

スーパーマーケットで客はどう動く？ -顧客動線分析とエージェントシミュレーションからわかること-

藤野俊樹 ○増田知昭 (東京工業大学)

How do customers move in a supermarket? -Based on customer flow line analysis and an agent simulation -

Toshiki FUJINO, Tomoaki MASUDA(Tokyo Institute of Technology)

Abstract— This thesis addresses a new behavioral model of customers which aims at grounding both actual purchasing and pedestrian behaviors in a supermarket. For this purpose, firstly we observe customer’s flow line with Radio Frequency Identification and analyze the Point of Sales data together with those obtained from the field survey. The main findings are that we can classify customers by flow line and that migratory behavior has redundancy. Based on them, we develop a model and pursue computational experiments. As a result, we confirm that reproducibility has improved to some extent.

1 序論

近年、我が国の総人口の減少と高齢化が同時に進んでいる¹⁾。このような動きは、需要が縮小することを意味している²⁾。これは、スーパーマーケットにも大きな影響を及ぼしている。実際、スーパーマーケットの売上は減少または横ばい状態である³⁾。そのような問題がある中で、スーパーは生き残りをかけ売上の維持又は、向上を目指す必要がある。売上を向上させるための一つの方法として、セールスプロモーションが挙げられる。

小売店にて行われているセールスプロモーションは大きく2種類に分類することが可能である。1つは価格プロモーション、特別陳列、POP広告、デモンストレーション販売といった店内に対して行われるセールスプロモーションである。もう1つはチラシ広告、ポイントサービス、懸賞といった店外に対して行われるセールスプロモーションである²⁾。

また流通経済研究所によると、顧客の購買数の8割は店内にて購買の意思決定をする非計画購買である²⁾。従って、店内の顧客に対して効果的にセールスプロモーションを行うことが、小売店にとって重要な施策となる。

店舗内の顧客に対して効果的なセールスプロモーションを行うには、顧客の店舗内での行動を把握することが必要である。店舗内の顧客行動を把握するために、様々な方法で行われている。例えば、店舗にあるカートに加速度センサを用いて、顧客行動の取得する方法やカメラを用いた顧客行動取得がある^{4, 5)}。また、大量のPoint of Sales (POS) データを利用した顧客購買履歴からの顧客の分析や、Radio Frequency Identification (RFID) を用いて、顧客の移動データを取得し、移動経路を分析する動線分析手法などより効率的に店舗内の顧客行動を把握しようとする方法が行われている^{6, 7, 8, 9)}。

さらに、店舗内の各顧客をエージェントとみなし、店舗内の購買行動をモデル化し、全体として創発される現象を観察・分析するAgent-Based Simulation(ABS)に関する研究も行われている^{10, 11)}。そのような結果を用いて、店舗内に陳列する商品の選択や店舗レイアウトの決定に生かされている¹²⁾。

これらのABSを用いたシミュレータの中で、顧客の購買履歴のみだけでなく、店舗内を回遊する回遊行

動まで着目しているABSはABISSとそれを改良したABISS2.0のみである^{13, 14)}。しかし、ABISS2.0は実際に来店されたお客を表現できているとは言いがたい。

そこで、本研究では、店舗内実験や購買履歴から得られた店舗内の顧客行動を基に、顧客のセグメント化を行い、セグメントごとに行動モデルの作成と、顧客の立寄りを考慮した行動モデルを作成し、ABISS2.0に導入する。そして、実データと比較し、店舗内の顧客行動の再現性向上を目指す。

再現性を向上させることによって、実際の店舗で使用する時に、売場環境に適した販売促進施策のシミュレーションが可能になり、店舗の意思決定に貢献することが期待できる。

2 関連研究

この章では、ABMによる顧客行動の関連研究について述べる。

2.1 ABMに関する関連研究

関連研究のいくつかを抜粋したものを以下に示す(Table 1)。

Table 1: 関連研究

	目的	評価	
		購買	回遊
豊嶋	顧客行動モデルの提案	×	×
山田	レイアウトの効果測定	×	×
田嶋	売場レイアウトの提案	○	×
増田	レイアウトの効果測定	○	×
本研究	顧客行動モデルの提案	○	○

豊嶋らは、RFIDを用いて顧客の移動履歴を取得し、モデルの提案を行っている¹⁵⁾。山田らは、計画・非計画を考慮したモデルを構築し、POP広告を配置した場合や店舗レイアウトを変更した場合の滞在時間の変化について考察している¹¹⁾。しかし、どれもシミュレー

ション結果を定量的に評価されていない。

また、田嶋は、商品間の相関関係を取り入れた、モデルを作成し、購買点数が増加するような、施策や店舗レイアウトを導出している¹⁶⁾。増田は、実際の店舗の売上データを用いて、店舗内空間行動モデルを作成している。そのモデルを用いて、店舗内購買行動と店舗レイアウトの関連効果を分析、検証し、アンケートでその結果の確認を行っている¹²⁾。しかし、どの研究でも回遊行動については、評価されていない。

以上のように AMB による顧客行動に関する研究の中で、購買行動と店舗内の回遊行動を同時に考慮し、定量的に評価しているものは少なく、実際の顧客行動を表現できているものは、存在しないのが現状である。

3 ABISS,ABISS-2nd

この章では、今まで開発を行ってきた、ABISS やその改良版である ABISS2.0 について説明する。

3.1 ABISS,ABISS2.0 について

ABISS は、小売店マネージャーの意思決定支援ツールを目標として開発された。ABISS は島根県浜田市にあるスーパーマーケットをターゲットとしている。店舗の取引概要を Table 2 に示す。

Table 2: ターゲット店舗の取引概要 (2011 年 3 月 4 日)

営業時間	9:00 ~ 21:00
一日のレジ通過人数	1855 人
一日の総取引点数	16282 点
一日の総取引金額	2,862,607 円
取得日	2011 年 3 月 4 日
ポイントカード使用率	85%
ショッピングカート 使用率 (観測)	50%

