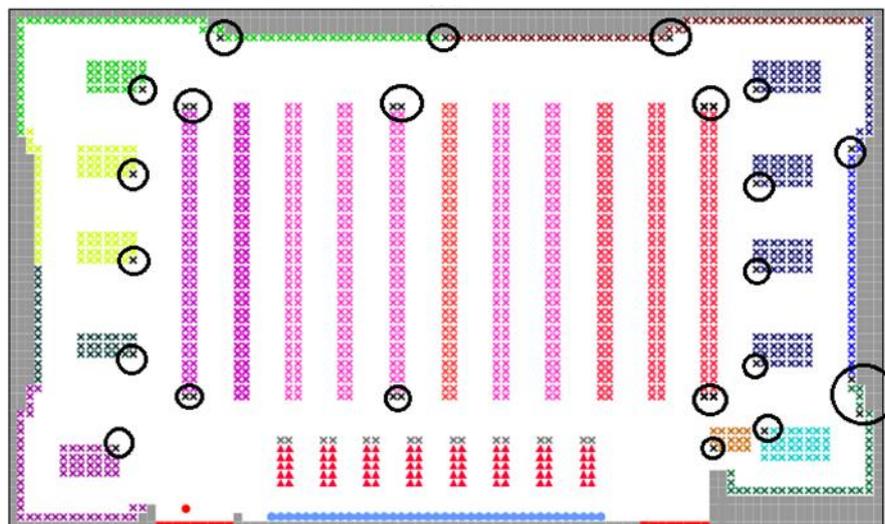


図 4-4 : 店内 POP 広告位置

4.5.2 レイアウト変更

本研究では、売上増加につながる店舗レイアウトを見つけるために、既存モデル以外に、相関関係を利用した売り場の位置の変更を行った。変更のパターンは2種類あり、今回使用した相関関係は、四季全てに共通する相関関係を使用した。パターン1を図4-5に、パターン2を図4-6に示す。

パターン1は、文献[34]の「こんなレイアウトが買いやすい」によると、主経路に沿って、「青果」、「野菜」、「精肉」、「鮮魚」、「惣菜」の順に並べると購買が行い易いとなっているため、パターン1はこの部門の順番を再現するために、「精肉」と「鮮魚」を入れ替えて配置した。

パターン2は、既存モデルでは隣接していたもの同士の相関関係が強かったため、配置を既存モデルの位置から離れている部門と入れ替えたものである。この時、場所を入れ替えたのは、「惣菜」と「果物」、「青果」である。まず1つ目の理由として、「惣菜」と「果物」・「青果」は既存モデルでは、全く反対の位置に配置されている部門である。2つ目の理由として、「惣菜」と周囲に存在する「デイリー」や「塩干物」、「果物」・「青果」と、周囲に存在する「鮮魚」は相関関係を強く持っていることが挙げられる。

そこで、「惣菜」と「果物」、「青果」の入れ替えを行い、それぞれが持っていた周囲の相関関係を持つ部門と離れたことで購買点数にどのような影響が出るのか検証する。

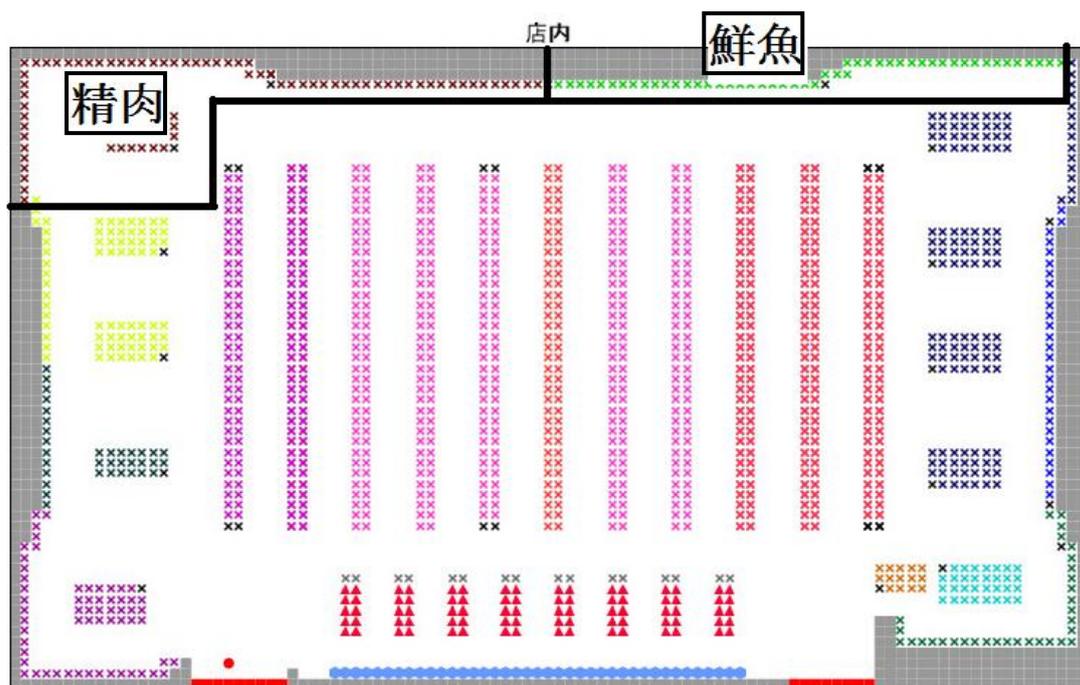


図 4-5 : 店内レイアウト (パターン 1)

