

# 商品間の相関関係を取り入れた 顧客購買行動シミュレータの開発

指導教員：阿部 武彦 教授

4HS1-56 南 拓郎

平成 21 年度

金沢工業大学情報フロンティア学部情報マネジメント学科

研究論文

## 目次

第1章	はじめに	1
1.1	背景	1
1.2	目的	1
第2章	マルチエージェントシミュレータ	2
2.1	マルチエージェントシミュレータとは	2
2.1.1	エージェント	2
2.2	シミュレータの比較	3
2.2.1	マルチエージェントシミュレータの優位性	4
第3章	シミュレータの開発	5
3.1	モデルとエージェントの対応	5
3.2	店舗レイアウト	5
3.3	顧客エージェントの購買行動の決定	6
3.3.1	マーケットバスケット分析	7
3.3.2	アソシエーション分析	7
3.3.2.1	アプリアリアルゴリズム	7
3.3.2.2	相関ルール	8
3.3.2.3	評価指標	8
3.3.3	アソシエーション分析の計算	10
3.3.4	レシートデータと分類	13
3.3.5	分析結果	15
3.3.6	顧客エージェント購買リスト作成	19
3.3.7	売り場エージェント作成	21
3.3.8	購買停止確率	23
3.3.9	開発したシミュレータ	25
第4章	シミュレーション結果	37
4.1	実験結果	37
4.2	考察	39
第5章	まとめ	40
5.1	結論	40
5.2	今後の展望	40
謝辞		41
参考文献		42

## 第1章 はじめに

### 1.1 背景

本研究ではスーパーマーケットで採用されているセルフサービス型の小売店に着目する。スーパーマーケットでは来店客が自由に店舗内を歩き回り、商品を選ぶ形式のセルフサービス型が大多数を占める。現在のセルフサービス型は昭和6年にセミ・セルフサービス方式店舗「組合ストア」が誕生したことが発端とされている<sup>[1]</sup>。セルフサービス型の店舗では、来店客に与えられる商品を選択する行動の幅は広い。そのため、来店客は自身で購買する商品を計画し、店舗内を歩く。店舗を利用する来店客は来店前の購入計画や検討のウェイトを下げるため、様々な予定外商品を購入する傾向がある。そのため、店舗側は顧客に予定外商品を購入させ、利益向上を図るために様々な働きを行っている。小売店において来店客は店内に滞在する時間に比例して商品を多く購入すると考えられているため、店舗側は、来店客の滞在時間を最大限に伸ばそうと来店客が店舗を隅々まで歩き回る商品配置を考える。しかし、実際の店舗では売り場の変更は時間、人手等コストの問題から簡単に売り場配置を変更することが困難という問題がある。そこで来店客を売り場隅々まで歩かせる売り場配置を決定するためのマーケティング意思決定システムがニーズとして求められている<sup>[2]</sup>。

### 1.2 目的

本研究では、構造計画研究所のマルチエージェントシミュレータ *artisoc* を用いて、最適な商品配置を決定するための顧客購買行動シミュレータを開発することが目的である。

## 第2章 マルチエージェントシミュレータ

本研究ではマルチエージェントシミュレータを用いて商品配置を提案するためのシミュレータを作成する。そこで2.1でマルチエージェントシミュレータについて触れ、2.2でシミュレータを比較し、マルチエージェントシミュレータを選んだ理由を示す。

### 2.1 マルチエージェントシミュレータとは

マルチエージェントシミュレータ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である。マルチエージェントシミュレータは、複雑系システムのシミュレータであり、今回 artisoc academic2.5 を用いる。

#### 2.1.1 エージェント

エージェントとは異なる動きをする自律したものを指す。本研究ではエージェントは自発性、自律性、反応性を兼ね備えて自身の行動を決定するものと定義する。表1に示す。

表1. エージェント定義

定義	定義内容
自発性	目標のために自身で行動を起こす
自律性	自身の振る舞いを決定する
反応性	環境の変化を検知し、自身の振舞いを変化する

自発性とはエージェントが目標または行動規範を持ち、自分の状態や外部の状況に対する自身の判断に基づいて行動することを指す。外部から与えられるデータやイベントによって受動的に動作するものではなく、能動的に行動することである。

自律性は他のシステムや人間からの直接的な制御を受けずに自身の行動を判断し、決定する行動を示す。エージェントが知識や問題解決機能を持ち、自身の行動を決定する能力である。

反応性はエージェントが自身の置かれた環境を認識し、対応する行動を示す。エージェントには環境の変化に対してあらかじめ決められた行動をすることが可能である。

## 2.2 シミュレータの比較

一般的なシミュレータとマルチエージェントシミュレータの違いについて触れる。

一般的なシミュレータはシステムダイナミクス的手法で構築されたシミュレータを指し、線形システムと呼ばれている。線形システムでは、現象全体を記述するために支配方程式を構築しなければならない。一方、マルチエージェントシミュレータには支配方程式を構築する必要が無く、複雑系システムと呼ばれている。図 1 はシミュレータの違いを視覚化したものである。

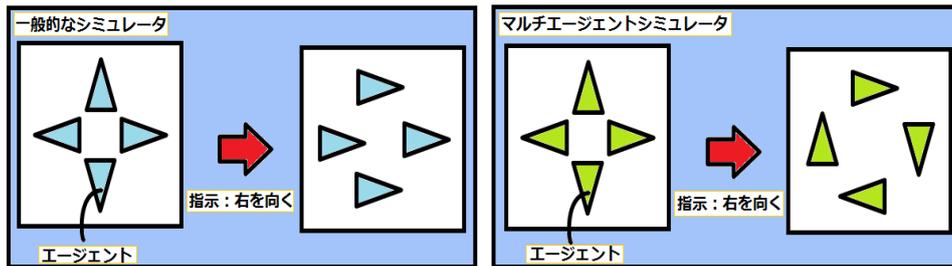


図 1. シミュレータの比較 1

図 1 から分かるとおり、一般的なシミュレータとマルチエージェントシミュレータでそれぞれ右を向かせる指示を行った場合、エージェントの動作が違う。一般的なシミュレータで右を向かせる指示を行った場合、管理者にとっての右を向くが、エージェント各々が判断しているわけではない。一方マルチエージェントシミュレータでは、各々のエージェントが自身の向いている方向から判断し、エージェント自身にとっての右へ向きを変える。従って、管理者にとっての右を向いていないことが分かる。表 2 にまとめる。

表 2. シミュレータの比較 2

	一般的なシミュレーションモデル	マルチエージェントシミュレーションモデル
名称	線形システム	複雑系システム
内容	現象全体を記述するために支配方程式を想定する必要があり、その <b>支配方程式によって現象全体をモデル化する。</b>	個々のエージェントの行動ルールを記述し、それらを <b>エージェント同士の相互作用によって現象をモデル化する。</b>
行動	支配方程式に沿った行動を取るため、ルールから外れる行動は存在しない。	個々のエージェントに付加した行動ルールに基づいて行動する。規則から外れた行動についても設定できる。
支配方程式	有	無
ルール構築	困難	容易
対象	現象全体をモデル化	構成要素(エージェント)をモデル化
視点	外部から見ている観測者の視点	構成要素(エージェント)の視点
イメージモデル	室内ゲーム、パソコン	サッカー、バスケットボール

### 2.2.1 マルチエージェントシミュレータの優位性

一般的なシミュレータとマルチエージェントシミュレータを物理的に存在するものに対応させて考えてみる。

一般的なシミュレータは室内ゲームやパソコンに対応させることができる。特徴はシステムが規則やルールとして全体を支配するプレイヤーと共に存在し、プレイヤーの管理下に必ず置かれていることである。また、規則やルールは絶対であり、ルールを破った行動はできないよう構築されている。そのため、地震や災害の発生時に人がごった返す状況の表現が非常に困難である欠点を持っている。

一方、マルチエージェントシミュレータはサッカーやバスケットボールに対応させることができる。特徴は全体を支配するプレイヤーが存在せず、個々のエージェントが自律して行動することである。また、規則やルールは存在するが、エージェント自体に判断基準を設けるため、規則外の行動も付加させることができる。従って、サッカーやバスケットボールで生じるルール違反行動についてもマルチエージェントシミュレータでは表現可能である。なおかつエージェント自身が自律して行動するため、一般的なシミュレータでは表現が困難な人がごった返す状況を容易に表現できる利点がある。

両者共通して現象をモデル化することが目的であるが、マルチエージェントシミュレータには相互作用機能が付加されている。従ってマルチエージェントシミュレータは他のシミュレータに比べて、現実に即したシミュレーションが容易にできることから優位であると判断できる。

本研究ではスーパーマーケットをシミュレーション対象とする。スーパーマーケットでは顧客が独自で考案する購買計画のために商品を購入するため、予想が困難である顧客の行動が再現できなければならない。よって本研究ではマルチエージェントシミュレータを用いる。

### 第3章 シミュレータの開発

シミュレータを開発するために、モデルとなるエージェントの対応と、店舗レイアウト、エージェントの購買行動の決定を行う。シミュレータ構築において必要となる要素は売り場、購買者、レジ、店舗である。

#### 3.1 モデルとエージェントの対応

本研究でのモデルとエージェントの対応を表3に示す。

表 3. モデルとエージェントの対応

モデル要素	シミュレータ上での対応要素
購買者	顧客エージェント
売り場	売り場エージェント
店舗	店内
レジ	レジエージェント

#### 3.2 店舗レイアウト

某スーパーマーケットをモデルとし、店内レイアウトを縦60ポイント、横100ポイントとして作成した。某店の店舗レイアウトは中央の gondola が繋がっており、他の店舗で存在する中央売り場を横に移動できる脇道が存在しなかったため、今回のシミュレータには中央を横に移動するための脇道は設置しないものとする。入り口は左下、出口は右下を想定してシミュレータを開発する。なお、一般のスーパーマーケットでは入り口から退店する顧客や出口から入店する顧客が存在するため、本研究では入口から退店する顧客や出口から入店する顧客に関しては特に考慮しないものとする。購買者は原則入り口から入店するよう設定するが、入り口と出口は同じものとして設置した。作成した店舗レイアウトが図2である。

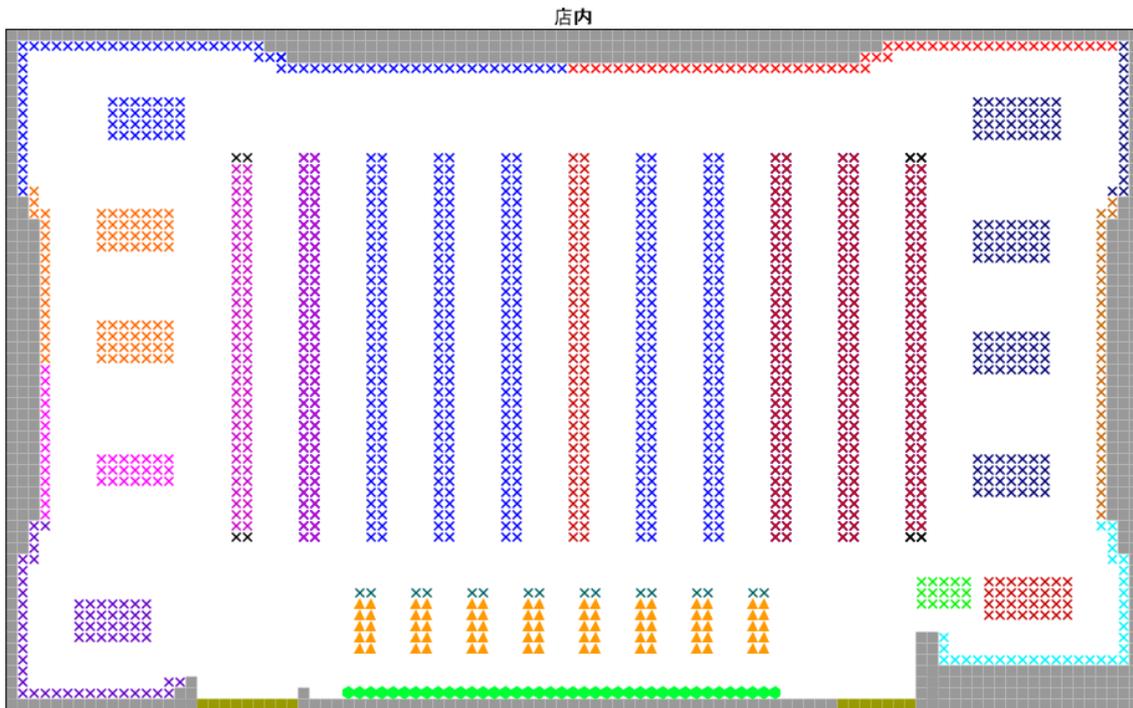


図 2. 店舗レイアウト

### 3.3 顧客エージェントの購買行動の決定

スーパーマーケット側は顧客に予定より多くの商品を購入させることを戦略にしていることに対し、インターネットで検索した結果、顧客側は衝動買いの対策を考えていることが分かっている。そのため、顧客エージェントが商品を購入するまでの構成を考えなければならぬ。そこで簡易的なフローチャートを作成し、図 3 に示す。

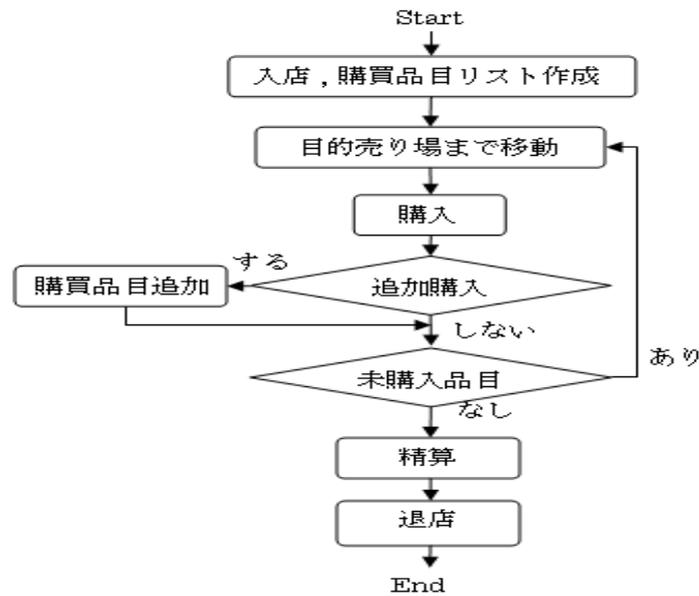


図 3. 顧客エージェントの購買行動フローチャート簡易版

顧客エージェントの購買行動を決定させるために本研究ではマーケットバスケット分析を用いて購買ルールの決定を行う。

### 3.3.1 マーケットバスケット分析

データマイニングの利用法の1つで、POS データや EC サイトのトランザクション (取引) データを分析して、一緒に購入される商品の組み合わせを発見するための探索的データ分析のことを指す。一般的にアソシエーションルールを用いた分析手法が使われている<sup>[3]</sup>。

### 3.3.2 アソシエーション分析

POS データなどの巨大なデータベースから、価値あるアソシエーションルールを抽出するデータマイニング・テクニックを指す。構成要素として代表的なアルゴリズムがアプリアリアルゴリズムである<sup>[3]</sup>。

#### 3.3.2.1 アプリアリアルゴリズム

アプリアリアルゴリズムはアソシエーション分析を行うための代表的なアルゴリズムである。POS などの大規模なデータから関連ルールを抽出するためのアルゴリズムである。アプリアリアルゴリズムでは、支持度 (support)、確信度 (confidence)、リフト値 (lift) の3つの評価指標を使い、有用なルールの抽出を行う<sup>[3]</sup>。

### 3.3.2.2 相関ルール

顧客が商品を購入する時，商品そのものの組み合わせに何らかの関連，あるいは規則を持つケースが少なくない．具体例として冬には精肉の近くに鍋の調味料あるいはインスタント商品を設置し，購買意欲を向上させる取り組みなどがある．ある事象が発生すると別の事象が発生するといった，同時性や関係性が強い事象の組み合わせ，あるいはそうした強い事象間の関係のことを相関ルール（アソシエーションルール）という．仮に「Xを購入したならばYも購入する」というルールがあったとするならば，

$$X \Rightarrow Y$$

と表記できる．上記の式で左辺 X を条件部 (antecedent)，右辺 Y を結論部 (consequent) と呼ぶ<sup>[3]</sup>．

### 3.3.2.3 評価指標

アプリアリアルゴリズムに使用する評価指標を示す．評価指標で扱う変数について説明する．

データベースはトランザクションの集合であるため，総トランザクション数が M である<sup>[4]</sup>．データベースを以下に示す．

$$D = \{t_1, t_2, t_3 \cdots t_M\} \quad (1)$$

トランザクションはアイテムの子集合により，構成されている<sup>[4]</sup>．トランザクションを以下に示す．

$$I_{\text{all}} = \{I_1, I_2, I_3 \cdots I_k\} \quad (2)$$

任意のトランザクション $t_j$ は，アイテム集合 $I_j$ の部分集合 ( $I_j \subseteq I_{\text{all}}$ ) であり，かつ，その子集合は空集合ではない．従って，データベースから検出されるアイテムの相関ルール $X \Rightarrow Y$  は， $X, Y \subseteq I$  であり， $X \cap Y = \emptyset$  である<sup>[4]</sup>．図4がまとめたものである．