ABISS は、ターゲットの店舗を基にした 2 次元仮想店舗内を Agent が回遊しながら、商品を購入しているシミュレータである。ABISS は、POS データを用いてパラメータ設定をした購買行動モデルと、ストアマネージャーへのインタビューを基にした店舗内回遊モデルが導入されている。ここでの回遊モデルは、インタビューや店舗観察から、生鮮 3 品を中心とした主通路を通りながら店舗奥まで移動している顧客が多いこと。また、主通路訪問後に、定番商品売り場、レジ付近売場の商品を購入する顧客が多いことから、商品を購入する順番を主通路の商品、定番売場、レジ付近売場の順に設定している。

以上のように、ABISS の回遊行動はストアマネージャーへのインタビューと店舗観察を基にした定性的なものであった。従って、店内回遊を定量的に評価されていない。

その問題を解決するために、店舗内回遊行動を店内実験より導出されたシナリオを用いて ABISS2.0 に改良されている。

顧客の店舗内の回遊行動を店舗内の商品棚とショッピングカゴにつけた RFID タグを用いて取得している。その結果から、店舗内を 1 週回遊する顧客と 2 週回遊する顧客を表現できなければならないとの知見を示し、2 週回遊モデルを導入している¹⁷⁾。

さらに、店舗につけたタグが少なく、詳細な顧客の回遊行動を取得できていないため、ABISS2.0 では、購買履歴の分析結果を基に、商品間のアソシエーションルールを作成し、顧客の回遊行動モデルを決定している。アソシエーションルールとは、2 商品間の購買の関係を表すもので、ある商品が購買されたときに、もう一方の商品が購買される条件付確率を表したものである。その確率を基に、購買商品を決している。

3.2 ABISS2.0 の問題点

ABISS2.0 は、シミュレーション結果と店舗内実験の結果を定量的に評価している。しかし、ABISS2.0 は実際に来店した顧客の店舗内の行動との誤差を 15%以内を目指していたが、その目標を達成できていない¹⁸⁾。回遊行動のシミュレーション結果を Table 3 に示す。また、店舗内のアンテナ位置を Fig. 1 に示す。

Table 3: ABISS2.0 シミュレーション結果 (回遊)

	客数	Place1	Place2	Place3	Place4
RFID	2100	2270	1614	1244	540
ABISS2.0	2100	2084	633	312	253
一致率 (%)		90.1	39.2	25.1	46.8



Fig. 1: ABISS2.0 時のアンテナ位置

ここでの評価の方法としては、店内実験より得られた特定の場所の顧客の通過回数とシミュレーション結果の通過回数の比較で行っている。店内の特定の場所の通過回数を把握することで、ある程度の店舗内での顧客行動を把握することが可能であると考えられる。従って、通過回数でモデルの評価を行っている。その一致率が高いほどシミュレータの精度が良いと言える。

ABISS の目的としては、顧客が店舗内でどのような行動をとるかを分析し、店舗の意思決定支援ができるツールとなることである。従って、シミュレータの精度が良くない状態で店舗の意思決定を行っても、良い効果が得られるかどうかは分からない。

精度が良くなかった原因として以下のようなことが考えられる。

- RFID の店内実験のデータの精度がよくない
- POS データと店内実験の結果が結びついていない

一つ目の RFID の店舗内実験のデータの精度については、店舗内で得られる顧客行動のデータの精度が良くないと、その取得したデータを用いた分析の精度も良くない結果となることが考えられる。さらに、その分

析結果を基にモデルを作成すると、モデルの中で誤差が生じてくる可能性がある。従って、取得できるデータの質は良い方が良いと思われる。

ABISS2.0のモデルを構築する時には、Fig. 1のように、店舗内には4つのアンテナしかなく、顧客の店舗内での行動を把握しきれていなかった。そこで、北澤らは顧客行動の詳細なシナリオを抽出するのではなく、商品単位でのシナリオを生成している¹⁸⁾。

我々が行ってきた店舗内実験でも、取得するデータの精度を上げるために、実験の見直しを行い実験を行ってきた^{17, 14)}。本研究内で用いる店舗内実験は¹⁴⁾が行ったものと同様のものである。今回用いたものでも、顧客がどの通路を通っているかなどの詳細な行動までは把握するのは、困難である。従って、よりよい精度で店舗内の顧客行動を把握することができれば、より精度の良いシミュレータを開発することが可能な可能性が考えられる。

二つ目の原因は、ABISS2.0を構築するとき用いた店舗内実験のデータとPOSが結びついていなかったことがあげられる。そのため、全体の顧客の流れは把握可能であるが、顧客個人の行動を把握することができないという問題がある。そこで、ある特定の顧客が何を購買し、どのように移動しているかのデータを取得し、分析する必要がある。その分析データに基づいてモデルを構築することで、ミクロな顧客行動を表現できる可能性がある。以上のことから、顧客の店舗内での移動経路を把握することができ、さらに購買履歴と結びつけて、顧客の購買と移動経路を把握できるような実験が必要である。

4 RFIDを用いた店舗内実験

この章では、ターゲット店舗で行ったRFIDを用いた店舗内実験について説明する。この実験では、ABISS2.0のモデルを構築するときに行った店舗内実験よりアンテナの数を増やし、さらに、店内実験の結果と購買履歴を紐付け可能にした実験である。

4.1 店舗内実験設定

ICタグを店内に用意されている買い物カート53台に取り付けて使用する。また店内には、売り場の8か所とそれぞれのレジに6か所、計14か所に配置をした。さらに、店内の店員5名に装着してもらった。店内のアンテナの位置をFig. 2に実験環境をTable 4に示す。また、ショッピングカートに装着したタグの様子をFig. 3に、店舗内に装着したアンテナタグの様子をFig. 4に示す。

Table 4: 実験設定

実験期間	2011年3月3日から5日
場所	島根県浜田市
タグの配置	カート 53 台 什器 7 台 レジ 6 台 従業員 5 台

4.1.1 実験誤差

POSデータより2011年3月4日の来店人数は、1870人と判明した。また、カートに取り付けたRFIDから得られたデータは51台分である。カートの使用率を用

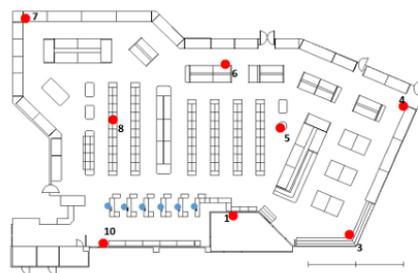


Fig. 2: アンテナ位置 (2011年3月4日)