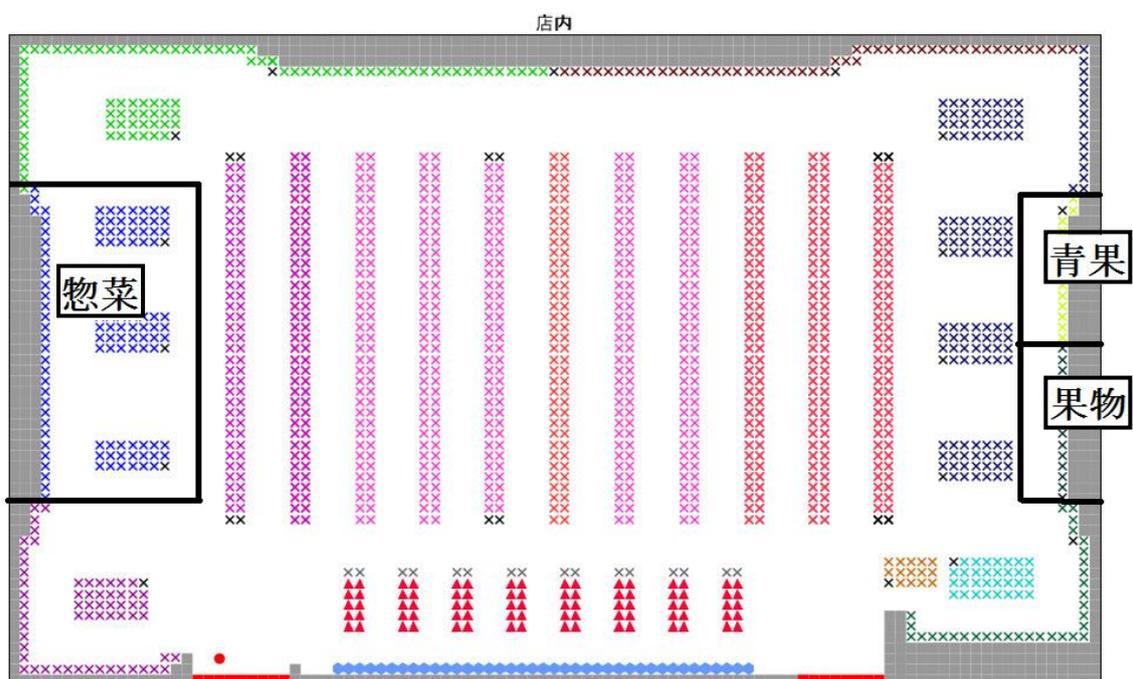


図 4-6 : 店内レイアウト (パターン 2)

第5章 実験結果

5.1 前実験結果

前実験として、標準レイアウトのシミュレーションを行い、POS データと元部門と再分類部門の購買比率を比較したものを表 5-1 と表 5-2 に示す。相関関係で多くルールが算出されたデイリーと精肉は、デイリーの誤差はあまり無いが、精肉は大きい時には 5%以上誤差が出ている。また、青果や惣菜、花などはほとんど誤差がなかったと言える。

しかし、残りの部門は 5%よりは低く、実際の POS データを再現できたとは言い難い誤差の数値であった。しかし、再分類した部門の比率を見てみると、雑貨と野菜の平均誤差は 5%に近い数値だが、他の部門の平均誤差はそれほどないため、東京ストア「畝田店」に近い値を再現できたと言える。

表 5-1：シミュレーション結果と POS データの比較（元部門）

部門 ID	カテゴリ	購買比率比較				平均誤差
		4月	7月	10月	1月	
部門 1	乾物	▲ 4.59%	▲ 5.87%	▲ 4.68%	▲ 4.72%	4.96%
部門 2	デイリー	▲ 0.31%	0.03%	▲ 1.23%	▲ 1.46%	0.76%
部門 3	菓子	2.89%	2.40%	3.58%	3.74%	3.15%
部門 4	非食品	6.12%	5.47%	5.47%	5.51%	5.64%
部門 5	果物	2.75%	2.31%	2.06%	2.54%	2.42%
部門 6	精肉	▲ 3.95%	▲ 3.69%	▲ 4.45%	▲ 5.13%	4.30%
部門 7	青果	▲ 0.06%	0.97%	0.82%	1.05%	0.72%
部門 8	鮮魚	▲ 3.88%	▲ 3.47%	▲ 3.04%	▲ 4.13%	3.63%
部門 9	パン・生菓子	4.07%	4.47%	4.28%	4.24%	4.27%
部門 10	酒	▲ 2.76%	▲ 2.69%	▲ 2.04%	▲ 1.00%	2.12%
部門 11	惣菜	0.25%	0.91%	▲ 0.04%	▲ 0.03%	0.31%
部門 12	塩干物	1.97%	1.76%	1.23%	1.72%	1.67%
部門 14	花	▲ 0.40%	▲ 0.47%	▲ 0.16%	▲ 0.16%	0.29%
部門 15	米・タバコ	▲ 2.11%	▲ 2.13%	▲ 1.80%	▲ 2.15%	2.05%