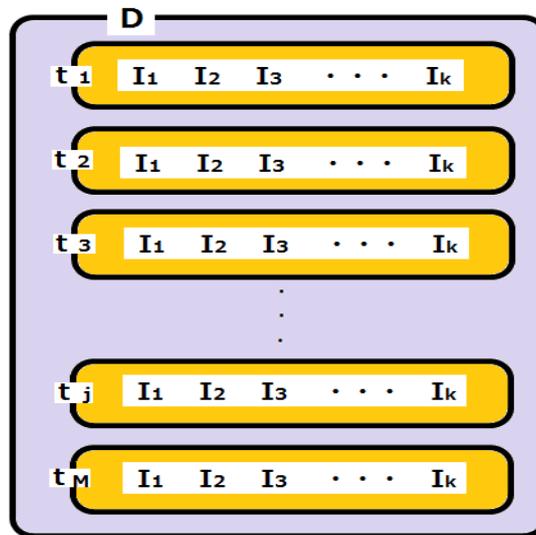


図 4. t と I の関係

なお、トランザクション数である  $k$  の値は各々のトランザクションによって異なり、 $X$  及び  $Y$  は全てのトランザクション中のどこかを示す。図 5 は評価指標の値とトランザクションと  $X$  と  $Y$  の関係を示したものである。

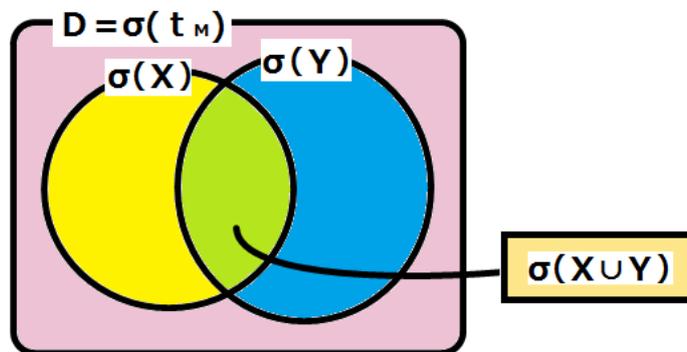


図 5. トランザクションと  $X$ ,  $Y$  の関係

以下の式は支持度を算出するための式である。支持度は相関ルールの出現率を示す。一般的には相関関係にある商品の組み合わせが購入される確率とされている。評価指標の正常値は  $0 \sim 1$  である<sup>[4]</sup>。

$$\text{supp}(X \Rightarrow Y) = \frac{\sigma(X \cup Y)}{M} \quad (3)$$

確信度は支持度で算出した相関関係の中でも強い相関を示し、商品の購買順序を算出す

るための式である<sup>[4]</sup>。確信度の計算によって、より強い相関を持つ商品の購買順序が算出される。

$$\text{conf}(X \Rightarrow Y) = \frac{\sigma(X \cup Y)}{\sigma(X)} = \frac{\text{supp}(X \Rightarrow Y)}{\text{supp}(X)} \quad (4)$$

リフト値は確信度の計算によって算出された値が有用なルールであるかどうかを算出する式である<sup>[4]</sup>。評価基準は1.0とされるものが一般的である。

$$\text{lift}(X \Rightarrow Y) = \frac{\text{conf}(X \Rightarrow Y)}{\text{supp}(Y)} \quad (5)$$

なお、数式に使用されている $\sigma(X \cup Y)$ であるが、論文によっては $\sigma(X \cap Y)$ と表記されるものもあり、大変理解に苦しむ。よって、本研究では $X$ と $Y$ の両方を含んでいるトランザクション数の総和を示すものを $\sigma(X \cup Y)$ と表記する<sup>[4]</sup>。

### 3.3.3 アソシエーション分析の計算

計算を行うにあたり、実行手順を示す<sup>[4]</sup>。

1. 支持度、確信度、リフト値をユーザーの任意で決める。
2. アイテム1つずつの支持度を計算する。
3. 支持度を上回ったアイテムを抽出する。
4. 単商品の支持度を計算後、次のアイテムを選び、支持度を求める。
5. 2個目以降は最低支持度を下回るまで3, 4の処理を繰り返し、組み合わせを抽出する。
6. 5で作成した組み合わせの確信度を全て計算する。
7. 確信度の計算結果を基に最低確信度以上の順序を抽出する。
8. 抽出した確信度を基にリフト値を全て計算する。
9. リフト値が1.0以上となるものを抽出する。

3.3.2.3で評価指標を示したが、実際に計算することで理解を深められると考えるため、計算例を示す。レシートデータを表4に示し、支持度を0.5、確信度を0.8、リフト値を1.0とする。

表 4. レシートデータ

ID	item
1	a, a, b, b, e
2	a, a, c, d, f
3	b, b, d, g
4	a, b, c, e

表 4 のデータを加工する. 重複しているアイテムは全て1としてカウントするため, レシート ID 番号1の a は1とカウントする. 全トランザクション数 M はレシート枚数のことを指すため,  $M=4$  である.

表 5. レシートデータ加工 (左: カウントの補正, 右: 支持度1回目の計算)

	a	b	c	d	e	f	g
1	1	1			1		
2	1		1	1		1	
3		1		1			1
4	1	1	1		1		
合計	3	3	2	2	2	1	1

	カウント	支持度
a	3	0.75
b	3	0.75
c	2	0.5
d	2	0.5
e	2	0.5
f	1	0.25
g	1	0.25

決定した支持度を評価基準として比較した結果, 表 5 の右のデータより, f と g は 0.5 を下回った. よって 2 回目の支持度の計算では f と g を省く. 表 6 に 2, 3 回目の計算結果を示す.

表 6. 支持度の計算 (左: 2 回目, 右: 3 回目)

	カウント	支持度
a,b	2	0.5
a,c	1	0.25
a,d	1	0.25
a,e	2	0.5
b,c	1	0.25
b,d	1	0.25
b,e	2	0.5
c,d	1	0.25
c,e	1	0.25
d,e	0	0

	カウント数	支持度
abc	1	0.25
abe	2	0.5

4 回目以降は支持度が 0.5 を下回ったため, 支持度の計算を終了する. 抽出結果は以下の 4 つである.

{a, b}, {a, e}, {b, e}, {a, b, e}

次に確信度の計算を行う。支持度の計算結果より、上記 4 つが抽出されたので、該当する支持度を集め、表 5、表 6 の抽出結果を表 7 にまとめる。

表 7. 支持度の抽出結果(左：支持度 1 回目, 右：2 回目以降)

	カウント	支持度		カウント	支持度
a	3	0.75	a,b	2	0.5
b	3	0.75	a,e	2	0.5
c	2	0.5	b,e	2	0.5
d	2	0.5	a,b,e	2	0.5
e	2	0.5			

確信度の計算では、 $a \Rightarrow b$ ,  $b \Rightarrow a$  と順序が逆のケースを計算し、商品の順序を求める。支持度計算前に設定した確信度に基づき、相関の強い商品順序を決定する。式に値を代入したものを以下に示す。

$$\text{conf}(a \Rightarrow b) = \frac{\sigma(a \cup b)}{\sigma(a)} = \frac{0.5}{0.75} = 0.6667 \dots$$

$$\text{conf}(b \Rightarrow a) = \frac{\sigma(a \cup b)}{\sigma(b)} = \frac{0.5}{0.75} = 0.6667 \dots$$

計算結果より、 $a \Rightarrow b$ ,  $b \Rightarrow a$  は共に 0.8 以下のため、確信度では弱い相関しかないことが分かる。上記で示した例を基に計算した結果を表 8 左に示す。リフト値の計算は右に示す。

表 8. 計算結果(左：確信度, 右：リフト値)

順序	確信度計算		リフト値計算
$a \Rightarrow b$	0.67	$e \Rightarrow a$	1.33
$b \Rightarrow a$	0.67	$e \Rightarrow b$	1.33
$a \Rightarrow e$	0.67	$a,b \Rightarrow e$	2.00
$e \Rightarrow a$	1.00	$e \Rightarrow a,b$	2.00
$b \Rightarrow e$	0.67		
$e \Rightarrow b$	1.00		
$a,b \Rightarrow e$	1.00		
$e \Rightarrow a,b$	1.00		

リフト値では 1.0 以上を有用なルールと判断するため、全てが有用なルールと判断できる。上記で扱った計算例を基として、3.3.3 で計算する。

### 3.3.4 レシートデータと分類

図6は生のレシートデータである。

0055-002 2007年7月6日		
担当: 000004554		
B	11 コロッケ	53内
	0000000003094	009
B	11 コロッケ	53内
	0000000003094	009
	11 金時豆	98内
4.22E+11		
	08 ばい貝刺身	480内
2.08E+11		
	08 特選 ぶり刺身	480内
2.08E+11		
	08 さかなやのにぎり	500内
2.08E+11		
	08 さわらそで刺身	580内
2.08E+11		
	08 地魚おさしみ	398内

図6. 生レシートデータ

今回アイテム集合の合計値  $k$  を部門数と同じ 14 と設定した。なお、部門 13 については今回提供された POS データでは扱っていない部門であったため、本研究でも部門数 13 は扱わないものとする。表 9 は某店舗で取り扱っている商品の部門と単部門の支持度である。

表 9. 部門数と単部門支持度

部門番号	部門名称	部門別支持度
部門01	乾物	0.5521
部門02	デイリー	0.5518
部門03	菓子	0.5182
部門04	非食品	0.1363
部門05	果物	0.3051
部門06	精肉	0.4198
部門07	青果	0.5015
部門08	鮮魚	0.3419
部門09	パン, 生菓子	0.3626
部門10	酒	0.1479
部門11	惣菜	0.3180
部門12	塩干魚	0.1763
部門14	花	0.0287
部門15	米, たばこ	0.0110

ここで提供していただいた分類体型表を基に各部門の簡単な分類を表 10 に示す。

表 10. 分類表

	名称	内訳
部門01	乾物	カレールー, 調味料, 乾麺, 鯉節, 煮干, 海苔, ふりかけなど
部門02	デイリー	豆腐, こんにゃく, 卵, 練り物製品, うどん, そば, 沢あんなど
部門03	菓子	キャンディ, ガム, アイスクリューム, 牛乳, 加工乳, 果汁ジュースなど
部門04	非食品	シャンプー類, 洗剤, 紙おむつ, 殺虫剤, 文房具, ビデオテープなど
部門05	果物	スイカ, バナナ, ドライフルーツ, 柿, さくらんぼなど
部門06	精肉	輸入牛, 和牛, 合挽肉, 餃子の皮, タレ類など
部門07	青果	トマト, なす, レタス, アスパラ, 枝豆, らっきょうなど
部門08	鮮魚	刺身, 盛り合わせ, 寿司, 煮魚, ぶりなど
部門09	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, 清酒, 発泡酒, ブランデーなど
部門11	惣菜	揚げ物, みりん, 酢, 冷凍コロッケ, 香辛料など
部門12	塩干魚	ちりめん, たら子, 切り身漬け, 海藻, 珍味など
部門14	花	切花, 仏花, 苗物, 種, 土肥料, プランターなど
部門15	米, たばこ	米, たばこ, いいもの通信, 喫煙具, 味知屋など

部門 1 の乾物と部門 2 のデイリーとで重複している商品も存在したが、これらは乾燥した商品と調理済みの商品の両方を販売している店も多数存在するため、本研究でも別商品として取り扱うものとする。

本研究ではシミュレータをより現実に近いツールにしたいと考えていたため、POS データ 1 年分を 12 等分し、各々の月別データの最初 5 日間を分析し、最も販売品目数の多い 7 月を選定した。更に 1 日分に絞り込むために、7 月全ての販売品目数を日数単位で調べ、7 月 6 日が販売品目数の最も多い日であることが分かった。従って、POS データは 7 月 6 日の

ものを使い、データ分析を行った。POSデータの選定には売上も考慮していたが、値段の高い商品はあまり売れない傾向が強いこと考えたため、本研究では販売品目数を評価するための指標とする。

### 3.3.5 分析結果

レシートデータを部門別に振り分け、加工したものが図7である。

図7. 加工後のPOSデータ

加工したPOSデータを3つの評価指標で分析する。支持度は0.1、確信度は0.5、リフト値は1.0と設定する。支持度の0.1、確信度の0.5は要らないデータの切捨てに使用する指標でもある。今回の支持度、確信度の値は既存研究で使用されている値であったため、そのまま値を使わせてもらうこととした。なお、リフト値は1.0以上と固定されている。

分析結果を評価指標ごとの分析結果1~3に分けて示す。

表 11. 分析結果 1 (支持度)

部門数	単部門	組み合わせ	支持度	組み合わせ	支持度	組み合わせ	支持度	組み合わせ	支持度
1	0.5521	1,2	0.3474	5,6	0.1501	1,3,5	0.1166	2,6,7	0.2289
2	0.5518	1,3	0.3161	5,7	0.2021	1,3,6	0.1679	2,6,8	0.1418
3	0.5182	1,5	0.1789	5,8	0.1479	1,3,7	0.1908	2,6,9	0.1398
4	0.1363	1,6	0.2774	5,9	0.1340	1,3,8	0.1208	2,6,11	0.1098
5	0.3051	1,7	0.3187	6,7	0.2883	1,3,9	0.1434	2,7,8	0.1828
6	0.4198	1,8	0.1992	6,8	0.1802	1,3,11	0.1056	2,7,9	0.1585
7	0.5015	1,9	0.2202	6,9	0.1782	1,5,6	0.1033	2,7,11	0.1179
8	0.3419	2,3	0.3164	6,11	0.1421	1,5,7	0.1304	2,7,12	0.1056
9	0.3626	2,5	0.2060	6,12	0.1062	1,6,7	0.2031	2,8,9	0.1066
10	0.1479	2,6	0.3077	7,8	0.2318	1,6,8	0.1179	2,8,11	0.1004
11	0.318	2,7	0.3607	7,9	0.2028	1,6,9	0.1233	3,5,7	0.1227
12	0.1763	2,8	0.2438	7,11	0.1469	1,7,8	0.1476	3,6,7	0.1698
14	0.0287	2,9	0.2302	7,12	0.1282	1,7,9	0.1366	3,6,8	0.1049
15	0.011	2,11	0.1957	8,9	0.1359	2,3,5	0.1311	3,6,9	0.1117
		2,12	0.1356	8,11	0.1324	2,3,6	0.1876	3,7,8	0.1308
		3,5	0.1769	9,11	0.1311	2,3,7	0.2160	3,7,9	0.1285
		3,6	0.2396	1,2,3	0.2170	2,3,8	0.1430	5,6,7	0.1114
		3,7	0.2738	1,2,5	0.1327	2,3,9	0.1476	5,7,8	0.1114
		3,8	0.1857	1,2,6	0.2134	2,3,11	0.1172	6,7,8	0.1311
		3,9	0.2205	1,2,7	0.2383	2,5,6	0.1221	6,7,9	0.1269
		3,11	0.1705	1,2,8	0.1505	2,5,7	0.1550	1,2,3,7	0.1524
		3,12	0.1024	1,2,9	0.1540	2,5,8	0.1114	1,2,3,6,7	0.1053
				1,2,11	0.1224				

表 11 から今回使用した POS データでは単部門の支持度で 0.5 を上回る部門は 3 つしかないことが分かる。1 人辺りの相関の強い購買部門数は最大 5 個であり、1, 2, 3, 6, 7 であると分かる。また、部門 1, 2, 3, 7 は単部門の支持度が高いが、部門 7 だけ他の部門との相関の個数が予想以上に少ないことが分かる。原因は、部門 7 から始まる組み合わせにおいて、支持度の高い部門同士の組み合わせが無いことにあると考えられる。一方で部門 14, 15 は単部門の支持度で 0.1 を下回っているため、相関ルールに当てはまらない部門と判断できる。部門 4 と部門 10 は単商品では支持度 0.1 を上回っているが、他の商品との組み合わせでは相関が無いことが分かる。