Fig. 3: ショッピングカートに装着したRFIDタグ Fig. 4: 店内に装着したRFIDタグ

いてサンプリング数の期待値を計算すると以下のようになる。

$$1870 \times 0.5 \times (51 \div 100) = 476 \quad (1)$$

実験におけるサンプリング数は332人であった。ここから、誤差は30.37%となる。よって、カート使用率の観測誤差や取得データの誤差などを鑑みて、本研究における行動モデルは、誤差35%以内を目指すこととする。

4.2 店舗内実験結果

取得した顧客の店舗内回遊行動実データのうち、2011年3月4日のデータを解析した。各Place間の移動パターンを分析した結果112のパターンが得られた。そのうち2人以上が同じ動線パターンは、32パターンであった。その32の動線パターンをTable 5に示す。

Table 5では、[Place3→Place4]の移動を[34]と簡略化して記述している。動線パターンはアンテナ間の移動のみを抽出しており、同じアンテナの前を何度も行き来しても1回しか記述されていない。ただし、別のアンテナのところに行き、またもとの場所に戻ってきた場合はカウントしている。

Table 5から、店舗の外周のアンテナのみ受信しているパターンや店舗の外周と中央のアンテナを受信しているパターンが存在することがわかる。また、どこの電波も受信していないパターンも存在している。Table 5では、動線パターンなしで分類は不明としている。店舗中央にはアンテナの数が少ないため、その部分を移動している可能性もある。しかし、動線の詳細はわからない。顧客は、商品を購入するときには、必ずその商品の前を通過していることが考えられる。

そこで、今回の実験データと購買履歴をあわせることで、アンテナがない部分についても顧客の動線を知ることが期待できる。そこで、次に店内実験と購買履歴の紐付けを行い、店舗内での顧客行動の分析を行った。

Table 5: RFID 実験解析結果 (動線パターン)

分類	動線パターン	人数	動線パターン	人数
不明	なし	35		
外周	3	24	347	5
	4	2	367	41
	6	9	376	3
	7	13	467	3
	34	6	737	2
	36	16	3467	15
	37	21	34676	4
	46	2	34767	4
	47	2	34673670	2
	67	16	3467676	2
外周 + 中央	346	4		
	57	2	3475	2
	75	2	35670	3
	357	3	36750	2
	567	2	36780	2
	675	2	345670	3

4.3 店舗内顧客行動分析

購買履歴である POS データと RFID を用いた店舗内実験より得られたデータを使用して、店舗内の顧客行動分析を行う。顧客の店舗内の行動としては、Fig. ?? の入り口から入店し、店舗内を回り、レジを通過し退店していく顧客行動と仮定している。

本研究では、動線長を入り口から、レジまでの移動した距離とし、Fig. 5 で示すように通路を辿、分かれ道を節と考え、通過したと思われる辺を決定し、動線長を計算する。動線長も POS データと RFID のデータを紐付けしたデータを使用する。POS データの一部を Table 6 に示す。Table 6 の商品名称とライン名称から、顧客の購買した商品とその購買した商品の置かれてある棚の位置が分かる。そこから、購買した商品の棚の前の通路を通過したと仮定する。



Fig. 5: 店舗内の辺と頂点

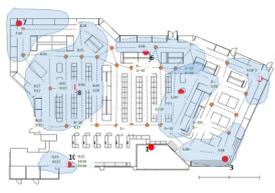


Fig. 6: アンテナの電波強度

Table 6: Pos データ例

日付	時間	顧客ID	商品名称	ライン名称	価格	個数
2011/3/4	12:25:00	xxxxxxx	のどくろ	丸物	xxx	1

RFID による店内実験の結果からは、通信先のアンテナタグ番号と電波強度によって、どの通路を通ったかを判定する。それぞれのアンテナの通信範囲を示したものを Fig. 6 に示す。水色で囲まれた部分がそのアンテナタグが通信できる範囲を示している。以上のように、

POS と RFID を用いて動線長を決定する。ただ、Fig. 6 にあるように、店舗中央付近など電波範囲外の部分も存在することや、隣り合う二つの通路の電波強度の差があまりないなどの理由から、どの通路をとったかを特定することは困難である。従って、POS と RFID の結果からある程度の動線を推測することを試みる。

分析対象人数は、2011 年 3 月 4 日の POS データと RFID を紐付けした結果得られた顧客のうち、50 名のデータを用いて分析を行った。3 月 4 日の時間帯ごとの来店者数と分析した 50 名の来店時間帯を Fig. 7 に示す。グラフの青い棒グラフが来店人数を表しており、赤い棒グラフが分析した人数を表している。

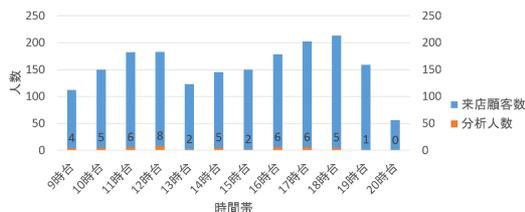


Fig. 7: 時間帯別来店人数と分析人数

4.4 店舗内顧客行動分析結果

店舗へのインタビューから、店舗の外周を回る顧客、外周と店舗中央を移動する顧客が存在することが分かった。それを踏まえて 50 人すべての顧客動線を確認したところ、顧客を動線長の種類により 3 つのタイプに分類可能であることがわかった。

一つ目は、店舗の中央の棚のみに行く動線長である (Fig. 8)。Fig 8 の青い線が動線をあらわし、赤の星印が購買商品の位置を表している。この顧客は、店舗中央にある定番商品や日用品のみ購買しに来ている顧客である可能性が高く、他の商品の場所には、行かずに退店する行動である。これは、ある特定の商品のみを購買しに来ている顧客の可能性もある。また、ほしい商品の場所に迷わずに行っていることから、商品の位置を把握しているよく来店する顧客の可能性が高い。この顧客群は、ほしい商品のところへ直線的に移動しており、回遊の冗長性が少ないことが考えられる。また動線長も短くなる傾向がある。