表 5-2：シミュレーション結果と POS データの比較（再分類部門）

部門 ID	再分類部門名	購買比率比較				平均誤差
		4月	7月	10月	1月	
部門 1	加工食品	▲ 2.29%	▲ 2.34%	▲ 3.21%	▲ 3.89%	2.93%
部門 2	調味料	▲ 1.10%	1.73%	0.06%	▲ 1.74%	1.16%
部門 3	飲料	▲ 1.85%	▲ 2.24%	▲ 1.34%	▲ 0.71%	1.54%
部門 4	乳製品	▲ 1.14%	▲ 1.19%	▲ 1.05%	▲ 1.16%	1.14%
部門 5	インスタント	▲ 1.39%	▲ 1.25%	▲ 1.31%	▲ 1.37%	1.33%
部門 6	菓子	▲ 0.71%	▲ 0.70%	▲ 0.12%	▲ 0.23%	0.44%
部門 7	米	0.04%	0.01%	0.01%	0.03%	0.02%
部門 8	果物	3.09%	2.96%	2.19%	3.25%	2.87%
部門 9	冷凍食品	▲ 0.28%	▲ 0.16%	▲ 0.28%	0.09%	0.20%
部門 10	野菜	▲ 6.10%	▲ 4.18%	▲ 3.72%	▲ 4.49%	4.62%
部門 11	サラダ	▲ 0.06%	▲ 0.14%	▲ 0.17%	▲ 0.05%	0.10%
部門 12	生菓子	0.17%	▲ 0.64%	▲ 0.92%	0.07%	0.45%
部門 13	アイス	▲ 0.20%	0.34%	0.02%	0.08%	0.16%
部門 14	雑貨	5.25%	4.43%	4.84%	4.98%	4.87%
部門 15	文房具	0.21%	0.16%	0.16%	0.14%	0.17%
部門 16	ペット	0.67%	0.77%	0.70%	0.53%	0.67%
部門 17	化粧品	0.26%	0.23%	0.46%	0.28%	0.30%
部門 18	パン	1.20%	1.58%	1.14%	1.34%	1.32%
部門 19	酒	0.75%	0.99%	0.96%	0.09%	0.70%
部門 20	肉	1.11%	1.43%	0.40%	0.87%	0.95%
部門 21	鮮魚	1.34%	1.48%	1.95%	1.63%	1.60%
部門 22	惣菜	0.29%	▲ 0.18%	▲ 0.38%	0.72%	0.39%
部門 23	弁当	▲ 0.02%	▲ 0.10%	▲ 0.04%	▲ 0.06%	0.06%
部門 24	タバコ	0.02%	0.03%	0.01%	▲ 0.01%	0.02%
部門 25	その他	0.75%	▲ 0.49%	▲ 0.33%	▲ 0.37%	0.49%

5.2 本実験結果

本実験では、既存モデルと店舗レイアウトパターン1、パターン2の総購買数や平均購買点数、退店までの平均ステップ数、元部門・再分類部門の四季別の平均購買数を比較した。総購買数や平均購買点数、退店までの平均ステップ数の結果を表5-3に、元部門の四季別の平均購買数を表5-4～表5-7に、再分類部門の四季別の平均購買数を表5-8～表5-11に示す。

表 5-3：シミュレーション結果

月	シミュレーション結果	既存モデル	パターン1	パターン2
4月	総購買数	781.36	781.32	793.71
	平均購買数	2.89	2.89	2.94
	平均ステップ数	649.72	679.31	605.62
7月	総購買数	773.80	772.52	781.05
	平均購買数	2.90	2.89	2.93
	平均ステップ数	662.61	666.87	615.65
10月	総購買数	919.77	918.25	926.83
	平均購買数	2.90	2.90	2.92
	平均ステップ数	674.98	693.99	632.47
1月	総購買数	683.40	678.14	687.18
	平均購買数	2.91	2.89	2.92
	平均ステップ数	642.74	654.03	587.88

四季別でのシミュレーションの結果から既存モデルと店舗レイアウトのパターン1、パターン2の差を見るため、表5-3の結果から一対の標本による平均のT検定を行い有意水準10%として、有意差があるかを確認した。

その結果から、精肉と鮮魚を入れ替えたパターン1の4月と10月は平均ステップ数は増加したが、総購買数や平均購買数に変化は見られなかった。

また、7月は総購買数や、平均購買数、平均ステップ数全てにおいて、変化見られなかった。1月は総購買数や平均購買数は低下したが、平均ステップ数に変化は見られなかった。

次に、惣菜と青果・果物を入れ替えたパターン2の4月と7月、10月は総購買数や平均購買数は増加したが、平均ステップ数は低下した。

しかし、1月だけは平均ステップ数の低下が見られたが、総購買数や平均購買数には変化は見られなかった。

表 5-4：元部門の平均購買数（4月）

元部門名	既存モデル	パターン1	パターン2
乾物	52.71	52.65	49.53
デイリー	88.62	89.56	88.39
菓子	98.45	96.91	98.08
非食品	65.12	63.37	73.24
果物	57.37	58.32	57.86
精肉	73.12	73.33	75.93
青果	89.36	89.03	90.97
鮮魚	62.01	63.23	63.08
パン・生菓子	67.77	64.92	68.32
酒	28.26	29.24	28.07
惣菜	59.08	61.19	60.38
塩干物	35.09	35.19	34.94
花	3.23	3.39	3.77
米・タバコ	1.17	0.99	1.15

表 5-5：元部門の平均購買数（7月）

元部門名	既存モデル	パターン1	パターン2
乾物	53.07	51.68	48.62
デイリー	88.34	87.16	87.66
菓子	95.96	97.20	97.72
非食品	64.16	63.80	71.00
果物	57.54	57.33	57.19
精肉	72.47	71.95	74.69
青果	86.06	86.99	88.77
鮮魚	62.06	61.15	61.38
パン・生菓子	67.06	64.89	67.66
酒	27.93	30.10	27.16
惣菜	59.72	60.20	59.87
塩干物	34.37	35.13	34.70
花	3.65	3.69	3.52
米・タバコ	1.41	1.25	1.11