続けて支持度の結果を踏まえて確信度の分析結果を表 12 に示す。表 12 に示す確信度は、左から順に条件部、結論部の構成となっている。

表 12. 分析結果 2 (確信度)

	確信度		確信度		確信度		確信度		確信度
1⇒2	0.62924	11⇒2	0.615228	2,3⇒1	0.685714	3,6⇒1	0.701	6,7⇒1	0.704367
1⇒3	0.572515	11⇒3	0.536041	2,3⇒6	0.593	3,6⇒2	0.783	6,7⇒2	0.793953
1⇒6	0.502339	11⇒7	0.728934	2,3⇒7	0.683	3,6⇒7	0.709	6,7⇒3	0.589026
1⇒7	0.577193	12⇒2	0.769231	2,5⇒1	0.6442	3,7⇒1	0.696934	6,8⇒1	0.654122
2⇒1	0.629608	12⇒3	0.580586	2,5⇒3	0.636364	3,7⇒2	0.788915	6,8⇒2	0.786738
2⇒3	0.573435	12⇒6	0.602564	2,5⇒6	0.592	3,7⇒6	0.620283	6,8⇒3	0.582437
2⇒6	0.557636	12⇒7	0.727106	2,5⇒7	0.752	3,8⇒1	0.650	6,8⇒7	0.727599
2⇒7	0.653599	1,2⇒3	0.625	2,5⇒8	0.541	3,8⇒2	0.770	6,9⇒1	0.692
3⇒1	0.609969	1,2⇒6	0.614	2,6⇒1	0.693599	3,8⇒6	0.565	6,9⇒2	0.784
3⇒2	0.610592	1,2⇒7	0.686	2,6⇒3	0.609654	3,8⇒7	0.704	6,9⇒3	0.627
3⇒7	0.528349	1,3⇒2	0.686415	2,6⇒7	0.744	3,9⇒1	0.650073	6,9⇒7	0.712
5⇒1	0.586243	1,3⇒6	0.531154	2,7⇒1	0.660698	3,9⇒2	0.669107	7,8⇒1	0.63649
5⇒2	0.675132	1,3⇒7	0.603677	2,7⇒3	0.598926	3,9⇒6	0.506589	7,8⇒2	0.788301
5⇒3	0.579894	1,5⇒2	0.741877	2,7⇒6	0.634736	3,9⇒7	0.582723	7,8⇒3	0.564067
5⇒7	0.662434	1,5⇒3	0.651625	2,7⇒8	0.506714	5,6⇒1	0.688172	7,8⇒6	0.56546
6⇒1	0.660769	1,5⇒6	0.577617	2,8⇒1	0.617219	5,6⇒2	0.812903	7,9⇒1	0.673567
6⇒2	0.733077	1,5⇒7	0.729242	2,8⇒3	0.586755	5,6⇒7	0.741935	7,9⇒2	0.781847
6⇒3	0.570769	1,6⇒2	0.769499	2,8⇒6	0.581457	5,7⇒1	0.645367	7,9⇒3	0.633758
6⇒7	0.686923	1,6⇒3	0.605355	2,8⇒7	0.749669	5,7⇒2	0.766773	7,9⇒6	0.625796
7⇒1	0.635544	1,6⇒7	0.732	2,9⇒1	0.669004	5,7⇒3	0.607029	1,2,3⇒7	0.702381
7⇒2	0.719253	1,7⇒2	0.74772	2,9⇒3	0.640954	5,7⇒6	0.551118	1,3,7⇒2	0.798646
7⇒3	0.54604	1,7⇒3	0.598784	2,9⇒6	0.607293	5,7⇒8	0.551118	2,3,7⇒1	0.705531
7⇒6	0.575016	1,7⇒6	0.637285	2,9⇒7	0.68864	5,8⇒2	0.753275	1,2,3,7⇒6	0.691
8⇒1	0.582625	1,8⇒2	0.7553	3,5⇒1	0.658759	5,8⇒7	0.753275		
8⇒2	0.712937	1,8⇒3	0.6062	3,5⇒2	0.740876				
8⇒3	0.542965	1,8⇒6	0.591572	3,5⇒7	0.693431				
8⇒6	0.526912	1,8⇒7	0.740681						
8⇒7	0.677998	1,9⇒2	0.699413						
9⇒1	0.607302	1,9⇒3	0.651026						
9⇒2	0.634907	1,9⇒6	0.560117						
9⇒3	0.608192	1,9⇒7	0.620235						
9⇒7	0.559216								

分析結果は予想していた通り、支持度で高い相関を示した 1, 2, 3, 6, 7 は高い値のままであった。支持度、確信度の時点で 1, 2, 3, 6, 7 の部門組み合わせは強い相関があるものと考えられる。確信度の分析結果全般において、別の部門へ足を運んだ後に、部門 1 の乾物、部門 2 のデイリーへ向かう傾向にあることが分かる。リフト値の分析結果を表 13 に示す。

表 13. 分析結果 3 (リフト値)

確信度	リフト値	確信度	リフト値	確信度	リフト値	確信度	リフト値	確信度	リフト値					
1	2	1.14029	11	2	1.1149	2.5	1	1.16672	3.6	1	1.26924	6.7	1	1.27569
1	3	1.10472	11	3	1.03434	2.5	3	1.22792	3.6	2	1.41896	6.7	2	1.43878
1	6	1.19673	11	7	1.45364	2.5	6	1.41146	3.6	7	1.41368	6.7	3	1.13658
1	7	1.15104	12	2	1.39398	2.5	7	1.50034	3.7	1	1.26222	6.8	1	1.18469
2	1	1.14029	12	3	1.1203	2.5	8	1.58141	3.7	2	1.42965	6.8	2	1.4257
2	3	1.1065	12	6	1.43549	2.6	1	1.25619	3.7	6	1.47771	6.8	3	1.12387
2	6	1.32846	12	7	1.45	2.6	3	1.17638	3.8	1	1.17801	6.8	7	1.45098
2	7	1.30341	1.2	3	1.2051	2.6	7	1.48362	3.8	2	1.39616	6.9	1	1.25334
3	1	1.10472	1.2	6	1.46348	2.7	1	1.1966	3.8	6	1.34652	6.9	2	1.4215
3	2	1.1065	1.2	7	1.36777	2.7	3	1.15568	3.8	7	1.40461	6.9	3	1.20949
3	7	1.05364	1.3	2	1.2439	2.7	6	1.51214	3.9	1	1.17735	6.9	7	1.41979
5	1	1.06175	1.3	6	1.26537	2.7	8	1.48186	3.9	2	1.21254	7.8	1	1.15275
5	2	1.22346	1.3	7	1.20386	2.8	1	1.11785	3.9	6	1.20685	7.8	2	1.42854
5	3	1.11896	1.6	2	1.39446	2.8	3	1.1322	3.9	7	1.16207	7.8	3	1.08842
5	7	1.32103	1.6	3	1.16809	2.8	6	1.38521	5.6	1	1.24636	7.8	6	1.3471
6	1	1.19673	1.6	7	1.46025	2.8	7	1.49499	5.6	2	1.47312	7.9	1	1.2199
6	2	1.32846	1.7	2	1.355	2.9	1	1.21164	5.6	7	1.47957	7.9	2	1.41684
6	3	1.10135	1.7	3	1.15541	2.9	3	1.23678	5.7	1	1.16883	7.9	3	1.2229
6	7	1.36987	1.7	6	1.51821	2.9	6	1.44676	5.7	2	1.38952	7.9	6	1.43084
7	1	1.15104	1.8	2	1.36867	2.9	7	1.37329	5.7	3	1.17132	8.9	2	1.42047
7	2	1.30341	1.8	3	1.16964	3.5	1	1.19309	5.7	6	1.31293	1.2,3	7	1.40069
7	3	1.05364	1.8	7	1.47707	3.5	2	1.34259	5.7	8	1.61172	1.3,7	2	1.44728
7	6	1.36987	1.9	2	1.26746	3.5	7	2.02791	5.8	2	1.36506	2,3,7	1	1.27779
8	1	1.0552	1.9	3	1.25622				5.8	7	1.50218	1,2,3,7	6	1.64541
8	2	1.29196	1.9	6	1.33437									
8	3	1.0477	1.9	7	1.23687									
8	6	1.25527	2.3	1	1.2419									
8	7	1.35207	2.3	6	1.41237									
9	1	1.09989	2.3	7	1.36135									
9	2	1.15056												
9	3	1.17356												
9	7	1.11519												

確信度において 0.5 以上であった組み合わせはそのままリフト値で 1.0 以上のものが多く、抽出結果は確信度とほぼ同じであった。表 13 では左から順に条件部、結論部と分けたが、すべての組み合わせにおいて、1, 2, 3, 6, 7 の部門のいずれかが必ず結論部となっていることが分かる。

計算結果をまとめたものを表 14 に示す。

表 14. 分析結果まとめ

	支持度	確信度	リフト値		支持度	確信度	リフト値		支持度	確信度	リフト値		支持度	確信度	リフト値
1⇒2	0.34743	0.62924	1.14023	12⇒2	0.13562	0.76923	1.29398	2,7⇒1	0.23830	0.66070	1.19660	5,7⇒1	0.13045	0.64637	1.16883
1⇒3	0.31611	0.57251	1.10472	12⇒3	0.10236	0.58069	1.12030	2,7⇒3	0.21602	0.58893	1.15568	5,7⇒2	0.15489	0.76677	1.38952
1⇒6	0.27737	0.50234	1.19673	12⇒6	0.10623	0.60256	1.43549	2,7⇒6	0.22893	0.63474	1.51214	5,7⇒3	0.12270	0.60703	1.17132
1⇒7	0.31870	0.57719	1.15104	12⇒7	0.12819	0.72711	1.45000	2,7⇒8	0.18276	0.50671	1.48186	5,7⇒6	0.11140	0.55112	1.31293
2⇒1	0.34743	0.62961	1.14023	1,2⇒3	0.21698	0.62454	1.20510	2,8⇒1	0.15047	0.61722	1.11785	5,7⇒8	0.11140	0.55112	1.61172
2⇒3	0.31644	0.57343	1.10650	1,2⇒6	0.21343	0.61431	1.46348	2,8⇒3	0.14304	0.58675	1.13220	6,7⇒1	0.20310	0.70437	1.27569
2⇒6	0.30772	0.55764	1.29846	1,2⇒7	0.23830	0.68587	1.26772	2,8⇒6	0.14175	0.58146	1.38521	6,7⇒2	0.22893	0.73395	1.43878
2⇒7	0.36067	0.65360	1.30341	1,3⇒2	0.21698	0.68541	1.24390	2,8⇒7	0.18276	0.74967	1.49489	6,7⇒3	0.16984	0.58903	1.13658
3⇒1	0.31611	0.60897	1.10472	1,3⇒6	0.16790	0.53115	1.26537	2,9⇒1	0.15402	0.66900	1.21164	6,7⇒8	0.13108	0.46465	3.32659
3⇒2	0.31644	0.61069	1.10650	1,3⇒7	0.19083	0.60368	1.20386	2,9⇒3	0.14756	0.64095	1.23678	6,8⇒1	0.11786	0.65412	1.18469
3⇒7	0.27381	0.52835	1.05364	1,5⇒2	0.13271	0.74188	1.24441	2,9⇒6	0.13981	0.60729	1.44676	6,8⇒2	0.14175	0.78674	1.42570
5⇒1	0.17888	0.58624	1.06175	1,5⇒3	0.11656	0.65162	1.25737	2,9⇒7	0.15854	0.68864	1.37329	6,8⇒3	0.10494	0.58244	1.12387
5⇒2	0.20601	0.67513	1.22346	1,5⇒6	0.10333	0.57762	1.27606	3,5⇒1	0.11565	0.65262	1.18377	6,8⇒7	0.13108	0.72760	1.45088
5⇒3	0.17695	0.57989	1.11896	1,5⇒7	0.13045	0.72924	1.45426	3,5⇒2	0.11656	0.65876	1.19378	7,8⇒1	0.14756	0.63649	1.15275
5⇒7	0.20213	0.66243	1.2103	1,6⇒2	0.21343	0.76950	1.48482	3,5⇒7	0.12270	0.69343	2.02791	7,8⇒2	0.18276	0.78830	1.42854
6⇒1	0.27737	0.65077	1.19673	1,6⇒3	0.16790	0.60636	1.74444	3,6⇒1	0.16790	0.70081	1.26924	7,8⇒3	0.13077	0.56407	1.0842
6⇒2	0.30772	0.73308	1.29846	1,6⇒7	0.20310	0.73225	1.46025	3,6⇒2	0.18760	0.78309	1.41896	7,8⇒6	0.13108	0.56546	1.24710
6⇒3	0.23959	0.57077	1.10135	1,7⇒2	0.23830	0.74772	1.25500	3,6⇒7	0.16984	0.70889	1.41368	7,9⇒1	0.13058	0.67357	1.21990
6⇒7	0.28834	0.68692	1.26987	1,7⇒3	0.19083	0.59878	1.18541	3,7⇒1	0.19083	0.69693	1.26222	7,9⇒2	0.15854	0.78185	1.41684
7⇒1	0.31870	0.63654	1.15104	1,7⇒6	0.20310	0.63728	1.51821	3,7⇒2	0.21602	0.78892	1.42965	7,9⇒3	0.12851	0.63376	1.22290
7⇒2	0.36067	0.71925	1.30341	2,3⇒1	0.21698	0.68571	1.24190	3,7⇒6	0.16984	0.62028	1.47771	7,9⇒6	0.12690	0.62580	1.49084
7⇒3	0.27381	0.54604	1.05364	2,3⇒6	0.18760	0.59286	1.41237	3,8⇒1	0.12335	0.66435	1.20321	1,2,3⇒7	0.15241	0.70238	1.40069
7⇒6	0.28834	0.57502	1.26987	2,3⇒7	0.21602	0.68265	1.26135	3,8⇒2	0.14304	0.77043	1.39616	1,3,7⇒2	0.15241	0.79865	1.44728
8⇒1	0.19923	0.58263	1.05920	2,5⇒1	0.13271	0.64420	1.16672	3,8⇒6	0.10484	0.56522	1.34652	2,3,7⇒1	0.15241	0.70553	1.27779
8⇒2	0.24378	0.71294	1.29196	2,5⇒3	0.11656	0.56583	1.09182	3,8⇒7	0.13077	0.70435	1.40461	1,2,3,7⇒6	0.10626	0.69068	1.64541
8⇒3	0.18566	0.54297	1.04770	2,5⇒6	0.12205	0.59248	1.41146	3,9⇒1	0.14336	0.65007	1.17735				
8⇒6	0.18017	0.52691	1.25927	2,5⇒7	0.15489	0.75235	1.50034	3,9⇒2	0.14756	0.66911	1.21254				
8⇒7	0.23184	0.67800	1.25207	2,5⇒8	0.11140	0.54075	1.58141	3,9⇒6	0.11172	0.50659	1.20685				
9⇒1	0.22021	0.60730	1.09993	2,6⇒1	0.21343	0.69360	1.25619	3,9⇒7	0.12851	0.58272	1.16207				
9⇒2	0.23022	0.63481	1.15066	2,6⇒3	0.18760	0.60865	1.17638								
9⇒3	0.22054	0.60819	1.17356	2,6⇒7	0.22893	0.74397	1.48362								
9⇒7	0.20278	0.55922	1.11513												
11⇒2	0.19567	0.61523	1.11490												
11⇒3	0.17048	0.53604	1.03434												
11⇒7	0.14692	0.72893	1.45364												