二つ目は、店舗のメイン通路である、野菜売場、鮮魚売場、精肉売場、飲料売場、惣菜・パン売場を一周する外周にある商品を購入しながら、移動する顧客である (Fig. 9)。この顧客は、一般に良く売れるとされる商品が多くそろっているメイン通路 (外周) のみを通り購買しながら、退店していく顧客行動である。その日の食事の材料のみを購入するような顧客の可能性もある。

三つ目は、外周と中央両方いく顧客である。メイン通路である外周を回りつつ、店舗中央の棚の商品を購買しにいき、またメイン通路にもどるといような行動をする顧客である (Fig. 10)。この顧客は比較的他の 2 つの顧客セグメントより多くの購買商品を購入していることが見て取れた。また、動線長に関しても、他の顧客セグメントより長くなっている。実際の店舗の見学で、子供連れの顧客が精肉を選んでる時に、子供のおねだりで、店舗中央にあるお菓子売場へ移動している行動が見て取れた。また、店舗中央の商品や商

品名が書かれた POP を見て、思い出したように中央の商品を購入しに行っている顧客が存在した。この外周と中央に共に移動する顧客はそのような顧客の可能性はある。

それぞれの顧客を分類する基準としては、RFID を用いた店舗内実験と購買履歴より店舗中央と外周のアンテナを受信しているかどうかと購買した商品の位置で判定を行った。分類結果を Table 7 に示す。

Table 7: 顧客分類結果

分類	中央	外周	外周+中央
人数(人)	3	14	33
割合(%)	6	28	66
動線長平均(m)	59.30	145.6	222.9
購買点数平均(点)	7.660	7.710	15.06



Fig. 8: 店舗中央の商品を購入する顧客動線



Fig. 9: 店舗外周(メイン通路)の商品を購入する顧客動線

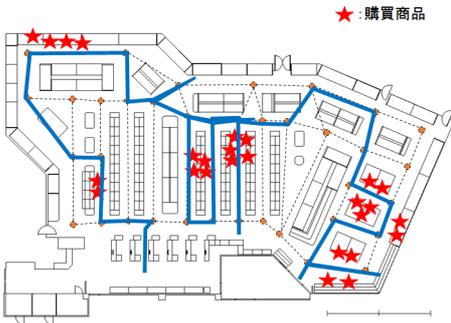


Fig. 10: 店舗外周と中央の商品のみ購入する顧客動線

また、購買履歴と店舗内実験の結果を結びつけた結果、それぞれのアンテナ付近の通過回数とアンテナ付近での購買している人数の関係が分かるようになった。それぞれのアンテナ付近の通過回数とアンテナ付近の購買人数の結果を Table 8 に示す。

Table 8 から、通過人数より購買人数が少ない場所があることが分かる。これは、その商品の場所には行くが購入しないような行動であると考えられる。実際の店舗見学で、顧客は、商品を購入しなくても、商品を手にとったり、安い商品はないかを探しながら店内を回遊していることが見受けられた。また、いろいろな商品を見て回り、それぞれを比較しながら購買しているようすも伺えた。Place3 ~ Place8 の売場写真を Fig. 11 ~ Fig. 16 に示す。

特に、Place3, Place4, Place7 での違いが大きいことがわかる。

Place3 付近では、野菜が売られている。特に入口付近では、季節物が売られていることが多く、季節物は

Table 8: アンテナ付近の通過回数と購買人数

	Place3	Place4	Place5	Place6	Place7	Place8
通過回数(人)	38	12	9	25	35	2
アンテナ付近の購買人数(人)	25	6	8	22	18	2



Fig. 11: place3 付近の売場 Fig. 12: place4 付近の売場

安くして、顧客を呼び込む商品である。実際の現場見学の際にも、この場所では、入れ替えが多く、手に取ったが購入しなかったり、商品を見て回っている顧客が多かった。

Place4 付近では、練り物や漬物や日配特売が売られている。特売品を見にこの場所を訪れる顧客がいる可能性がある。そのような顧客が立寄ることで、通過回数が多くなっていることが考えられる。Place7 付近では、牛乳や豆腐が売られている。牛乳と豆腐は、食パン、玉子と共に白物4品といわれている。白物4品とは、購入頻度が高く、決して切らさないように気をつけなければならない商品である。さらに、賞味期限が短くお客が鮮度に敏感になりがちな商品である。従って、これらの商品は、賞味期限が近づくと割引される可能性が高い。そのようなことから、この場所に立寄る顧客は多いと思われる。

以上のようなことは、行動の冗長性であると考えられる。実際には購入しないが、その商品の前を通ったり、立寄ったりする行動である。しかし、現在のモデルでは、その冗長性が考慮されていない。従って、顧客行動の冗長性を考慮したモデルにすることで、店舗内の回遊行動の再現性を向上できるのではないかと考えられる。

今回の実験で分かったことは以下の2点である。

- 顧客を顧客動線により分類可能
- 顧客の回遊行動には冗長性がある

そこで、顧客を動線の種類によりセグメント化したモデルと顧客の回遊行動の冗長性を考慮したモデルの構築を行う。

5 顧客セグメントの導入

本章では、店舗内顧客行動分析の結果から得られた一つ目の顧客のセグメント化を導入し、シミュレーションを行い評価を行う。



Fig. 13: place5 付近の売場 Fig. 14: place6 付近の売場



Fig. 15: place7 付近の売場 Fig. 16: place8 付近の売場

5.1 シミュレーション基本設定

5.1.1 空間

ターゲット店舗を、顧客の大きさである 1 セル 60cm×60cm を基準として、ターゲット店舗の CAD 図を基に仮想店舗を表現している。仮想店舗内には壁の他に、入口、レジ、商品が設定されている。商品は、Table 9 に示すターゲット店舗で用いられている商品区分と棚位置によって分類されており、合計 1176 品が設定されている。それぞれの商品が平均単価、購買選択確率を持つ。

Table 9: 商品区分 (一部)