表 5-6：元部門の平均購買数（10月）

元部門名	既存モデル	パターン1	パターン2
乾物	62.29	61.12	58.4
デイリー	104.05	104.84	104.67
菓子	115.20	115.83	114.29
非食品	77.75	76.3	85.17
果物	66.36	68.14	66.77
精肉	87.32	86.93	90.02
青果	102.98	104.46	104.8
鮮魚	74.71	73.6	72.49
パン・生菓子	77.31	75.11	80.18
酒	33.46	34.52	33.6
惣菜	72.27	70.59	71.05
塩干物	40.46	40.89	40.11
花	4.27	4.48	4.17
米・タバコ	1.34	1.44	1.11

表 5-7：元部門の平均購買数（1月）

元部門名	既存モデル	パターン1	パターン2
乾物	46.63	45.93	42.09
デイリー	76.95	76.87	77.27
菓子	85.08	85.55	85.96
非食品	55.50	55.64	62.97
果物	49.66	49.08	50.71
精肉	64.52	63.78	67.25
青果	77.53	77.37	78.34
鮮魚	54.64	53.55	52.96
パン・生菓子	59.40	57.78	58.02
酒	24.68	25.56	24.05
惣菜	53.30	52.68	52.45
塩干物	31.15	30.20	30.96
花	3.35	3.02	2.95
米・タバコ	1.01	1.13	1.20

表 5-4～表 5-7は既存モデルと比べてパターン1では、平均購買数に大きい変化はない。パターン2では、非食品の近くに惣菜が移ったことで、相関関係のある非食品の平均購買数が他の部門に比べ大きく上昇した。

また、他の部門においても相関関係があるものは値が増加し、相関関係が無いものは減少した。

表 5-8：再分類部門の平均購買数（4月）

再分類部門	既存モデル	パターン1	パターン2
加工食品	164.62	163.62	164.75
調味料	19.97	19.23	17.81
飲料	39.19	37.97	38
乳製品	22.74	22.81	21.67
インスタント	12.95	13.99	12.24
菓子	40.78	39.32	41.23
米	1.88	1.78	1.91
果物	51.1	52.27	51.47
冷凍食品	3.95	4	4.18
野菜	82.33	82.57	84.65
サラダ	5.95	5.65	5.52
生菓子	17.48	17.79	18.23
アイス	5.85	6.27	6
雑貨	56.08	55.32	63.04
文房具	2.27	1.81	2.39
ペット	6.91	6.41	7.17
化粧品	2.51	2.67	3.1
パン	52.83	50.77	53.07
酒	28.02	29.05	28.01
肉	52.69	53.75	55.49
鮮魚	51.36	52.61	52.58
惣菜	39.89	41.7	41.16
弁当	12.27	12.59	12.41
タバコ	0.09	0	0.03
その他	7.72	7.37	7.6

表 5-8 では、既存モデルと比較して、パターン 2 の雑貨の購買点数が大きく変動している。しかし、他の部門ではパターン 1、パターン 2 とともに、多少の増減はあるが、購買数が増えたと言える程変化は見られなかった。

表 5-9：再分類部門の平均購買数（7月）

再分類部門	既存モデル	パターン1	パターン2
加工食品	161.46	161.69	163.04
調味料	17.37	17.44	17.17
飲料	46.41	44.54	45.45
乳製品	25.90	26.38	24.80
インスタント	12.81	12.41	12.20
菓子	35.52	36.31	35.04
米	2.27	2.12	1.79
果物	51.09	50.81	50.74
冷凍食品	3.88	3.69	3.47
野菜	81.04	81.90	83.80
サラダ	3.80	4.27	3.97
生菓子	16.27	16.19	16.44
アイス	8.39	9.44	9.81
雑貨	58.59	58.95	63.34
文房具	1.53	1.37	1.63
ペット	6.26	6.18	7.61
化粧品	2.36	2.43	2.85
パン	50.85	48.89	50.98
酒	27.48	29.36	26.23
肉	52.82	52.21	54.45
鮮魚	47.86	47.07	46.69
惣菜	43.14	42.29	42.22
弁当	12.66	12.65	12.66
タバコ	0.20	0.11	0.14
その他	3.84	3.82	4.36

表 5-9 においても、既存モデルと比較して、パターン 2 の雑貨の購買点数が大きく変動している。しかし、他の部門ではパターン 1、パターン 2 とともに、多少の増減はあるが、購買数が増えたと言える程変化は見られなかった。

表 5-10：再分類部門の平均購買数（10月）

再分類部門	既存モデル	パターン1	パターン2
加工食品	194.98	196.7	195.83
調味料	36.67	36.02	36.37
飲料	51.95	52.79	50.25
乳製品	29.94	29.25	30.77
インスタント	16.30	15.11	15.91
菓子	43.04	43.49	41.76
米	1.54	1.54	1.28
果物	62.24	63.7	62.33
冷凍食品	3.99	3.73	4.07
野菜	97.42	99.25	98.9
サラダ	5.38	5.58	5.8
生菓子	5.80	5.58	5.7
アイス	6.84	7.42	7.12
雑貨	67.42	67.23	72.74
文房具	2.01	2.15	2.08
ペット	9.05	8.22	9.73
化粧品	5.50	5.38	6.21
パン	59.62	58.11	61.46
酒	32.90	33.76	33.1
肉	53.61	53.19	54.99
鮮魚	63.95	62.86	62.64
惣菜	50.90	48.82	48.6
弁当	14.85	14.25	14.58
タバコ	0.30	0.21	0.28
その他	3.57	3.91	4.33