### 3.3.6 顧客エージェント購買リスト作成

作成したフローチャートの簡易版にアソシエーション分析の結果を組み込む。以下に購買品目リストを作成するためのフローチャートを示す。

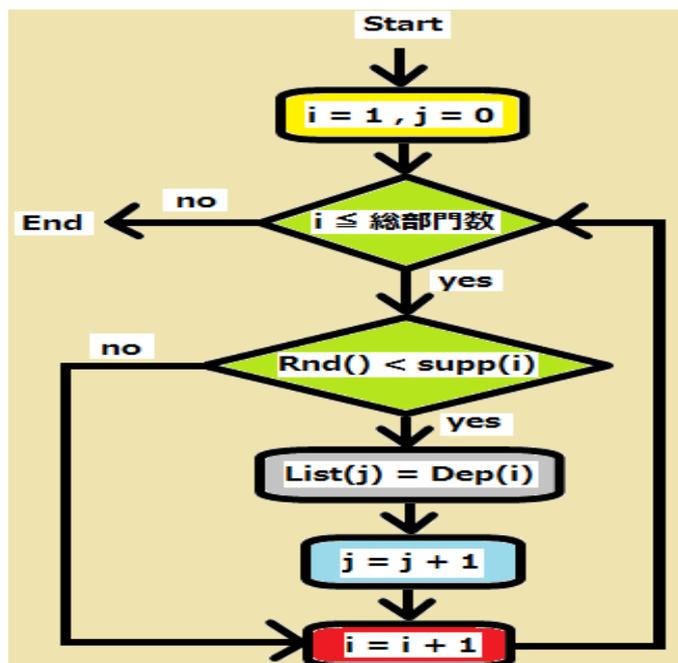


図 8. 購買品目作成フローチャート

図8を文章化する。0~1のランダムな実数Rが単部門の支持度  $\text{supp}()$  を超えない場合、購買リスト内に比較に使用した部門の商品を加える内容となっている。図8の処理は全ての部門に対して行うものとする。フローチャートで使用する  $i$  は総部門数のカウントを行い、 $j$  は購買リスト内のアイテム数を示す。例として部門1の乾物に当てはめて考える。総部門数は14とするため、1つ目の選択肢  $i \leq$  総部門数は yes となり、2つ目の選択肢  $\text{Rnd}() < \text{supp}(i)$  へ進む。ここで  $\text{Rnd}()$  であるが、0~1の間であるため、0.3と仮定する。乾物は単部門で支持度0.5521であり、ランダムな実数Rと比較して yes となる。値を代入すると  $\text{List}(0) = \text{Dep}(1)$  となり、購買リストの0番目に部門1の乾物を登録し、購買リストのカウントを1追加する処理となっている。

次に単部門での購買品目を表すため、分析したリスト内で、確信度が高い商品がある場合に追加購入を行う。図9は追加購入処理を行うためのフローチャートである。

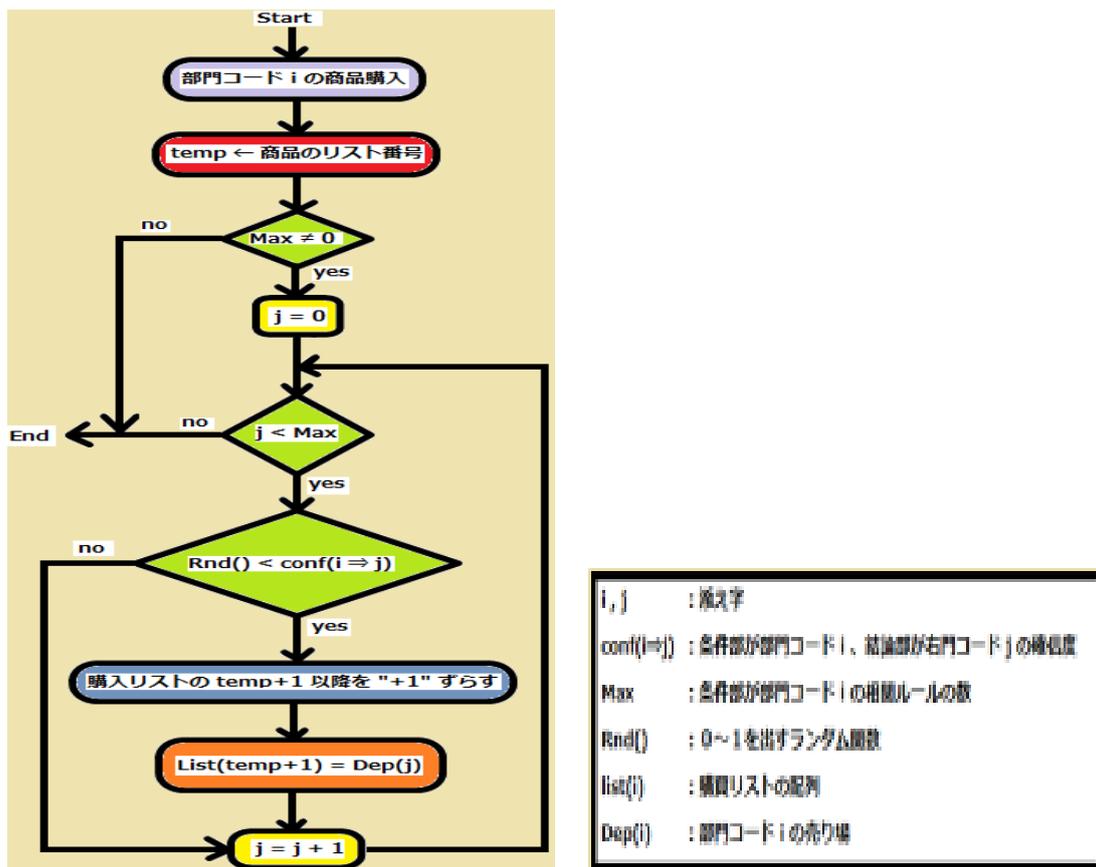


図9. 追加購入処理フローチャート

図9は顧客エージェントが商品を購入した瞬間にだけ行われる処理である。以下で説明する。エージェントが購入した部門番号を商品の部門を条件部とした場合に相関ルールが

あった場合、0~1 のランダムな実数  $R$  を用いて確信度と比較し、確信度より低ければ顧客エージェントの購買リストに割り込みで該当する商品を加える。部門 1 の乾物と部門 2 のデイリーを例に挙げる。相関ルールが存在するため、フローチャート内の MAX に相関ルールの数を格納する。MAX の値が 0 ではないので yes となり、 $j$  を初期化する。追加購入フローチャートで扱う  $j$  は結論部の部門番号を入れる。乾物⇒デイリーの確信度は 0.62924 であるため、実数  $R$  は 0.62924 以下のときに購買リストに割り込み追加する。実数  $R$  が 0.5 と仮定すると、デイリーを購買リストに入れる処理を行うものとする。追加購入する処理を加えることで、エージェントが購入した商品から新たに相関の強い商品を購入する行動を実装できるものと考えている。

### 3.3.7 売り場エージェント作成

スーパーマーケットには商品の購買を促すための POP が設置されている。商品配置は売り場エージェントによって構成し、店の形状は変数を用いて壁を生成する。今回シミュレートするために、売り場エージェントの POP 機能は必要であると考え。そのため、POP 機能を持つ売り場エージェントを設置する。POP の設置位置はゴンドラエンドと呼ばれる中央売り場の 4 隅に設置することとした。スーパーマーケットでは商品を陳列するための棚をゴンドラと呼ぶことから、棚の角となる場所をゴンドラエンドと呼ぶ。

また、ゴンドラエンドには顧客の注目が集まる傾向が強いため、ゴンドラエンドには目玉商品を置く店が多い<sup>[5]</sup>。図 10 に示す。

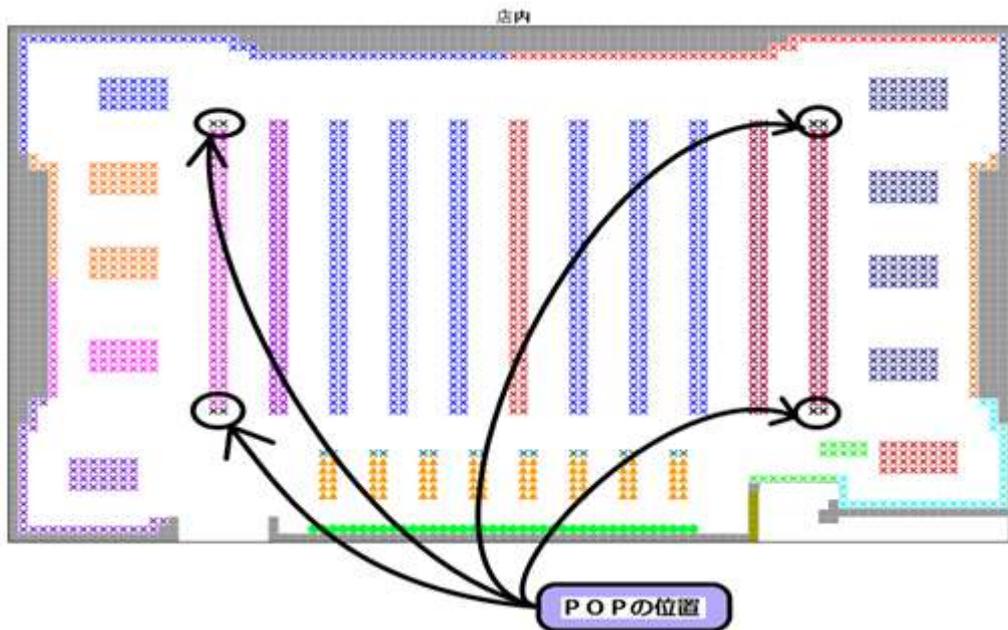


図 10. POP 位置

POP を設置するにあたり、スーパーマーケットで扱われている POP について説明する。POP とは Point Of Purchase advertising の略称であり、商品をアピールするために使われている広告やあおり文句を入れた卓上スタンド等をまとめて POP と呼ばれている。シミュレータでは、この POP の効果は POP 自身の半径  $k$  マスに入った顧客エージェントに対して一定確率で自身を購入させることで実現するものとする。自身を購入させる確率には正規分布を用いる<sup>[6]</sup>。式を以下に示す。

$$P_{\text{POP}}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi * k}} \exp\left(-\frac{x^2}{2 * (k^2)}\right) \quad (1 \leq x \leq k) \quad (6)$$

式の変数には顧客エージェントと POP との距離を  $x$  として設定する<sup>[6]</sup>。上記の式をシミュレータに反映させるためのフローチャートを図 11 に示す。

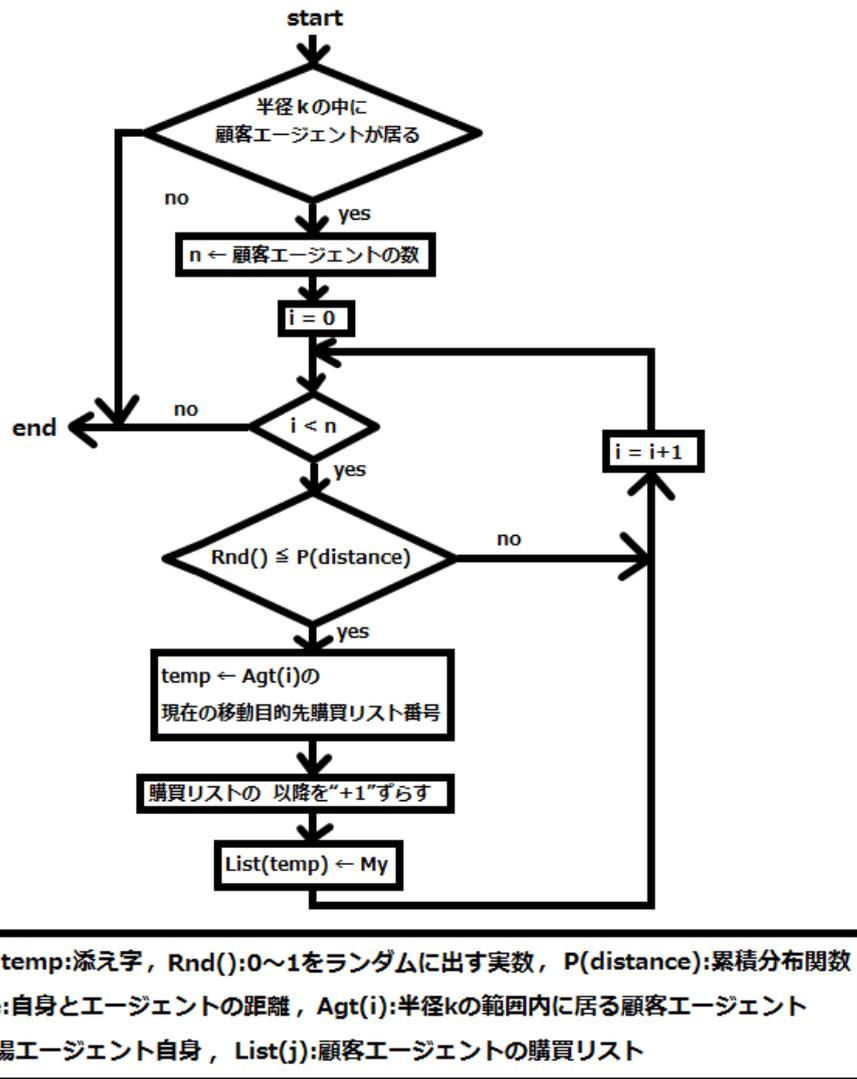


図 11. POP 機能詳細フローチャート

図 11 の POP 影響力パネルにおける  $P(\text{distance})$  は  $k \cdot P(\text{distance})$  とし,  $k$  を変更できるように構築した.  $k$  は 1~5 の範囲とした. 従って, 式 (6) を  $k$  倍したものが POP の機能が作用する条件となっている.

### 3.3.8 購買停止確率

顧客エージェントは最大で 11 個の同時購買を行うことが POS データの分析結果から分かった. 従って, 最大で 11 個の商品部門を購入することをシミュレータに反映させる必要がある. 購入する商品部門数に上限を持たせるために, 累積分布関数を用いる<sup>[6]</sup>.

$$P_{\text{stop}} = \frac{\text{元の POS データの } 1 \sim i \text{ までのトランザクション件数}}{\text{全トランザクション件数}} \quad (7)$$