	名称		
野菜	01 根菜類	02 葉茎菜類	03 洋菜類
	05 豆類	06 土物類	07 果菜類
	09 根菜類	10 葉茎菜類	11 洋菜類
鮮魚	01 刺身	02 刺身材料	03 海鮮惣菜
	05 鮭	06 丸物	07 海老・蟹
	09 貝・海草	10 うなぎ	

5.1.2 シミュレーション時間

1秒1ステップとして、営業時間である12時間、43200ステップを1回のシミュレーションとする。

5.1.3 顧客 Agent

顧客エージェントは入口にて生成される。そして、レジに到達したときに自身のログを残し削除される。顧客エージェントの进店確率は、POS データを基にしたポアソン分布に従って決定される。顧客 Agent は、进店時に Table 7 の割合によりどの属性になるか決定する。顧客 Agent は店内では、大まかに以下のような動きをする。まず、进店時に購買予定リストを設定する。店内ではリストに従って店舗内を回遊するが、回遊途中で商品周辺を通った場合は、購買予定リストの商品があれば必ず購入する。購買予定リストの商品がなくなったら、顧客 Agent はレジに向かい退店処理を行う。退店時には、进店時に設定した計画購買リスト、店内での移動軌跡や購買履歴をログに残す。

5.1.4 顧客 Agent のパラメータ

各顧客 Agent の持つパラメータを説明する。

● 購買リスト

購買数は、Fig. 17 の分布によって決定される。購買する商品の種類は、全商品の中から、購買選択確率をもとにランダムで決定している。購買選択確率は以下のように決定する。まず、各売場セルの Purchase Incidence(PI) を式 2 より計算する。次に、売り場全体のセルの合計を 100%としたときの比を確率とする。

$$(PI) = (\text{各商品の販売点数}) \div (\text{総客数}) \quad (2)$$

ただし、各商品の販売点数や総客数は属性ごとに計算しているため、顧客 Agent の属性により購買する確率は異なる。属性ごとの購買確率は、店内実験と購買履歴からの顧客行動分析により設定している。

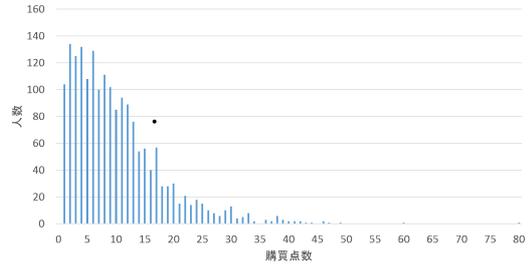


Fig. 17: 購買点数分布 (2011年3月4日)

● 店内行動

进店時に購買点数と購買商品リストを決定する。

自分の周囲に商品がある場合に行われる処理を示す。購買商品リストの商品は、100パーセントの確率で購買をしていく。

顧客 Agent の現地点から目標値までのルートはダイクストラ法で導出する。ダイクストラ法でコスト計算をする時、自分から半径5セルの範囲に他の顧客 Agent が存在する場合、周囲の顧客 Agent がいるセルのコストを5として計算する。これにより、通路が他の顧客 Agent で塞がれていた場合に迂回するという行動を表現している。

購買リストを購買し終わった場合に行う処理を示す。最短距離でレジに向かう。レジについたときに顧客 Agent の ID、計画購買商品のリスト、実際に購買した商品のリスト、进店時に決定したセグメント番号、进店時から退店時に通った全てのセルの軌跡、総購買商品数、総購買金額をログとして残す。ログを残した後は、退店とみなして顧客 Agent は消滅する。

退店時に出力したログを入力として、顧客 Agent ログ再生ソフトにより、各顧客 Agent の動線を描画することが可能である。

5.1.5 出力データ

顧客 Agent が残すログの他に、以下のログを記録する。

- 各商品の総購買数、購買金額
各商品の ID、単価、計画購買数・金額を記録する。
- 店内各セルの顧客 Agent 通過回数
店内の各セル上を顧客 Agent が合計で何回通過したかを記録する。通路の人流を確認することができる。
- 全顧客 Agent の記録一覧
全ての顧客 Agent の进店 Step、退店 Step、総購買数、総 (購買数) 購買金額、総購買重量、退店理由、動線長、顧客の属性を一覧として記録する。

- 各 Place 通過回数 RFID 店内実験で設定した Place 3, Place 4, Place 5, Place 6, Place 7, Place 8 の間を、顧客 Agent がどのような順番で通過したかを記録する。顧客 Agent が店内をどのように移動したかを確認することができる。

5.2 シミュレーション結果

顧客のセグメント化を行ったモデルでのシミュレーション結果を示し、評価、考察を行う。

5.2.1 シミュレーション設定

RFID 店舗内実験にて用いた日にちと同じ、2011 年 3 月 4 日を表現する。各商品の設定は 2011 年 3 月 4 日の POS データを用いる。顧客のセグメントわけについては、同じく、2011 年 3 月 4 日の POS データと RFID 店舗内実験の結果から、中央のみの顧客の割合 6 パーセント、外周のみが 28 パーセント、外周+中央が 66 パーセントとする。

5.2.2 シミュレーション結果

顧客のセグメント化を導入したシミュレーション結果を Table 10 に示す。Table 10 の 1 行目に RFID を用いた店内実験より得られた実データを示す。セグメント導入前のシミュレーション結果を 2 行目にセグメント導入後の結果を 3 行目に示す。Table 10 の二段目は、実データとの一致率を示している。実データは、2011 年 3 月 4 日の来店人数 1860 人のうち店舗内実験から得られた 332 人のデータを用いている。シミュレーション結果は、一日で来店した 2077Agent のうち 332 人をランダムで抽出し比較している。結果は、シミュレーション 10 回の平均である。

5.3 考察

Place3, Place4, Place5 については、セグメントを考慮しない場合と比べて、多少の一致率の向上が見られた。セグメント化することで、本来その場所を通過している顧客と通過していない顧客を分けることができたため効果があった可能性がある。一方で、多くの人が通過している場所ではセグメント化を行っても多くの人が通過するため、あまり効果がみられないが考えられる。