表 5-10 においても、既存モデルと比較して、パターン 2 の雑貨の購買点数が大きく変動している。しかし、他の部門ではパターン 1、パターン 2 ともに、多少の増減はあるが、購買数が増えたと言える程変化は見られなかった。

表 5-11：再分類部門の平均購買数（1月）

再分類部門	既存モデル	パターン1	パターン2
加工食品	143.63	141.56	142.27
調味料	16.38	17.07	15.67
飲料	37.20	36.69	35.19
乳製品	24.62	24.65	25.26
インスタント	12.78	12.42	12.14
菓子	34.09	34.99	34.27
米	1.97	2.28	2.15
果物	43.94	43.36	44.58
冷凍食品	4.55	4.31	4.45
野菜	72.20	71.96	72.83
サラダ	4.76	4.96	5.19
生菓子	12.78	12.59	12.65
アイス	3.78	3.85	3.54
雑貨	50.67	50.59	56.75
文房具	1.49	1.40	1.64
ペット	4.97	5.05	5.60
化粧品	2.54	2.35	2.53
パン	47.32	46.02	46.37
酒	13.56	14.43	13.34
肉	47.69	46.75	50.73
鮮魚	45.30	44.54	44.01
惣菜	44.35	43.55	43.34
弁当	11.23	11.11	10.89
タバコ	0.16	0.14	0.17
その他	1.44	1.52	1.62

表 5-11 においても、既存モデルと比較して、パターン 2 の雑貨の購買点数が大きく変動している。しかし、他の部門ではパターン 1、パターン 2 ともに、多少の増減はあるが、購買数が増えたと言える程変化は見られなかった。

以上のことから、どの四季においても、既存モデルと比べてパターン 1 では、平均購買数に差はないと言える。パターン 2 では、元部門で購買数が大きく増加した非食品が購買された時、80%以上の確率で購買される雑貨の購買点数も大きく向上した。

次に、非食品、雑貨の購買数が増加したことで、購買者エージェント一人あたりの平均購買点数が増加について比較を行った。四季別の平均購買点数の結果を図 5-1～図 5-4 に示す。

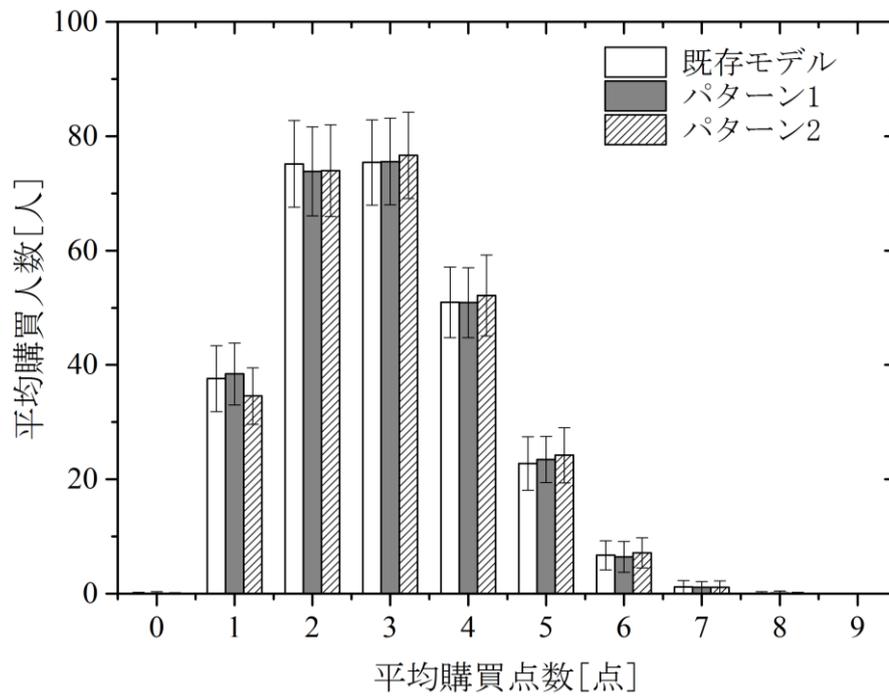


図 5-1 : 平均購買点数 (4月)

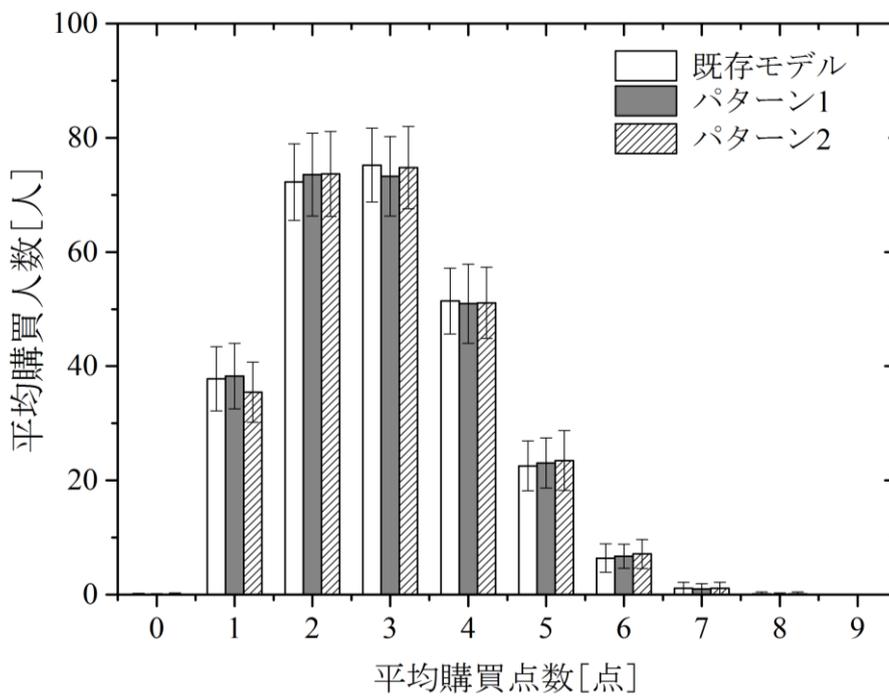


図 5-2 : 平均購買点数 (7月)