購買停止確率の計算結果を図 12 に示す。

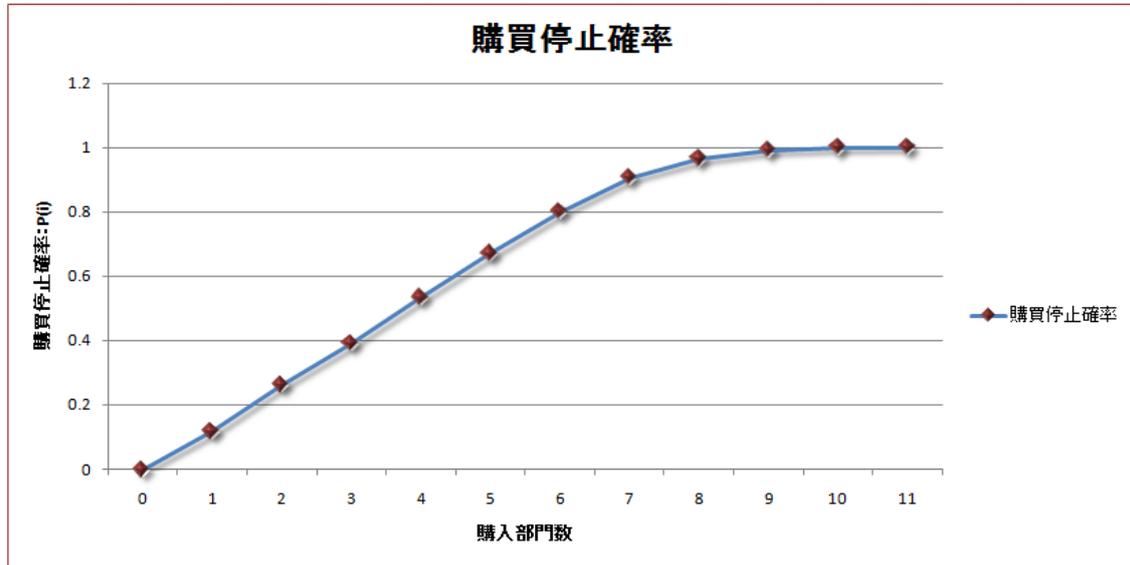


図 12. 購買停止確率グラフ

顧客エージェント購買リスト作成のフローチャートを図 13 に示す。P(k)は累積分布関数である購買停止確率を追加したものである。

### 3.3.9 開発したシミュレータ

購買停止確率を顧客エージェントに反映させるためにフローチャートを作成した。図 13 に示す。

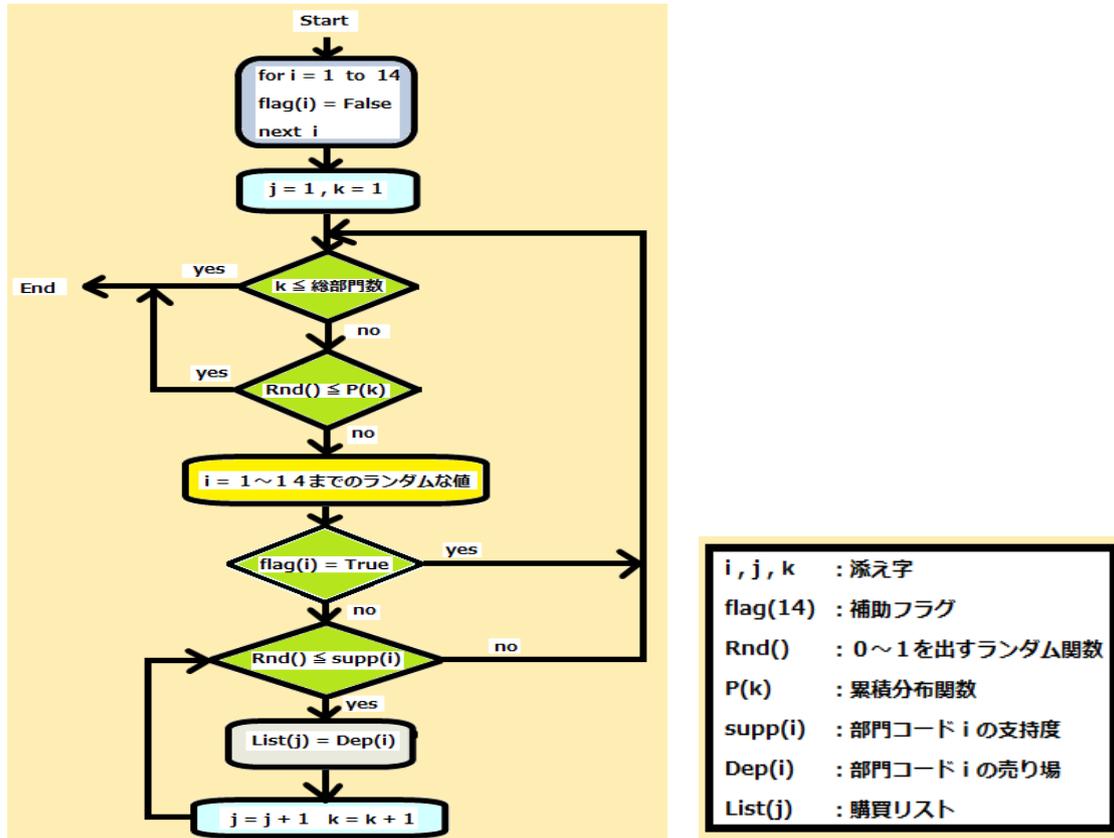


図 13. 顧客の購買リスト作成フローチャート（改良版）

開発したシミュレータを図 14 に示す。図 14 のツリーは構成したシミュレーションモデルの変数及びエージェントを格納する。ツリー内の Universe の直下に空間があり、空間内にエージェントが入る構造となっている。また、エージェントにルールを書き込むためには必ずルールエディタというものをを用いるが、ルールエディタもツリーを介して開く構造となっている。中央部分は構築したシミュレーションを実行する画面である。右のパネルが POP のコントロールパネルである。コントロールパネルには POP の影響力と、POP の影響範囲を変更できるよう設定した。ソースは店内を構成する Universe のものである。

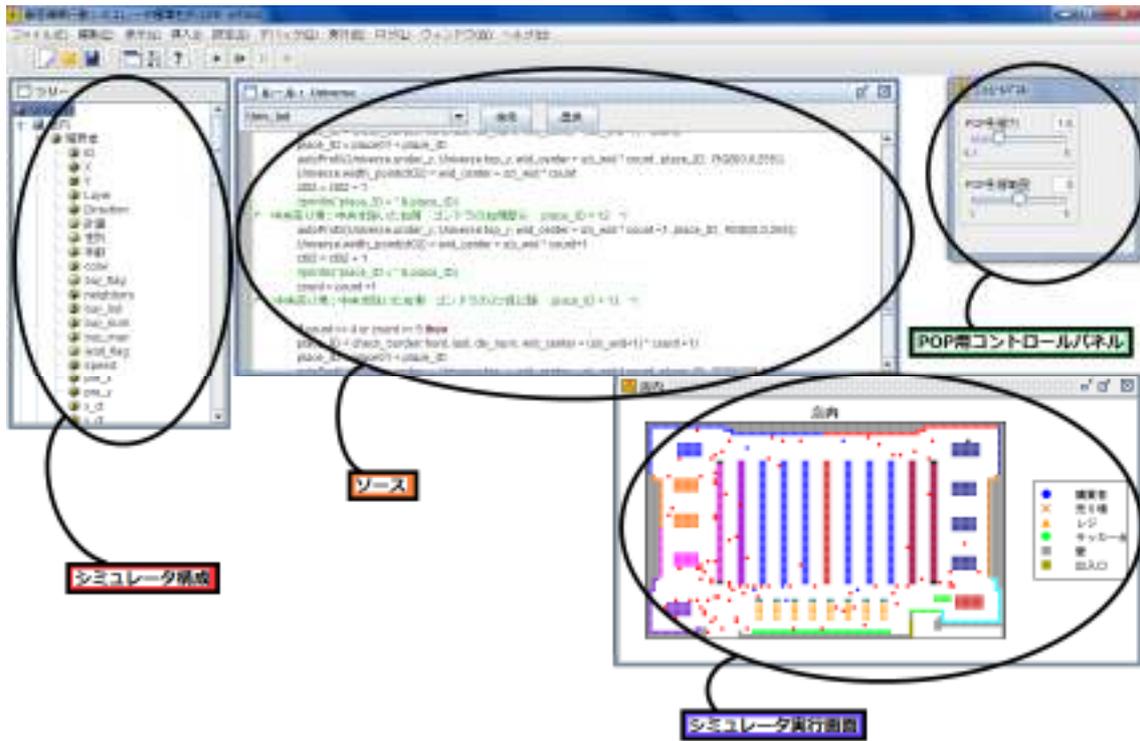


図 14. シミュレータ実行画面

次にシミュレーション実験に使用した商品配置を示す。図 15 のレイアウトは実店舗の商品配置を反映させたものである。実店舗の商品配置を基準とするため、図 15 を標準モデルとする。

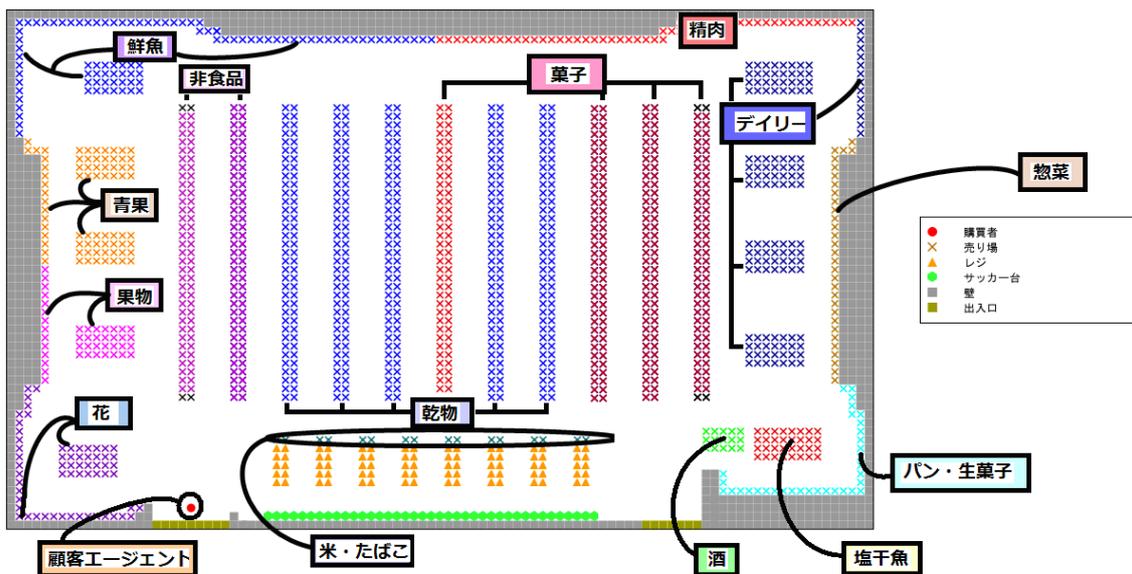


図 15. 標準モデル

次に実店舗レイアウト形状を維持したまま、別のスーパーマーケットの商品配置をシミュレータに反映させたものを図 16 に示す。なお、商品部門 15 の米、たばこはレジ付近以外に配置している店舗を見たことが無い。原因として、20 歳未満の子供の喫煙問題に関連しているものと考えられる。そのため、本研究では商品部門 15 は固定し、商品配置変更では一切変更しないものとする。