また、顧客のセグメント化を行うと、それぞれのセグメントごとのサンプル数が少なくなってしまうため、効果があまり見られなかった可能性がある。

6 冗長性を考慮した行動モデル

本章では、店舗内顧客行動分析の結果から得られた二つ目の回遊行動の冗長性を考慮した顧客行動モデルを導入しシミュレーションを行い評価を行う。

6.1 ダミー商品の導入

顧客の回遊行動の冗長性をモデルに取り入れるために、ダミー商品の導入を行う。ダミー商品とは、Agent の購買リストに追加され、その商品の売場の前までは移動するが、商品を購入しない商品と定義する。ダミー商品は、実際の店舗での、特売商品やタイムセール時の商品、割引商品などがこれに該当すると考えられる。

ダミー商品は、店舗内実験と購買履歴から、商品棚の前を通過しているが、購買していない商品を商品セクションごとに個数を集計する。商品のセクションを Fig. 18 に示す。

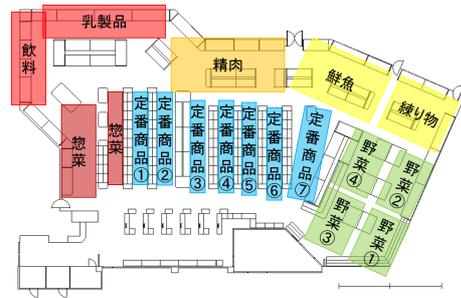


Fig. 18: セクション分け

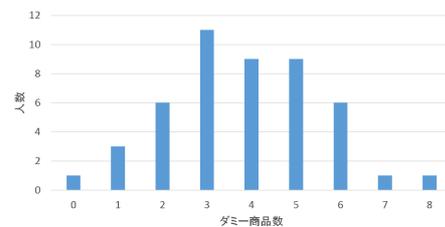


Fig. 19: ダミー商品分布

ダミー商品の数は、顧客毎の個数の分布による。ダミー商品数の分布を Fig. 19 に示す。ダミー商品の確率は、全セクションの個数のうち、それぞれのセクションの割合により決定する。例えば、店舗全体での立寄り個数が 10 個で、鮮魚の立寄り個数が 2 の場合、鮮魚セクションのダミー商品の確率は、 $2/10=0.2$ となる。そこから、鮮魚セクションの商品数で割った値が鮮魚セクションのそれぞれの商品のダミー商品立寄り確率となる。

6.2 シミュレーションの設定

前章で用いた、シミュレーションと異なる部分について説明する。

6.2.1 顧客 Agent のパラメータ

- 購買リスト
購買リストの作成は、前章の設定に加えて、ダミー商品をリストに加える。ダミー商品の数は、Fig. 19 の分布に従う。
- 店内行動
前章のモデルに加えて、ダミー商品のところへ移動する行動が加わる。

6.2.2 出力データ

今までの出力データに加えて、入店時にリストに加えたダミー商品の一覧を記録する。

6.3 シミュレーション結果

回遊行動の冗長性を考慮したモデルの結果を Table 11 に示す。今回も二段目は、実データとの一致率を示している。今回のモデルには、顧客のセグメント分けはされていない。

6.4 考察

回遊行動の冗長性を考慮しない場合と比較すると、Place6 以外は一貫率が向上していることが分かる。特に、Place3 と Place7 においては、セグメント導入ではあまり向上しなかったが、回遊行動の冗長性を考慮す

Table 10: セグメント導入モデルでのシミュレーション結果 (3月4日)

	客数	Place3	Place4	Place5	Place6	Place7	Place8
RFID	332/1860	224	87	48	193	226	26
セグメント導入前	332/2077	121	60.2	78.4	216	133	35.4
一致率 (%)		54.4	69.1	61.2	89.0	59.2	73.4
セグメント導入後	332/2077	130	60.7	74.5	237	125	36.7
一致率 (%)		58.2	69.7	64.4	81.2	55.4	70.8

Table 11: 回遊行動の冗長性考慮モデルのシミュレーション結果 (3月4日)

	客数	Place3	Place4	Place5	Place6	Place7	Place8
RFID	332/1860	224	87	48	193	226	26
セグメントなし、冗長性なし	332/2077	121	60.2	78.4	216	133	35.4
一致率 (%)		54.4	69.1	61.2	89.0	59.2	73.4
回遊行動の冗長性考慮	332/2077	168	116	78.2	259	226	32.6
一致率 (%)		75.4	74.6	61.3	74.2	99.7	79.7

ることで一致率の向上が見られた。従来のモデルでは、商品間を最短距離で移動しているため、回り道をしなかったが、行動の冗長性を入れることで、回り道を表現でき、一致率が向上したのではないかと考えられる。

また、Place6での一致率の低下は、人数が増えすぎている、これはダミー商品の確率を設定に問題があることが考えられる。ダミー商品はセクションごとにわかれているため、そのセクションの範囲内を少しでも通れば通過としている。しかし、RFIDの方はアンテナ付近を通過した人数しかカウントしていないため、その違いがダミー商品の確率に影響し、Agentの通過回数が増えすぎてしまっていることが考えられる。従って、ダミー商品についても商品区分ごとと細分化し確率を設定する必要がある。

7 セグメント化と冗長性を考慮したモデル

顧客のセグメント化と回遊行動の冗長性を共に考慮したモデルで、シミュレーションを行い評価を行う。モデルの中で異なる部分は、顧客のセグメントごとにダミー商品の数とダミー商品をリストに加える確率が異なる部分である。

7.1 シミュレーション結果

顧客のセグメント化と回遊の冗長性を考慮したモデルでのシミュレーション結果を Table 12 に示す。

7.2 考察

シミュレーション結果の一致率を見てみると、目標としていた一致率 65%以下だったのは、Place5のみだった。Place5では、RFIDよりもシミュレーション上での通過回数が増えていることがわかる。Place5においては、Table 10 より、顧客のセグメント化も回遊行動の冗長性を考慮していないモデルでの一致率も良くないことがわかる。そこから、Place5 付近の購買確率がうまく設定できていないことが考えられる。50人の分析結果を見てみると、Place5 付近の商品を一人で5品や3品など複数購買している顧客がいた。今回のモデルの中では、購買選択確率を計算するときに、顧客数が同じため、それぞれの商品が購買される品数が確率に影響してくる。従って、その場所で購買している人数もしくは通過している顧客は少ないが、購買され