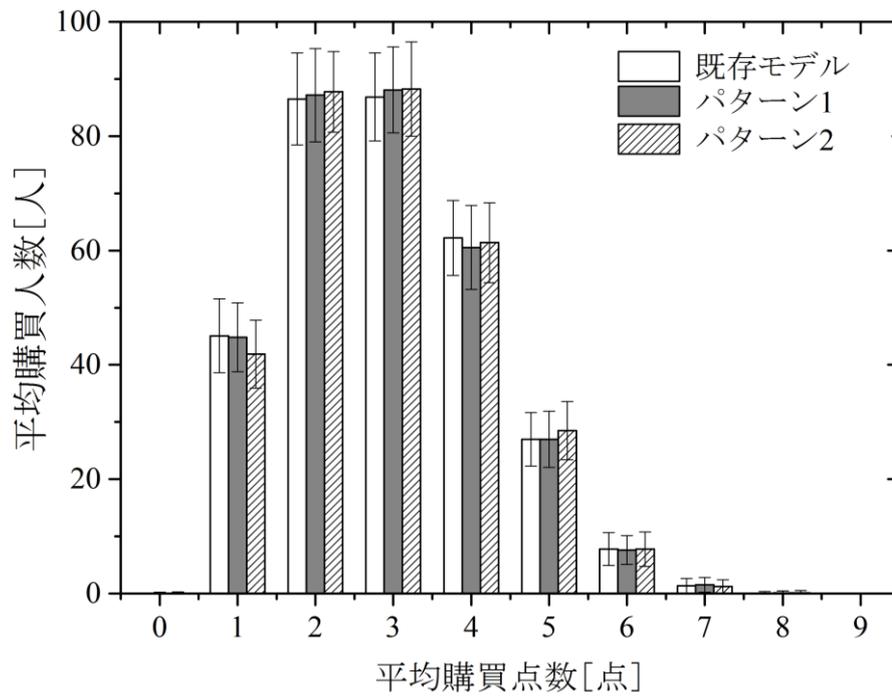


図 5-3 : 平均購買点数 (10月)

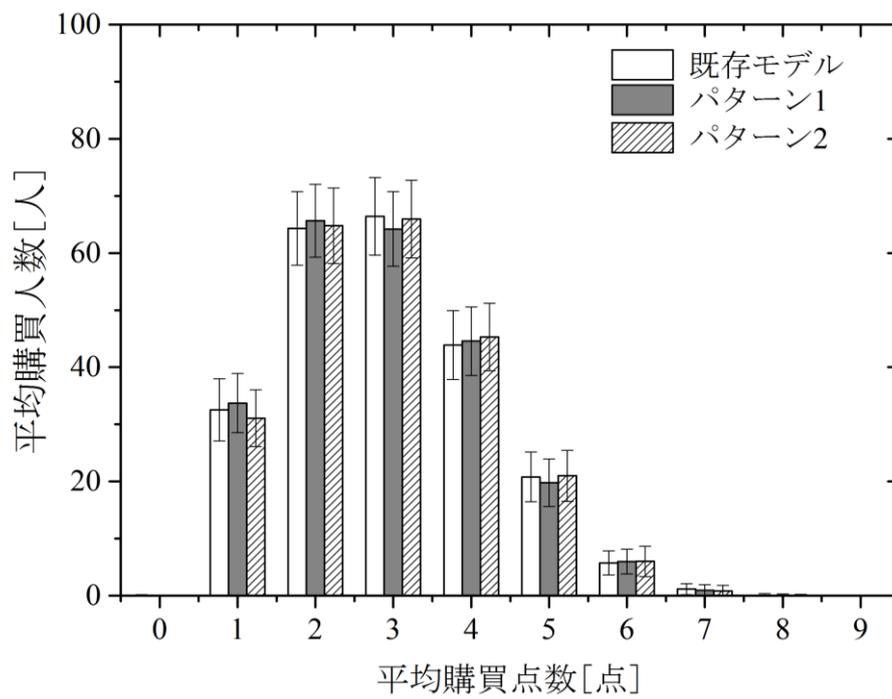


図 5-4 : 平均購買点数 (1月)

図 5-1～図 5-4 において平均購買点数を比較したところ、購買点数が 1 点の場合、パターン 2 の値が小さいことが分かる。しかし、購買点数が 2 点以上からは、既存モデルとパターン 1 とパターン 2 ではあまり大きな変化は得られなかった。

5.3 考察

今回、消費者が購買した商品の部門 ID の再分類を行い元部門ならびに分類後の商品の部門に対して相関分析を行った。しかし、部門 ID では商品の大まかな同時購買のルールが算出できるが、より詳しい商品間の相関関係を調べる必要がある。具体的には各商品名によるデータを使用する必要があると言える。