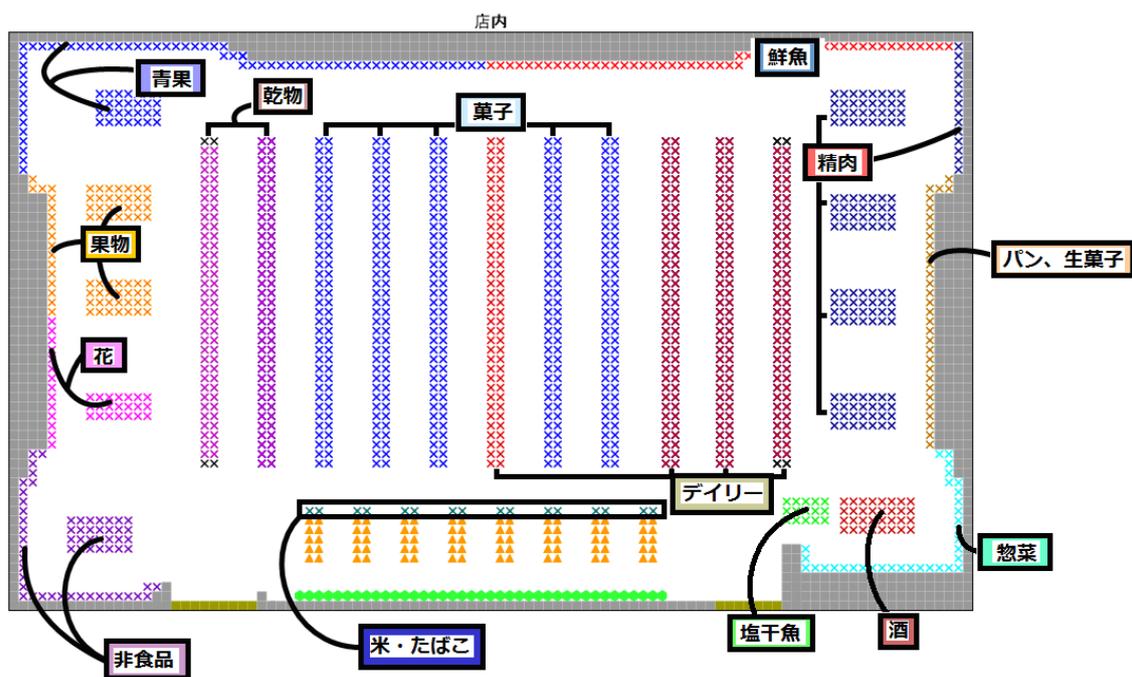


図 16. 商品配置変更 1

次にアソシエーション分析の結果から抽出した、相関の強い部門同士を寄せた商品配置を図 17 に示す。

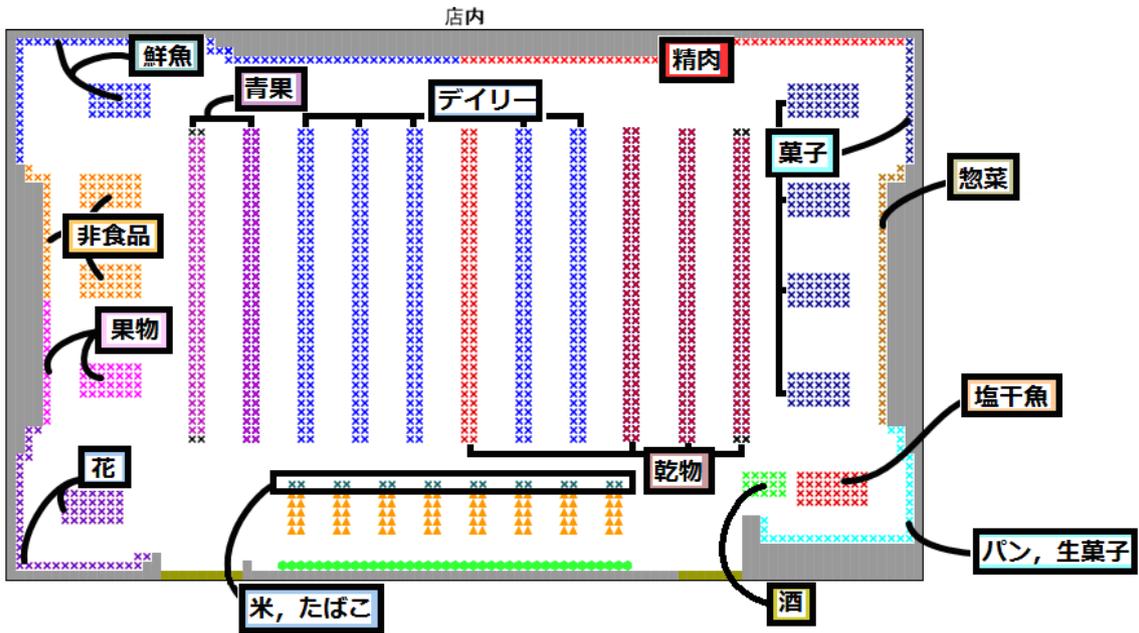


図 17. 商品配置変更 2

次に中央売り場の右側（実店舗では菓子売り場）を gondola 1 列分削減し、左右対称の商品配置にしたものが図 18 である。

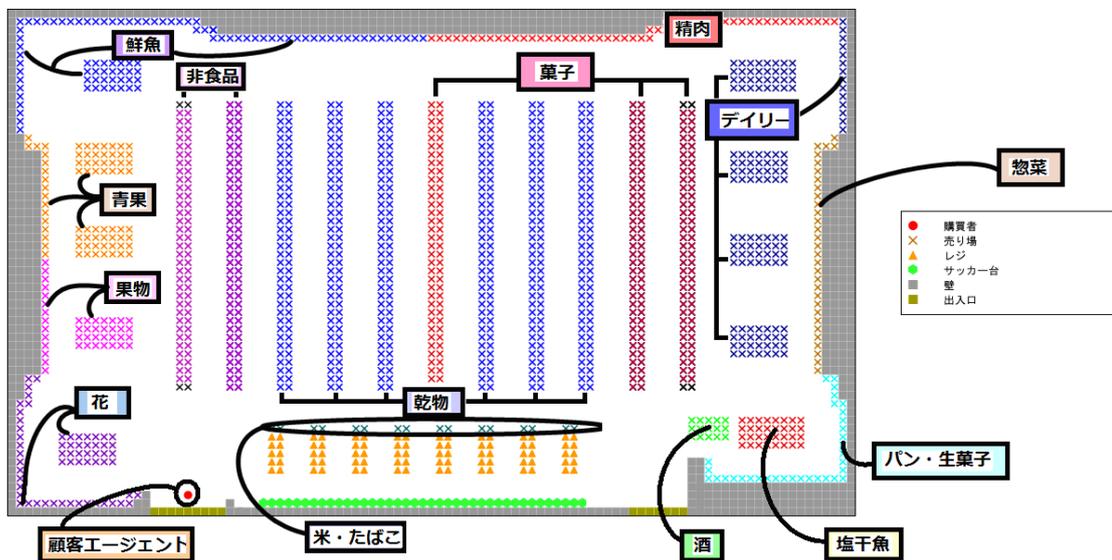


図 18. 標準モデル別 Version

同様に商品配置変更 1, 2 を図 19, 20 として示す。

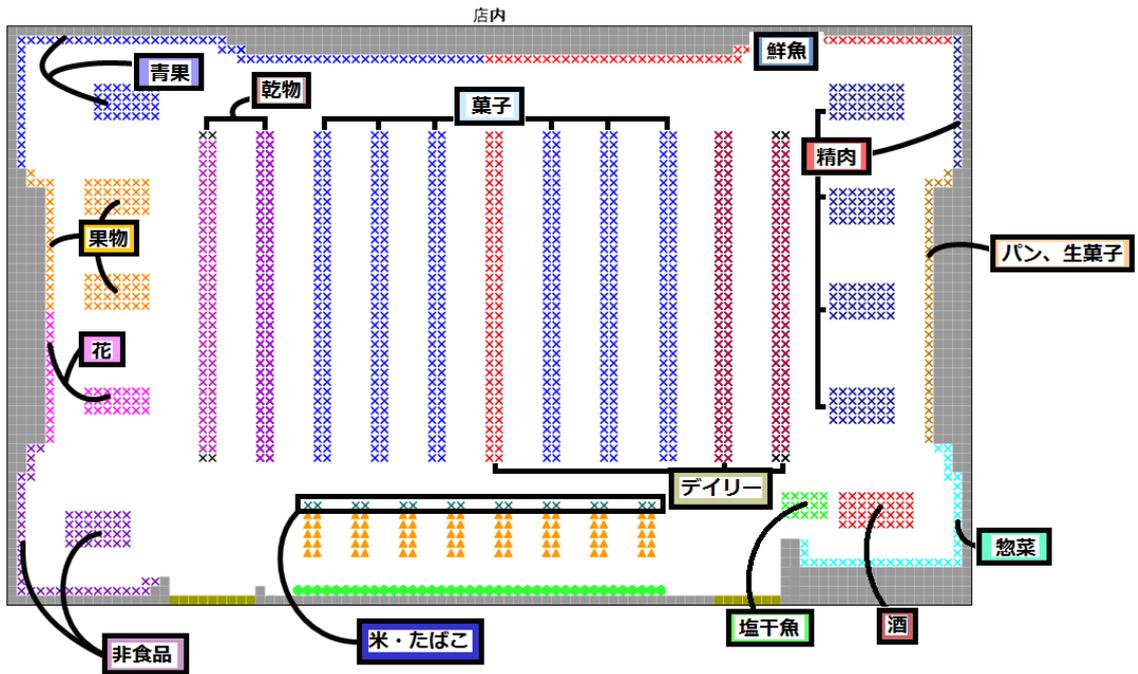


図 19. 商品配置変更 1 別 Version

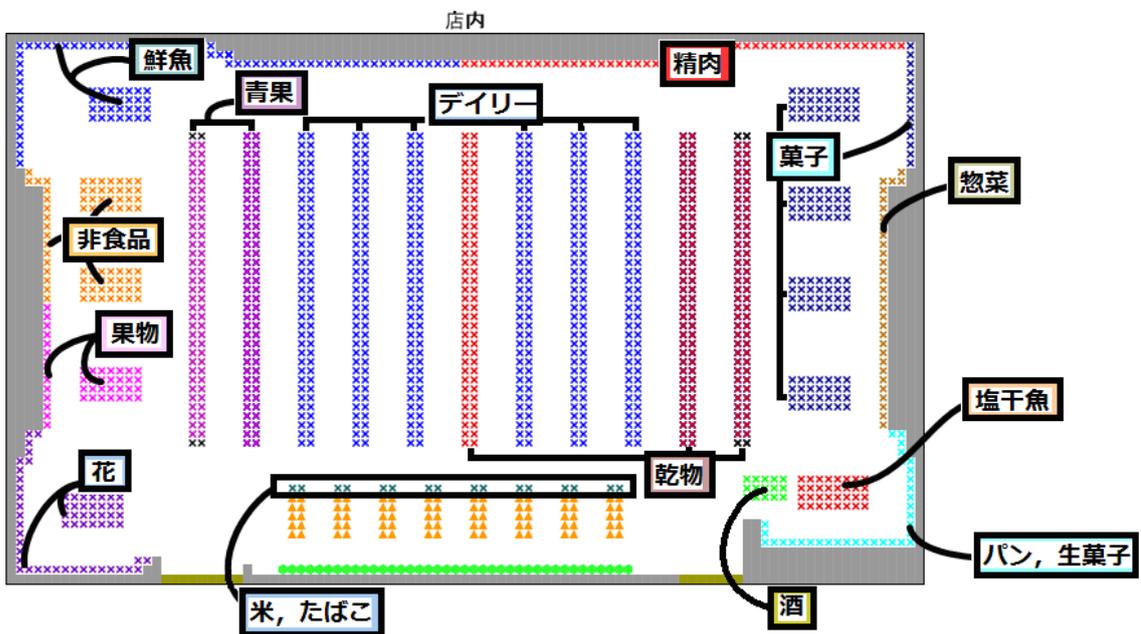


図 20. 商品配置変更 2 別 Version

次に店内の奥（標準モデルでは鮮魚や精肉の位置）に乾物やデイリーを設置した商品配置が図 21 である。

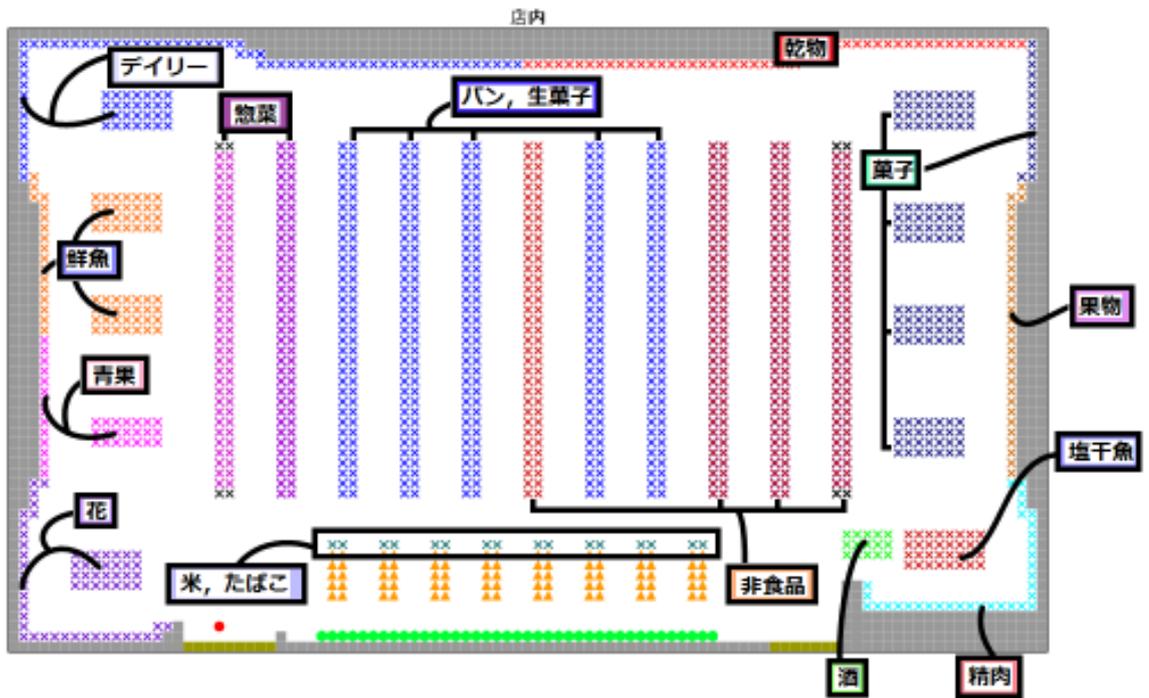


図 21. パターン 1

次に相関の強い乾物やデイリーなどを店内の右端に寄せた商品配置を図 22 に示す。

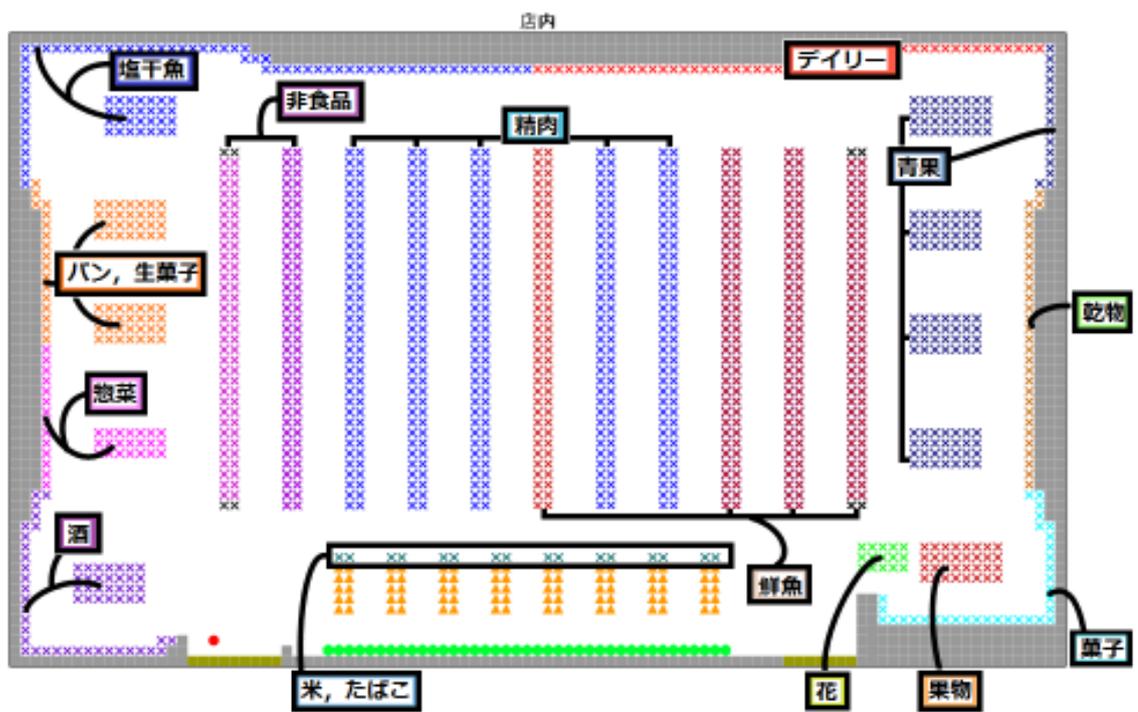


図 22. パターン 2

次に関連の強い商品部門に無関連の商品部門を隣接させた商品配置を図 23 に示す.

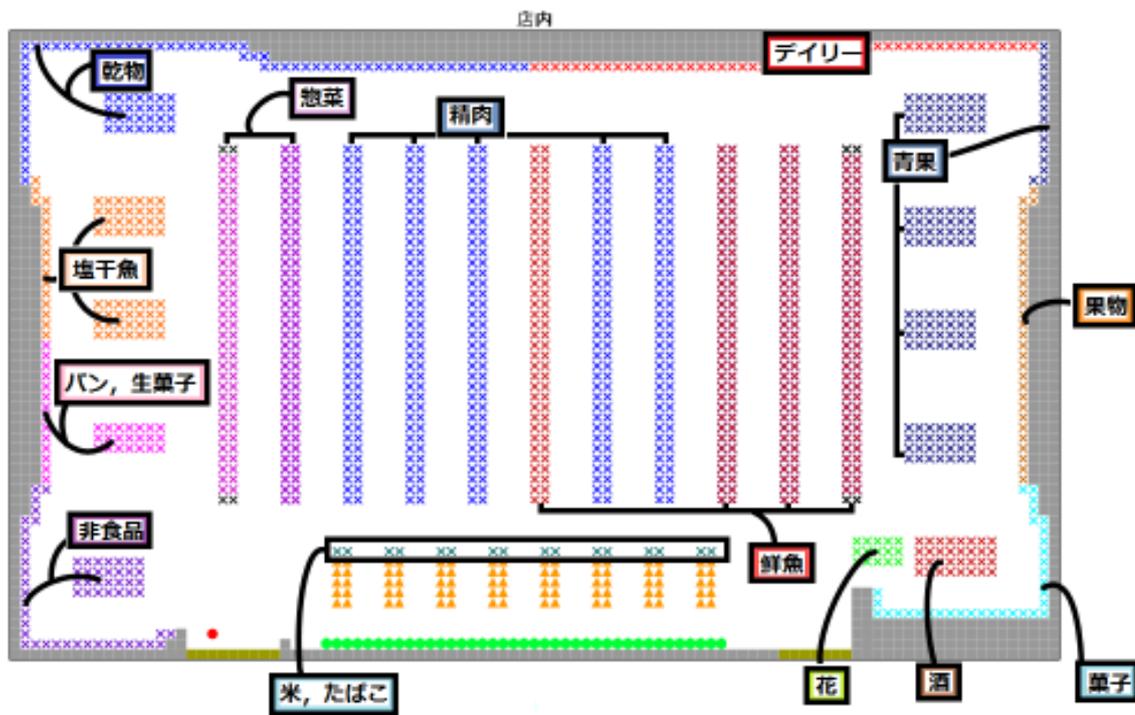


図 23. パターン 3

図 23 において、購買部門数が 11 のエージェントが発生した。確率を用いていることもあり、要因を分析するために図 23 を基準として、乾物、デイリー、菓子の配置を変更したものが図 24、図 25 である。