ている商品は多い場合には、その場所を通過するエージェントの数が増える可能性がある。それにより、実際よりも多く Place5 付近を通過してしまったのではないかと考えられる。現在のモデルでは、すべての商品からランダムに決定しているため、複数購買される確率は低くなっている。また、商品ごとに複数購買される確率が異なると考えられる。従って、商品ごとの複数購買確率などの導入が必要である。

8 モデルの検証

8.1 別の日の入力データでのシミュレーション

今回用いた行動モデルが別の日の場合でも効果があるかを確認するため、別の日のデータを入力データとして、シミュレーションを行い、評価を行う。用いるデータは、2011年3月3日のPOSデータと店内実験の結果を用いる。2011年3月4日と同様に、2011年3月3日のPOSデータとRFIDを紐付けた結果得られた顧客のうち、50名のデータを用いた。3月3日の時間帯ごとの来店者数と分析した50名の来店時間帯を Fig. 20 に示す。グラフの青い棒グラフが来店人数を表しており、赤い棒グラフが分析した人数を表している。

8.1.1 シミュレーションの設定

2011年3月3日を表現する。各商品の設定は2011年3月3日のPOSデータを用いる。顧客のセグメントわけについては、同じく、2011年3月3日のPOSデータとRFID店舗内実験の結果から、中央のみの顧客の割合4パーセント、外周のみが38パーセント、外周+中央が58パーセントとする。

8.1.2 シミュレーション結果

2011年3月3日のデータを用いたシミュレーション結果を Table 13 に示す。

1行目にRFID店内実験より得られた実データを示す。その下にセグメントなし、冗長性なしでの結果を示す。二つ目の表にセグメント化を導入したモデルでの結果を、3つ目の表に回遊行動の冗長性を考慮したモデルを、4つ目の表に顧客のセグメント化と回遊行動の冗長性を共に考慮したモデルの結果を示す。それぞれの行の二段目は、RFIDを用いた店舗内実験結果の実データとのパーセント誤差を示している。実デー

Table 12: 顧客のセグメント化と回遊行動の冗長性考慮モデルのシミュレーション結果 (3月4日)

	客数	Place3	Place4	Place5	Place6	Place7	Place8
RFID	332/1860	224	87	48	193	226	26
セグメントなし、冗長性なし	332/2077	121	60.2	78.4	216	133	35.4
一致率 (%)		54.4	69.1	61.2	89.0	59.2	73.4
顧客のセグメント化と 回遊行動の冗長性考慮モデル	332/2077	172	113	77.1	259	213	27.3
一致率 (%)		76.7	76.9	62.2	74.4	94.4	95.2

Table 13: 3月3日のデータを用いたシミュレーション結果

	客数	Place3	Place4	Place5	Place6	Place7	Place8
RFID	241/2411	151	39	28	153	108	47
セグメントなし、冗長性なし	241/2077	104	46.5	15.6	160	85.7	21.1
一致率 (%)		69.4	83.8	55.7	95.0	79.3	44.8
セグメントあり、冗長性なし	241/2077	107	45.5	11.3	160	85.1	18.3
一致率 (%)		71.1	85.7	40.3	95.3	78.7	38.9
セグメントなし、冗長性あり	241/2077	152	56.3	18.8	188	149	28.3
一致率 (%)		99.2	69.2	67.1	81.3	72.2	60.2
セグメントあり、冗長性あり	241/2077	139	65.6	14.3	189	137	27.8
一致率 (%)		92.1	59.4	51.0	80.6	78.3	59.1

タは、2011年3月3日の来店人数2411人のうち店舗内実験から得られた241人のデータを用いている。シミュレーション結果は、一日で来店した2077Agentのうち241人をランダムで抽出し比較している。結果は、シミュレーション10回の平均である。

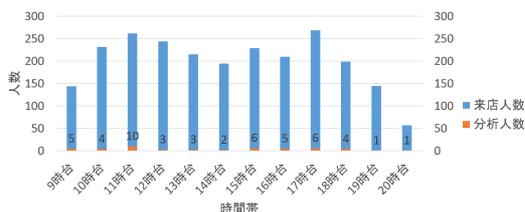


Fig. 20: 時間帯別来店人数と分析人数 (3月3日)

8.1.3 考察

Table 13の顧客セグメント化と回遊行動の冗長性を考慮したモデルでの結果で目標としていた誤差35%以内を達成できているのは、Place3, Place6, Place7でそれ以外の場所では、目標を達成できていない。3月4日と比べると達成できていない場所が多くなっている。原因として、分析人数が少ないことが挙げられる。Table 14に今回分析に用いた50人とRFID店内実験から得られた241人のそれぞれのアンテナ位置の通過回数と単純に50人の結果を4.86倍(241人/50人)した結果を示す。一番下の行は、実際の241人から得られた通過回数と、50人の結果を4.86倍した結果の一致率である。

Table 14より、Place4, Place5, Place8において、一致率が良くないことがわかる。今回は、分析した50人からモデルを作成し、店内実験から得られた241人を表現しようとしている。しかし、分析した50人では、人数が少ないため、通過場所によっては誤差が生じてきている可能性がある。特に通過回数が少ないところでの誤差が多いことがわかる。通過位置のサンプル数

が少ないためシミュレーション結果にも誤差が大きくなってしまった可能性がある。

もう一つの原因として、ダミー商品の選択確率の可能性もある。通過位置の場所によっては、実際のRFIDの通過回数より増えすぎているところがある。购买商品に関しては、一つの商品区分ごとに確率を設定している。しかし、ダミー商品については、商品のセクションごとに確率を決定している。従って、セクションごとに含まれる商品数がことなったり、本来立寄っていない商品であっても、実際に立寄った商品とセクションが同じなら同じ確率で立寄ることになる。従って、ダミー商品についても商品区分ごと細分化し確率を設定することで誤差を少なくできる可能性がある。