1.1 節で述べたように、滞在時間が長いほど購買点数は増加すると言われていたが、今回作成したシミュレーションの結果では、表 5-3 ではステップ数が少ない方が総購買数の増加していることがわかった。

そのため、相関関係がある部門の平均購買数は値が増加し、相関関係が無いものは値が減少しており、相関関係が購買数に影響したと言える。このことから店舗レイアウトを設計する上では、相関関係を考慮することは重要であると言える。

第6章 まとめ

6.1 結論

近年、消費税増税や地域人口の減少、消費者の購買意欲の減少といった問題点があり、スーパーマーケットのような小売業の売上が低下してきている。

そこで、売上が増加するような店舗レイアウトを提案するために、本研究では、石川県にある東京ストア畷田店の POS データと店舗レイアウトを使用し、購買確率や購買比率、同時購買の相関関係を考慮させたシミュレータを作成した。作成したシミュレータの結果と東京ストア畷田店の POS データを比較し同等であれば、その店舗の売上が再現できたとと言える。その後、店舗レイアウト変更を行い、シミュレーションを繰り返すことで売上増加につながる店舗レイアウトの発見を目的として行った。

前実験では、標準レイアウトのシミュレーションを行い POS データと元部門と再分類部門の購買比率を比較した。元部門では、POS データとの誤差が大きいものが存在したが、再分類部門では、一部の部門を除き平均誤差はそれほどないため、東京ストア畷田店における、シミュレータで再現できた。

また、本実験では作成したシミュレータを用いてレイアウト変更を行い、実際の店舗レイアウトの変更を行わずとも、各部門別の購買数や一人あたりの購買点数、総購買数などの変動をシミュレータ上で観察することができる。

今回の実験では、既存モデルと鮮魚と精肉を入れ替えたパターン1、惣菜と青果・果物を入れ替えたパターン2の3つのシミュレーションを行った。

鮮魚と精肉を入れ替えたパターン1では、文献[34]の「こんなレイアウトが買いやすい」を参考に店舗レイアウトの入れ替えを行った結果、既存モデルよりも平均購買数が減少する結果となった。

反対に周辺のデイリーや塩干物と相関関係を持っていた惣菜と青果・果物を入れ替えたパターン2では、再分類後の雑貨に相関関係が生まれ、平均購買数が増加する結果となった。

以上の結果より、今回の実験内容における結果では既存モデルと比較してパターン2は、売上が増加する店舗レイアウトであることが明らかとなった。

6.2 今後の課題

今回の実験では、Rで商品部門単位での相関分析を行っているが、商品名別に相関分析を行う方が、より詳細な同時購買に関する有益なルールが得られると考えられる。そこで、複数の商品間において、相関関係が強い商品を見つける

ことができれば、その商品に影響のある商品を再配置した店舗レイアウトに変更し、売上増加につながる最適な店舗レイアウトを発見できる可能性が考えられる。

今回のシミュレーションでは、昨年度と同様に試行回数を 100 回として実験を行った。しかし、部門ごとの平均購買点数に変動が見られなかったため、試行回数を増やすことで、平均購買点数や平均ステップ数など結果に変化が生じると考えられる。

また、今回は四季別で 1 時間ごとの消費者来店数の最大値を使用してシミュレーションの終了とした。つまり、最繁時における購買者エージェントの購買挙動を実装した。そのため、店舗の開店から閉店までの通常の営業時間を意識したシミュレーションを行うことにより、より実店舗に促したシミュレータが構築できると考えられる。

さらに、再分類部門でのレイアウトの作成や商品毎の相関関係を考慮したレイアウトの作成が必要であると考えられる。

そして、今回は東京ストア畷田店のみで実験を行なったため、違う店舗での POS データと店舗レイアウトを用いて、同様のシミュレーション実験を行い、比較・検証する必要があると考える。

謝辞

本研究を行うにあたり、様々な指導をしていただきました柴田慎一講師に深く感謝致します。

また、POS データを提供して頂いた東京ストア様、シミュレータ開発環境である「artisoc」を提供して頂いた株式会社構造計画研究所様に心より感謝致します。

参考文献

- [1] 株式会社 B'S コンサルティング, “「コンサルタントなんていない!!」自分でできる店舗診断のポイント”, 第 2 部店舗診断編, <http://bs-consulting.biz/uploads/2014/12/d239da9e54914c76fc425aede371c5ab.pdf>, 2015/01/21 アクセス日.
- [2] 藤野俊樹, 北沢正樹, 高橋雅和, 山田隆志, 山本学, 吉川厚, 寺野隆雄, “小売店舗内における顧客行動シミュレーションに関する研究”, 第 3 回社会システム部会研究会, Vol.3, pp.125-128, 2013.
- [3] 増田浩通, 菊池晋矢, 新井健, “エージェントベースシミュレーションによる小売店舗レイアウトの効果分析”, Vol.60, No.3, 2009.
- [4] “スーパーマーケット白書 2014”, 一般社団法人日本スーパーマーケット協会, スーパーマーケット白書事務局, pp.1-130, 2014.
- [5] 藤野俊樹, 北沢正樹, 山田隆志, 高橋雅和, 山本学, 吉川厚, 寺野隆雄, “実データに元づく小売店舗内における顧客行動の分析”, 第 4 回社会システム部会研究会, pp.7-12, 2013.
- [6] “平成 23 年スーパーマーケット年次統計調査報告書”, 日本スーパーマーケット協会, オール日本スーパーマーケット協会, 一般社団法人日本スーパーマーケット協会, pp.1-117, 2012.
- [7] 杉田幸夫, “小売業の “サービス” を考える”, RETEC 商業技術研究所, pp.1-13, 2011.