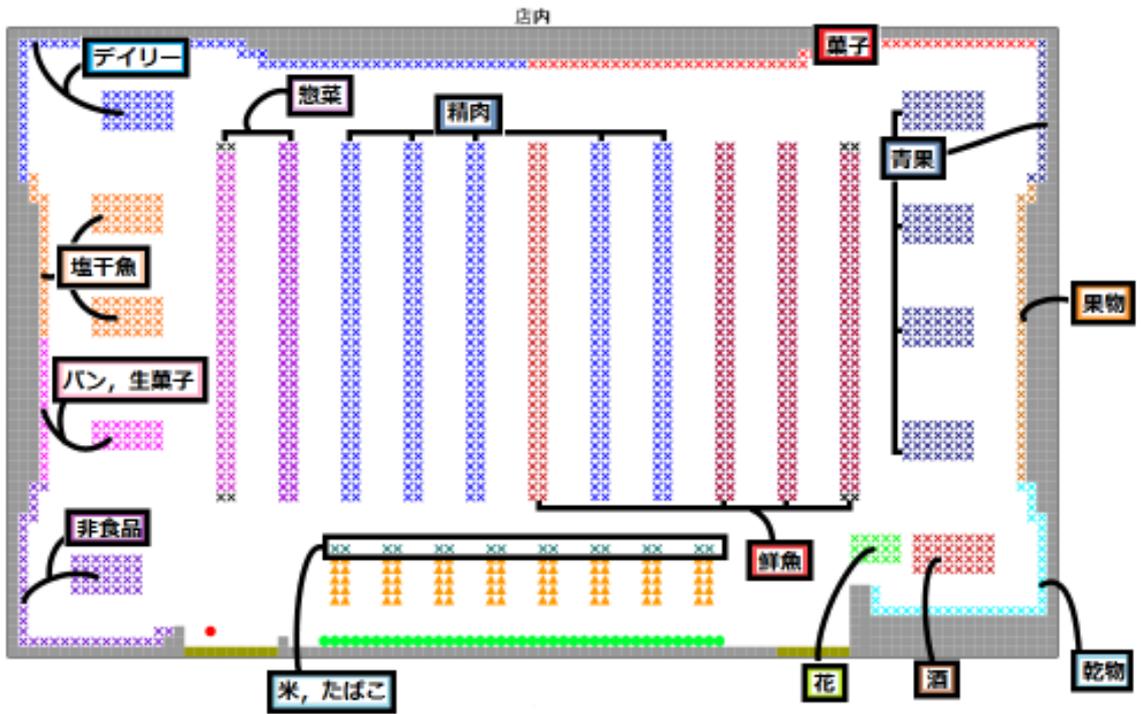


図 24. パターン 4

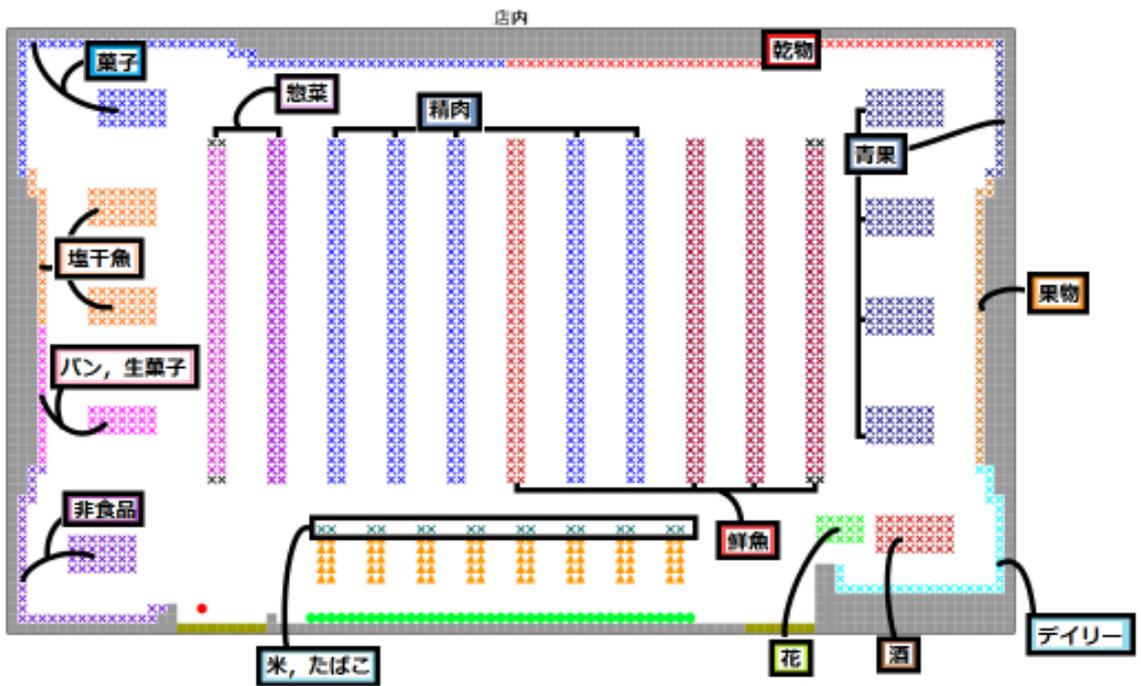


図 25. パターン 5

同様に中央売り場を左右対称とさせた商品配置が図 26, 図 27, 図 28, 図 29, 図 30 である。

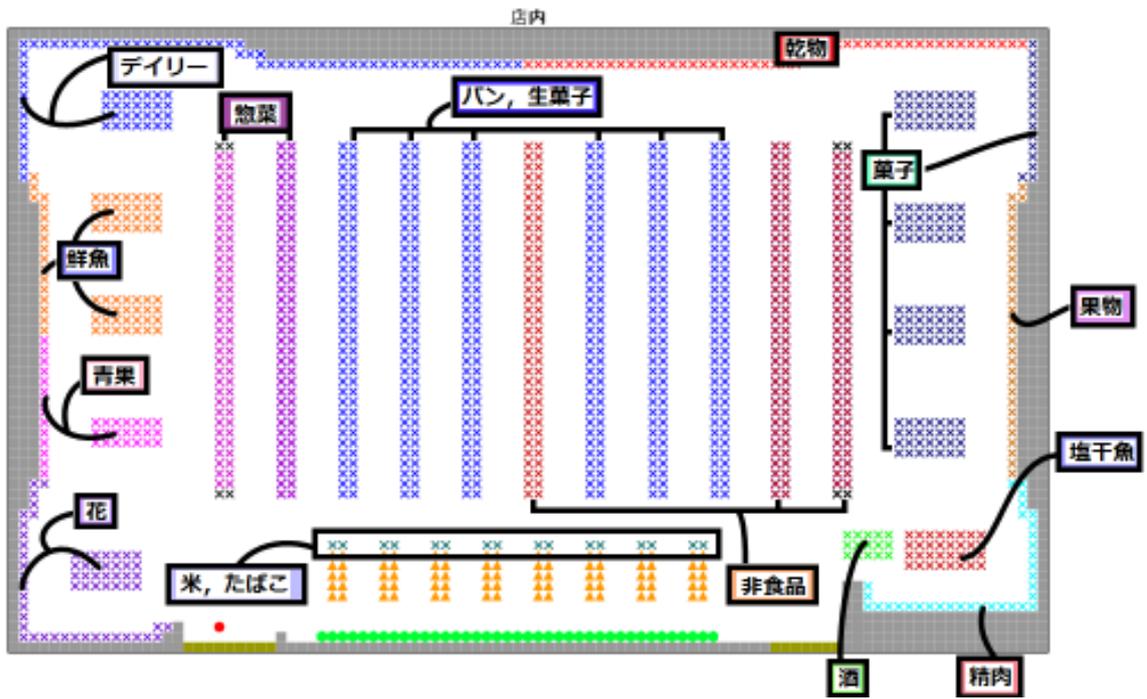


図 26. パターン 1 別 Version

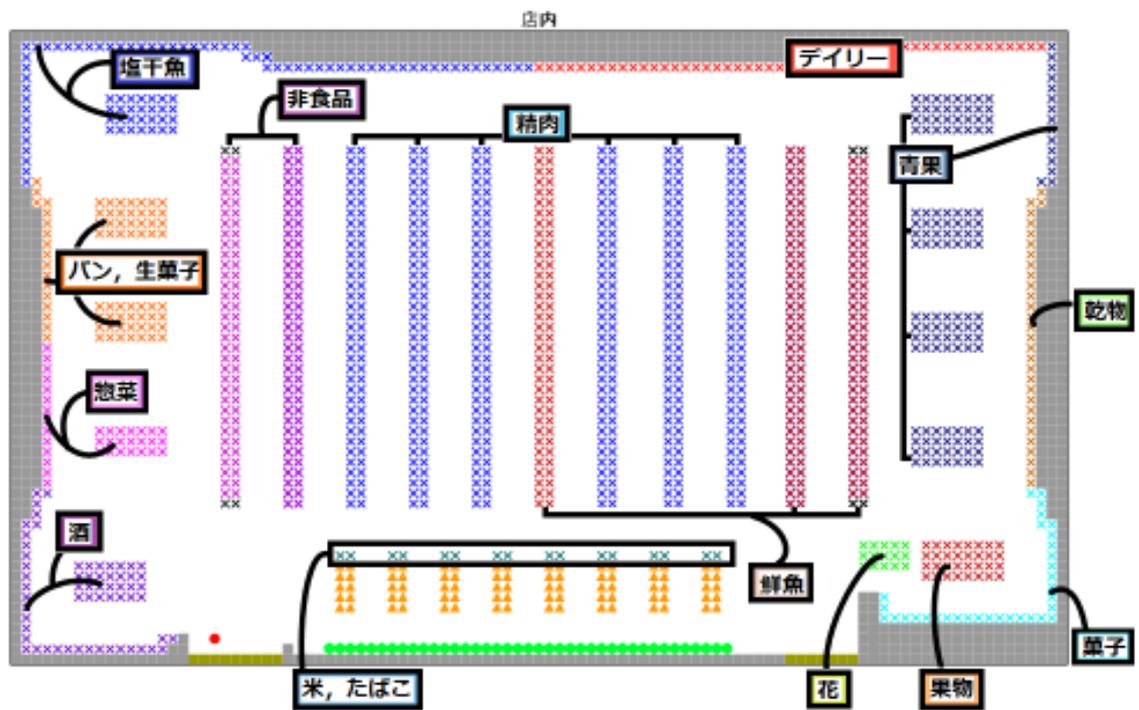


図 27. パターン 2 別 Version

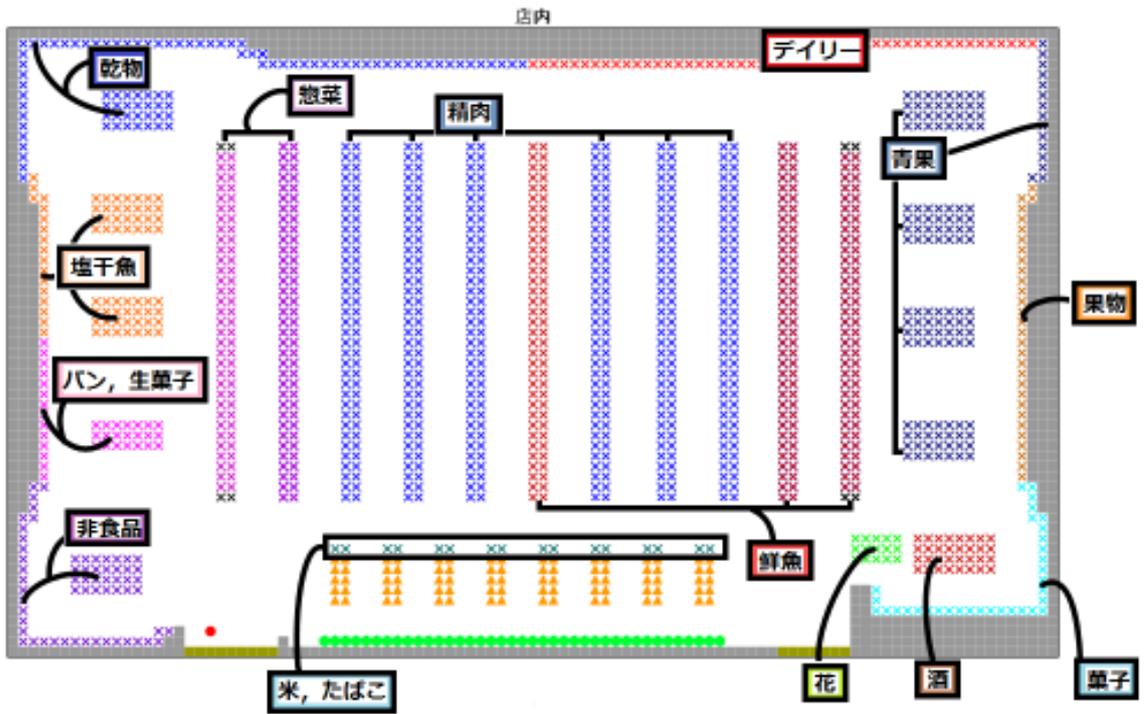


図 28. パターン 3 別 Version

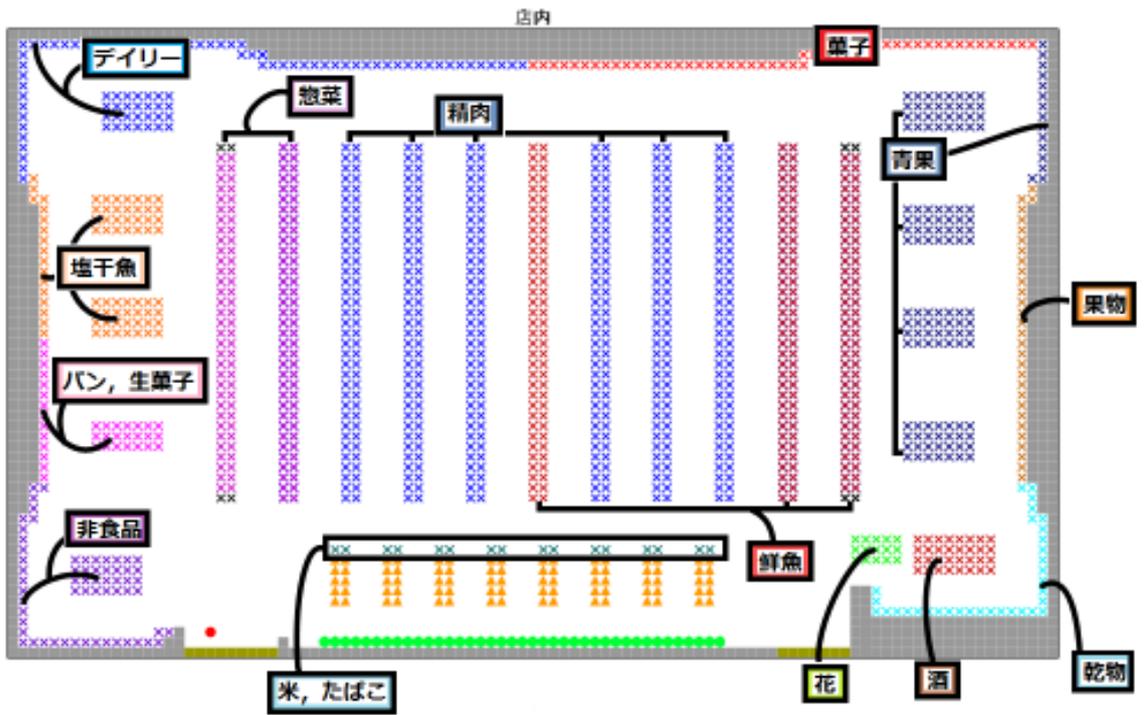


図 29. パターン 4 別 Version

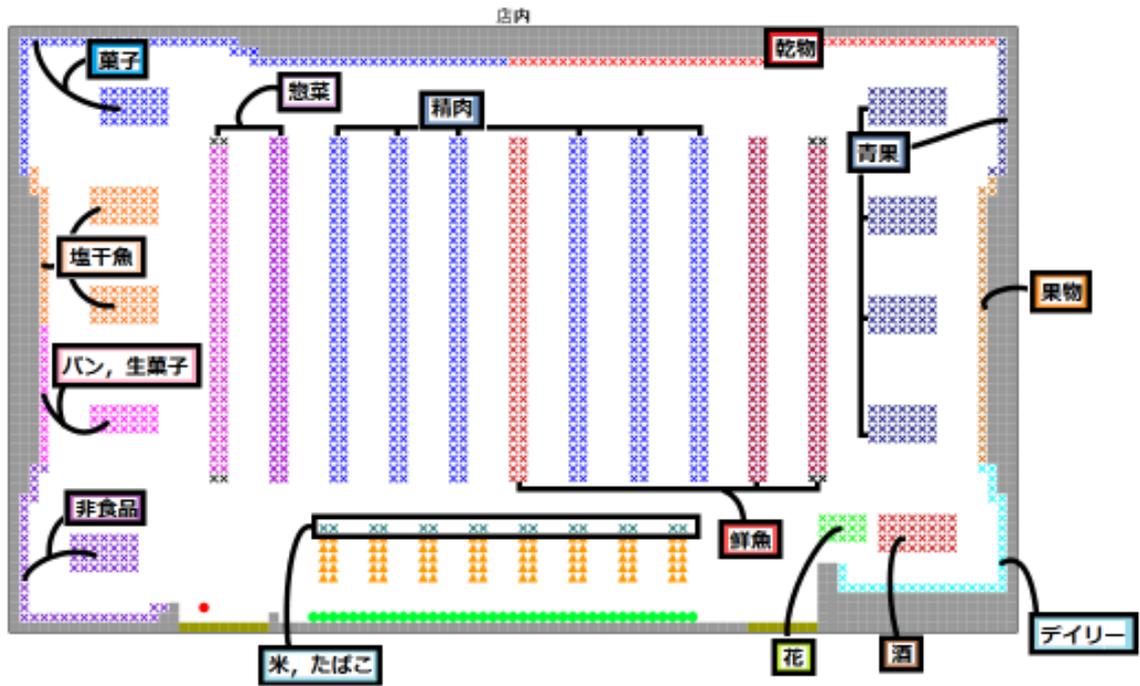


図 30. パターン 5 別 Version

次に無関連の商品部門を中央売り場に寄せた商品配置を図 31, 同様に中央売り場を左右対称にしたものを図 32 に示す.