Place4において、セグメント導入のみでは、シミュレーション上での通過人数はそれほど違いは見られなかった、しかし、冗長性を考慮した場合にセグメントを導入前と後でシミュレーション上での通過人数が増加していることがわかる。これは、3月4日では見られなかった。これは、セグメント化と冗長性を組み合わせたことで起こった現象だと考えられる。3日の通過している顧客を見てみると全員、中央と外周を回るセグメントに属していた。今回のモデルでは、中央と外周を回るセグメントが一番多い割合を占めている。セグメントごとにダミー商品の確率を決定しているため、Place4付近のダミー商品選択確率が中央と外周を回るセグメントが高くなってしまい、Place4を通過するAgentが増えすぎてしまったのではないかと考えられる。

9 結論

9.1 まとめ

本研究では、小売店舗内顧客行動シミュレータ ABISS における顧客 Agent の店舗内での行動の再現性向上を目指し行動モデルの改良を行った。

RFIDを用いた店舗内実験の結果より、店舗内の顧客動線により顧客を分類可能であること、そして、顧

Table 14: サンプルと実データとの乖離

	Place3	Place4	Place5	Place6	Place7	Place8
RFID(50人)	33	6	4	31	23	7
RFID(241人)	151	39	28	153	108	47
4.86(241/50)倍	159	28.9	19.2	149	110	33.7
一致率	94.9	74.1	68.8	97.6	97.4	71.7

客の回遊行動には、売場の立寄りや回り道など冗長性があることが分かった。

そこで、顧客のセグメント化を導入したモデル、顧客の回遊行動の冗長性を考慮したモデル、そして両方を考慮したモデルでシミュレーションを行い、評価を行った。

結果としては、評価する場所によっては、セグメント化に効果がある場合や回遊行動の冗長性に効果がある場合などが見られた。逆に、セグメント化や冗長性を考慮することで一致率が低下した部分も存在した。原因としては、サンプル数や分析人数が少なかったことやモデルの問題などが考えられる

9.2 今後の課題

今後の課題としては、以下のようなものが考えられる。

- 導入したモデルでのセールスプロモーションの事前評価
ABISSの目的としては、小売店舗で行われるセールスプロモーションの事前評価をすることである。従って、今回のモデルで実データとの一致率が向上し、従来モデルより実際の顧客の行動を表現可能となった。そこで、商品位置を変更した場合のシミュレーションなどを行い、実際の店舗での意思決定の支援ができることが考えられる。
- 実データの精度の向上
今回用いた店舗内実験のデータは、顧客の店舗内での行動の詳細までは、把握することができなかった。そこで、より詳細な行動まで把握することができれば、より現実に近いモデルの構築が考えられる。また、店内実験とPOSデータを紐付けるときのなど、データがうまく合わないことがあり、分析人数が少なくなってしまう。そこで、より精密なデータやデータ数を増やすことでよりよいモデルの構築が期待できる。

参考文献

- 1) 総務省統計局, 平成22年国勢調査, 基本集計結果要約, 総務省 (2013)
- 2) 流通経済研究所: インストア・マーチャライジング-製配販コラボレーションによる内場作り, 日本経済新聞出版社 (2008)
- 3) 新日本スーパーマーケット協会, スーパーマーケット業界, スーパーマーケット白書2013年度版, pp. 57-114 (2013)
- 4) Jeffrey S. Larson, Eric T. Bradlow, Peter S. Fader: An Exploratory Look at Supermarket Shopping Paths, *International Journal of Research in Marketing*, Vol(22), pp. 395-414 (2006)
- 5) 窪田 進, 丸山昌之, 伊久美智則: 複数の全方位カメラによる人物導線計測システム, *東芝レビュー*, Vol. 63, No. 10, pp. 44-47 (2008).
- 6) 矢田勝俊: データマイニングとマネジメント, *人工知能学会学会誌*, Vol. 24, No. 4, pp. 572-578 (2009).

- 7) 渡邊隆之, 購買プロセスと買物効率および購買成果の関連-客動線延長施策の限界と今後の方向性をもとめて-, *流通情報* 43(5), pp. 73-93
- 8) Kazuo Yano, *The Science of Human Interaction and Teaching, Mind, Brain, and Education*, Vol. 7, No. 1, pp. 19-29 (2013)
- 9) 宮崎慎也, RFID技術を用いて取得したスーパーマーケット内の顧客動線の可視化, *日本建築学会技術報告集*, 18(40), pp. 1033-1037 (2012)
- 10) 林 久志: 店舗内顧客購買行動のエージェント・ベース・シミュレーション, *流通情報*, Vol. 41, No. 483, pp. 32-39 (2010).
- 11) 山田健司, 阿部武彦, 木村春彦, 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 (2005)
- 12) 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*, 60(3), pp. 128-144 (2009)
- 13) Takao, Terano, Ariyuki Kishimoto, Toru Takahashi, Takashi Yamada, and Masakazu Takahashi, Agent-Based In-Store Simulator for Analyzing Customer Behaviors in a Super-Market. J.D. Velasquez et al. (Eds.): *Proc. KES 2009, Part II, LNAI 5712*, pp. 244-251 (2009).
- 14) Masaki Kitazawa, Masakazu Takahashi, Takashi Yamada, Atushi Yoshikawa, Takao Terano, How Do Customers Move in a Supermarket? -Analysis by Real Observation and Agent Simulation-. *Proc. the 3rd Japan-China Joint Symposium on Information Systems*, 2010, pp. 23-26, (2010).
- 15) 豊嶋伊知郎, 小磯貴史, 吉田琢史, 服部加奈子, 今崎直樹, ユビキタス情報に基づく店舗内回遊モデル, *電子情報通信学会技術研究報告, 人工知能と知己氏処理*, Vol. 104, No. 727, pp. 61-66(2005)
- 16) 田嶋拓也, 阿部武彦, 木村春彦: 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, *生産管理*, Vol(16), pp. 241-248 (2010)
- 17) 北澤正樹, 高橋雅和, 山田隆志, 吉川厚, 寺野隆雄: RFID技術による小売店舗販売シミュレータの顧客回遊行動の分析, 第24回人工知能学会全国大会 (2010)
- 18) 北澤正樹, 顧客動線に着目した小売店舗内顧客行動シミュレータに関する研究 (2010)