- [8] 石垣司, 竹中毅, 木村陽一, “日常購買行動に関する大規模データの融合による顧客行動予測システム 実サービス支援のためのカテゴリマイニング技術”, 人工知能学会論文誌, Vol.26, No.6, pp.670-681, 2011.
- [9] 日本スーパーマーケット協会, オール日本スーパーマーケット協会, 一般社団法人日本スーパーマーケット協会, “平成 25 年スーパーマーケット年次統計調査報告書”, pp.1-117, 2013.
- [10] 山田健司, 阿部武彦, 木村晴彦, “計画・非計画購買者を考慮した店舗内人流シミュレーション”, 第 19 回人工知能学会全国大会, 3E3-02, pp.243-244, 2005.
- [11] 森本康彦, 八木一光, “POS データからの売上変動パターンの発掘”, 日本データベース学会 Letters, Vol.4, No.2, pp.97-100, 2005.
- [12] 森脇紀彦, 大久保教夫, 早川幹, 佐藤信夫, 福岡晋一, 矢野和男, 小野貴司, 妹尾大, “人間行動ビッグデータを活用した店舗業績向上要因の発見”, 日本統計学会誌, Vol.43, No.1, pp.69-83, 2013.
- [13] 荻原さなえ, 谷賢太郎, 前田義信, “譲り合いを考慮した避難行動シミュレーション”, 電子情報通信学会, 回路とシステム Vol.112, No.113, pp.77-80, 2012.
- [14] 都野井剛, 井上豊, 幸島明男, 諏訪敬祐, 車谷浩一, “屋内公共空間における歩行者流動情報を利用したマルチエージェントシミュレーション”, 情報処理学会第 71 回全国大会, 全国大会演説論文集, pp.3253-3254, 2009.
- [15] 邊見典子, 菅原俊治, “人流シミュレーションによる店内レイアウトの効果分析”, 情報処理学会第 73 回全国大会, 全国大会演説論文集, pp.2235-2236, 2011.
- [16] 秋光淳生, “データからの知識発見”, 財団法人放送大学教育振興会, 2012.
- [17] 特許庁, “～金銭登録機・受付機～ (POS・キャッシュレジスタ)”, 特許検

索ガイドブック, 1996.

- [18] 株式会社インスティール, “インスティール・コラム POS データから分かること”, <http://www.go-instill.com/column/2010/10/pos.html>, 2014/12/29 アクセス日.
- [19] 株式会社インスティール, “インスティール・コラム FSP (ID-POS) データから分かること”, <http://www.go-instill.com/column/2010/10/fsp-1.html>, 2015/01/14 アクセス日.
- [20] 加藤弘貴, “多店舗 POS データを利用した売価分析モデルの適用方法の検討”, 流通情報, Vol.478, pp.23-31, 2009.
- [21] 鈴木雄高, “FSP データを用いた食品スーパーにおける男性顧客の購買行動分析～ショッピングマンはターゲット顧客となりうるか?～” 流通情報, pp.11-21, 2010.
- [22] 日本テラデータ株式会社, “マーケターのためのデータマイニング・ヒッチハイクガイド”, 第 15 回: アソシエーション分析 (前編), http://jpn.teradata.jp/library/ma/ins_1315.html, 2015/01/21 アクセス日.
- [23] Rakesh Agrawal, Ramakrishnan Srikant, “Fast Algorithms for Mining Association Rules”, pp.487-499, 1994.
- [24] ビッグデータマガジン, “フリーソフトによるデータ解析・マイニング第 4 回 アソシエーション分析 (1)”, <http://www1.doshisha.ac.jp/~mjn/R/40/40.html>, 2014/12/29 アクセス日.
- [25] ビッグデータマガジン, “第 2 回: アソシエーション分析～使ってみたくなる統計シリーズ”, <http://bdm.change-jp.com/?p=1341>, 2014/12/29 アクセス日.
- [26] 株式会社 NTT データ数理システム, “シミュレーションとは”, <http://www.msi.co.jp/s4/index.html>, 2014/12/29 アクセス日.
- [27] 根本貴由, 高井峰生, 黄強, 成田誠之助, “タイムワープ法を用いた離散事象並列シミュレータにおける仮想時刻の同調”, 情報処理学会, Vol.52, No.6,

- pp.123-124, 1996.
- [28] 土田行貞, “連続型シミュレーション言語 ADSL の概要”, 情報処理学会, Vol.37, No.3, pp.234-240, 1996.
- [29] 大井朋子, “エージェントシミュレーションを用いた「価格規制」と「ネイキッド・ショート・セリングの禁止」の有効性の検証”, 金融庁金融研究センター「FSA リサーチレビュー」, Vol.7, No.3, pp.1-28, 2013.
- [30] 上田完次, “新世紀の工学シリーズ 4 創発とマルチエージェントシステム”, 株式会社培風館, 2007.
- [31] 大内東, 山本雅人, 川村秀憲, “マルチエージェントシステムの元礎と応用”, 株式会社コロナ社, 2002.
- [32] 金野秀敏, “複雑系数理モデルの可能性 現実の諸問題を解く”, 情報管理, Vol.56, No.8, pp.498-505, 2013.
- [33] 山影進, “人口社会構築指南 artisoc によるマルチエージェント・シミュレーション入門”, 書籍工房早山, 2007.
- [34] 松村清, “「こんなレイアウトが買いやすい」”, ドラッグストア研究会, pp.1-3, 2008.