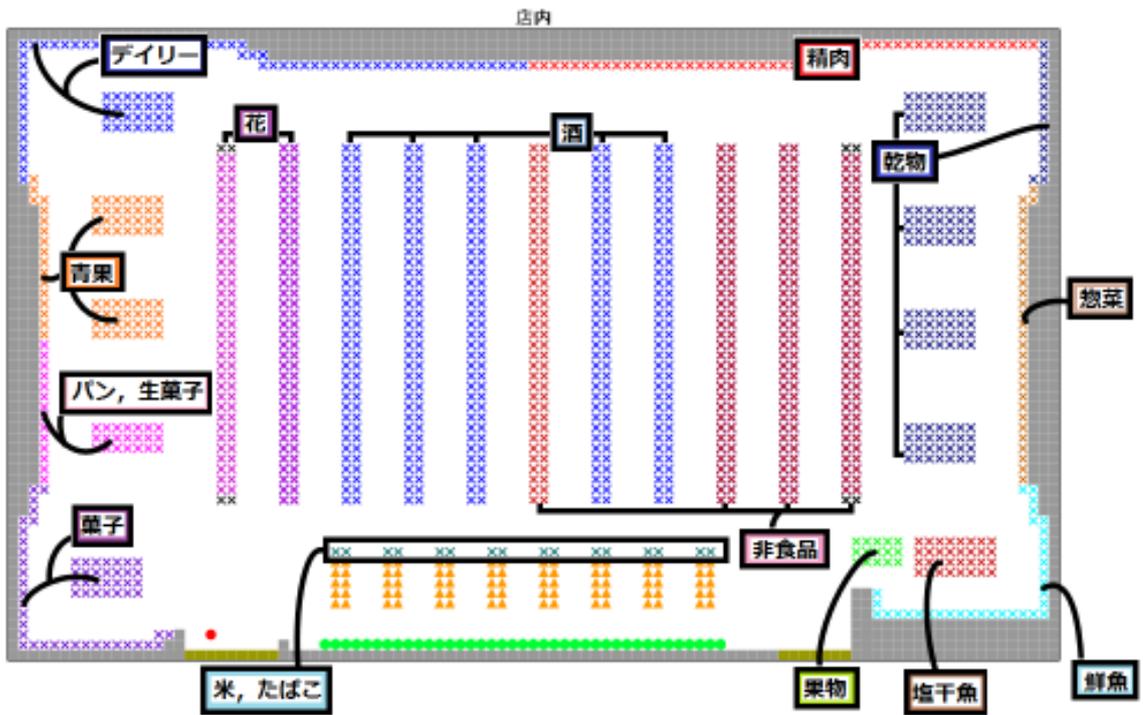


図 31. 新案モデル

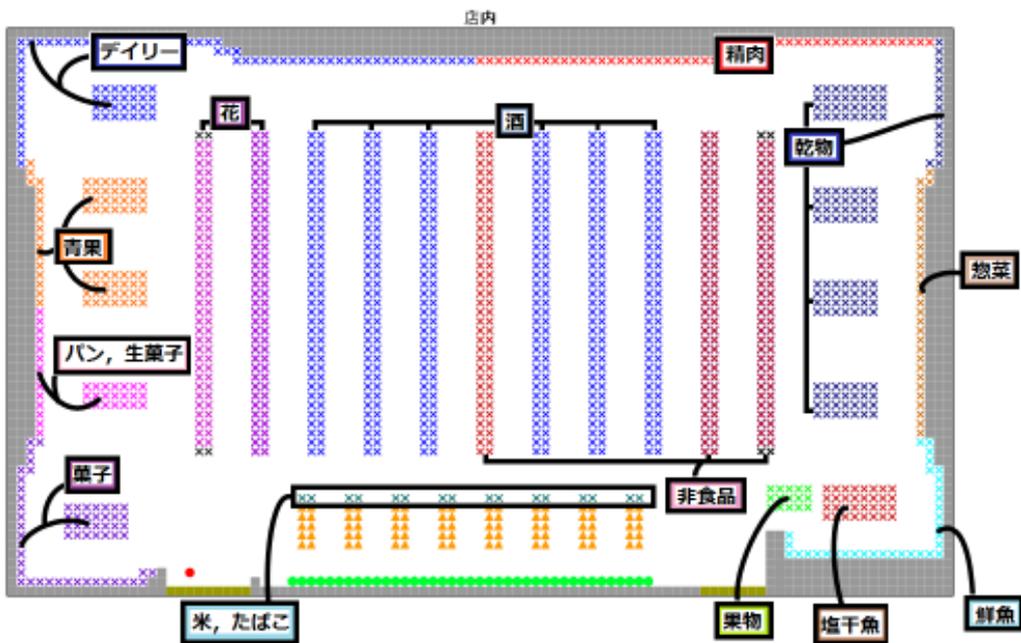


図 32. 新案モデル別 Version

以上の商品配置 18 パターンで各レイアウトを 5 回ずつシミュレーションする。

## 第4章 シミュレーション結果

開発したシミュレータを使ってデータを収集し、POS データとの差からシミュレータを評価する。

### 4.1 実験結果

今回のデータでは POP 影響力 1.5, POP 影響範囲 3.0, 顧客エージェント数 200 人に固定して実験を行う。シミュレーション結果と、POS データを以下に示す。

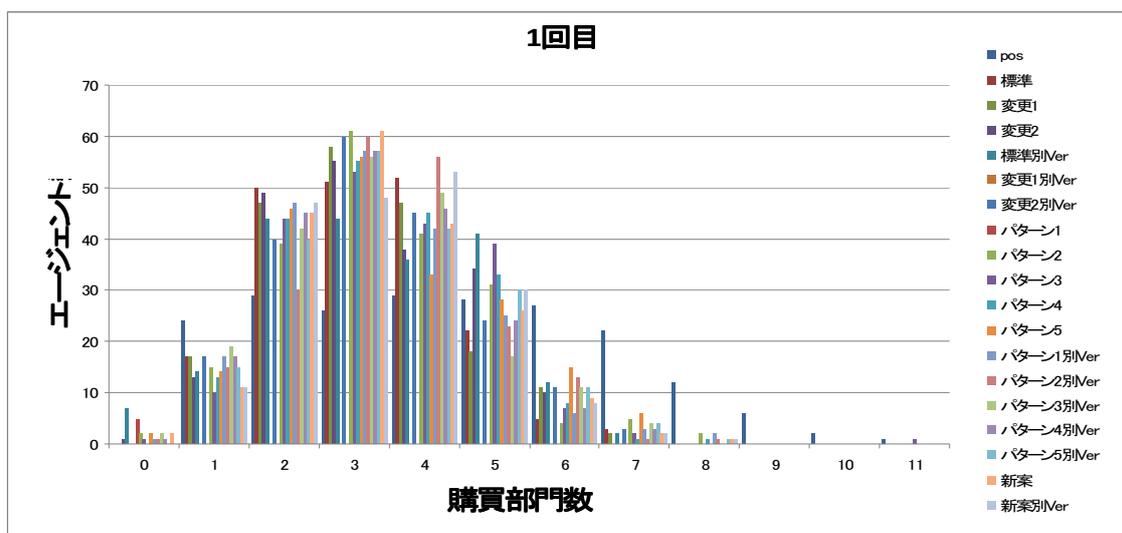


図 33. シミュレーション結果 (1 回目)

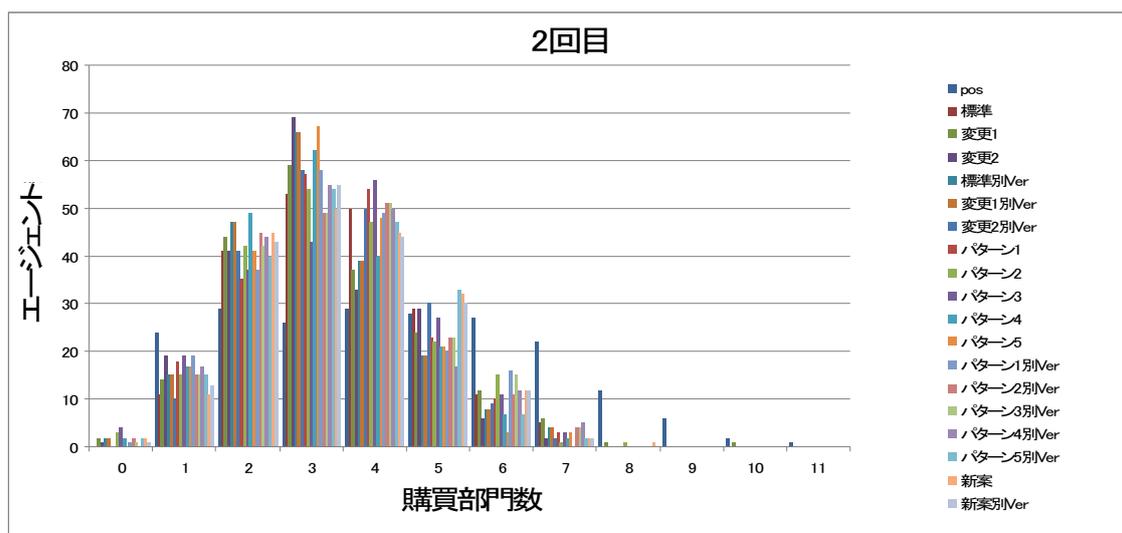


図 34. シミュレーション結果 (2 回目)

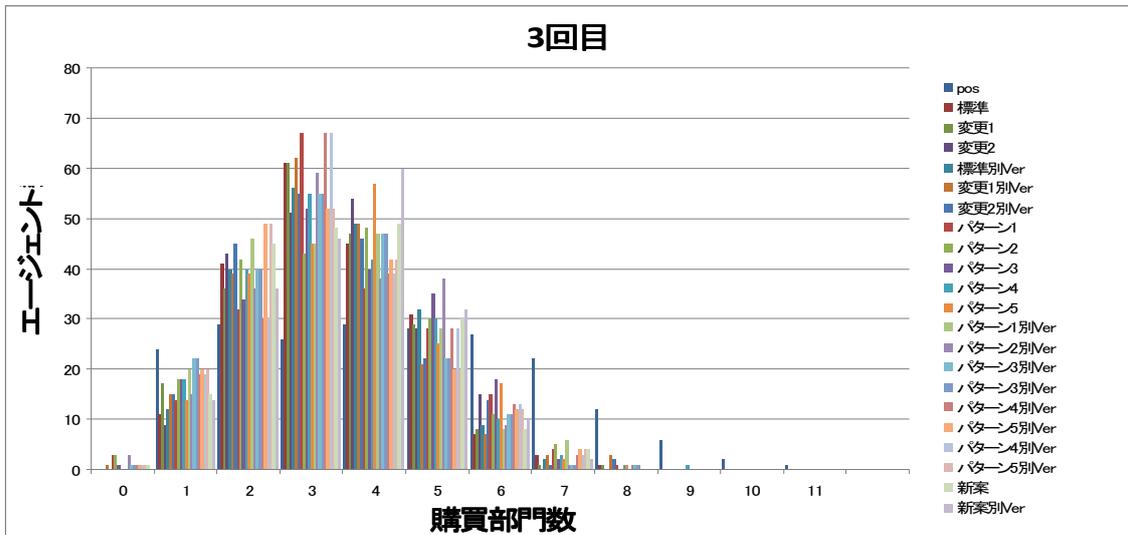


図 35. シミュレーション結果 (3 回目)

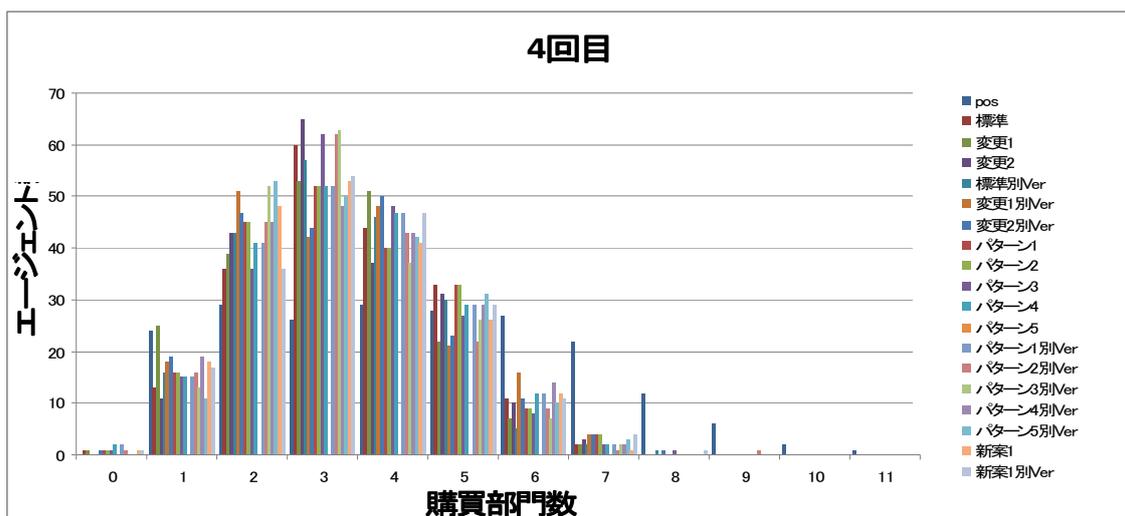


図 36. シミュレーション結果 (4 回目)

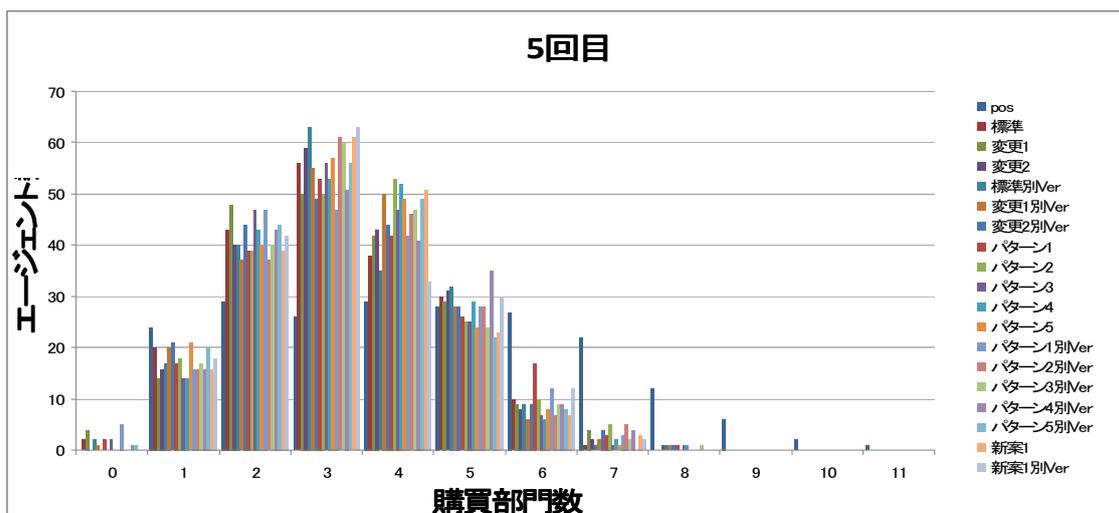


図 37. シミュレーション結果 (5 回目)

#### 4.2 考察

先述したパターン 3 の商品配置は 11 部門購入する顧客エージェントを 1 度だけシミュレートできたが、残念ながら 1 回のみであり、それ以降は他の商品配置モデルに比べ、購買部門数の最大値が 6 であった。そのため、相関の強い商品部門を離す商品配置はあまり価値が無いことが今回のシミュレーション結果で分かった。

全ての商品配置において、購買部門数が 3 個と 4 個の時だけエージェント数が増加する傾向にあることが分かった。

また、パターン 1 のように相関の強い商品を店の奥に配置することにより、一定量の購買部門数を維持できることがシミュレーション結果で分かった。

新案モデルにおいては、客導線が不規則になり、顧客の流れがランダムに変化することもシミュレーション結果を通して知ることができた。従って、売り場の混雑を極力避けるためには、中央売り場は無相関の商品部門を固めてはいけないことが分かった。

## 第5章 まとめ

### 5.1 結論

今回開発したシミュレータは確率のみで構成されているため、明確な商品配置の提案は難しいことが判明した。しかし、パターン 1 のように関連の強い商品を店の奥に配置することは、購入部門数の増加の一助になると考える。

また、無関連の商品部門が中央売場に密集すると主とする売り場経路（標準モデルでは青果，果物，鮮魚，精肉，デイリー，惣菜を通る道）が混雑することが分かっているため、中央売場に無関連の商品は固めるべきではない。

### 5.2 今後の展望

開発したシミュレータは、併買確率の高い商品部門が近くに配置される場合、併買確率の高い商品と一緒に買う確率が高くなることについては未実装である。そのため、アルゴリズムの改良と検証が課題として残った。また、商品部門を細分化させることや商品の金額を入力し、顧客の判断基準を設けることがより詳しいシミュレーションを行う上で必要になると考える。

## 謝辞

本研究を行うにあたり、数多くの方々のご指導、ご教授をしていただきました。ここに心より感謝致します。

お忙しい中、熱心にご指導してくださいました、阿部 武彦教授、福岡工業大学 田嶋拓也助教、武市 祥司准教授に深く感謝の意を表します。

株式会社構造計画研究所よりシミュレータ開発環境である“artisoc”を提供していただきました。心より感謝致します。

最後になりましたが、多くのアドバイスをしてくださいました阿部研究室の諸先輩方、本学4年生の皆様に心より感謝致します。

本当にありがとうございました。

## 参考文献

- [1] 生活協同組合コープこうべ, コープこうべのあゆみ,  
URL: <http://www.kobe.coop.or.jp/anohi/anohi4.html> , 4.最初のセルフサービス店の試み,  
アクセス日: 2009/12/11
- [2] 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”, 日本経営工学会論文誌, 2009
- [3] @IT 情報マネジメント — 情報システムの“企画・導入・設計・運用”の課題を解決  
する, アソシエーション分析 — @IT 情報マネジメント用語事典 ,  
URL: <http://www.atmarkit.co.jp/aig/04biz/associationanalysis.html> , アクセス日 :  
2009/9/20
- [4] 金明哲, フリーソフトによるデータマイニング,  
URL: [http://mjn.doshisha.ac.jp/R/0606\\_35.pdf](http://mjn.doshisha.ac.jp/R/0606_35.pdf) , アクセス日: 2009/11/14
- [5] 松村 清, ゴンドラエンドは売り場の華,  
URL: <http://www.drugstore-kenkyukai.co.jp/us-report/pdf/0901.pdf> , アクセス日 :  
2009/12/3
- [6] 永島幸夫, こんなにカンタン! 陳列の本, フォレスト出版, 2003, ISBN4-89451-156-8