

ユビキタス情報に基づく店舗内回遊モデル

豊嶋伊知郎[†] 小磯 貴史[†] 吉田 琢史[†] 服部可奈子[†] 今崎 直樹[†]

† 株式会社 東芝 研究開発センター システム技術ラボラトリー
〒 212-8582 川崎市幸区小向東芝町 1
E-mail: †ichiro.toyoshima@toshiba.co.jp

あらまし 商業施設内における群集行動の一例である、大規模小売店舗内における顧客の回遊モデルを提案する。商業施設等を含む、特定空間内の群集行動モデルとしては、セルオートマトンや、確率効用最大化モデルが挙げられるが、それらのモデルは各々特有の限界を持ち、商業施設等を対象とした場合、群集行動を十分に説明することは難しい。本研究では小売店舗内における顧客の一日回遊モデルのフレームワークを述べた後、顧客入店決定・予定滞在時間決定・目標スポット決定・移動経路決定・滞在終了決定等のサブモデルに関して詳述する。また上記モデルを用いたシミュレーション方法についても解説する。

キーワード 顧客行動, 小売店舗内一日回遊モデル, 多項ロジットモデル, 加速故障モデル

One-day Customer-go-around Model in a Retail Store, Based on Ubiquitous Data

Ichiro TOYOSHIMA[†], Takashi KOISO[†], Takufumi YOSHIDA[†], Kanako HATTORI[†], and Naoki IMASAKI[†]

† Toshiba Corporation
1, Komukai-Toshiba-cho, Saiwai-ku, Kawasaki, 212-8582, JAPAN
E-mail: †ichiro.toyoshima@toshiba.co.jp

Abstract Customer behavior models are considered to be useful for the analysis and improvement of the management of commercial spaces. Various models, e.g. cellular automaton model or probabilistic utility maximization model, have been proposed so far. They are, however, not feasible enough to handle the whole activities of customers through their stay. This paper proposes a customer behavior model based on ubiquitous data for large scale retail stores. The model, consisting of several sub-models that are identified by real data, is expected to predict a day of a retail store by simulating each customer's behavior from the entrance to the exit. Challenges of the model are also discussed.

Key words customer behavior, one-day customer-go-around model in a large scale retail store, accelerated failure time model, multinomial logit model, hidden markov model

1. はじめに

小売店舗やテーマパーク等の商業施設における店頭マーケティングの分野では、探索・購買・移動等の店舗内での顧客行動予測が求められている。しかし、店舗内の、顧客の移動に関する予測は、不完全な段階に留まっている。

上記対象空間を含む、特定空間内の群集行動は 1960 年代より建築・土木系を中心に研究されてきた [1] [2] [3] が、近年では物理学系の研究者による、流体方程式に基づくセルオートマトンモデルも提案されている [4] [5] [6]。群集行動研究の現在ま

でのアプローチには、大別してセルオートマトンを基礎としたものと、確率効用最大化モデルに基づくものの 2 通りがある。

しかし、これらは商業施設内の顧客行動シミュレーションのモデルとして採用するには不十分な側面を持つ。セルオートマトンによる群集流動シミュレーションは、店舗内の物理的空間の取り込みや、時間経過による行動変化の予測について一定の有効性を持つ。しかし一方で、個人の各種属性^(注1)を取り込む

(注1)：性別・年齢・来場手段等の店舗内購買行動と相関性の高い各種要素を指す。

ことを想定していないため、商業施設、とくに大規模小売店舗等のモデルとしては適さない。

また逆に確率効用最大化モデルは個人属性を取り込んで行動予測に反映させる点では優れている。しかし確率効用最大化モデルは従来、都市レベルでの目的地選択や購買行動におけるブランド選択のモデルとして研究されていることから窺えるように [8]、一時点の選択行動のモデルである。このことは連続した時間および空間を対象とする商業施設内モデルとしては表現力に乏しいと思われる。本研究は、上記の問題点を考慮した商業施設内回遊モデルを提案する。

また上記先行研究、特にセルオートマトン系のモデルにおいては、実際の空間内の行動履歴データが、モデルの推定に使用されていない。その理由は以下に挙げられるような困難さが伴うためである。

- 推定に十分な量のデータを集めることが困難であること。
- 調査員等のコストが膨大であること。
- 調査されている（見られている）ことのデータへの影響が大きくなること。

しかし近年 RFID に代表されるユビキタスデバイスの進歩により、上記の問題は漸進的であるにせよ解消されつつある。我々はアクティブ RFID を用いて顧客の移動履歴を収集し、蓄積することの可能なシステムを開発済みである [7]。今回の提案モデルは、上記の移動履歴データを用いて推定を行うため、実際の店舗内の移動情報を反映したモデルを構築することが可能である。

2. 店舗内回遊モデルのフレームワーク

2.1 モデル化のねらいとその対象

提案モデルの目的は、「顧客動線とアンケートデータに基づき、ある店舗での顧客の入店から退店をシミュレーションする」ことである。モデルの出力は、予測結果としての「対象店舗の1日の全ての顧客動線と購入の有無」である。提案モデルは以下の特徴を持つ、

- (1) 店舗内の数学的表現は、各スポット（売り場・出入口等）をノードとする無向グラフである
- (2) 個人属性がシミュレーション結果に反映されていること。
- (3) 店舗内の1営業日の全顧客の回遊行動を再現可能であること。
- (4) 個人属性に基づく目標スポットの設定と、そこでの購入の有無を再現可能であること。
- (5) モデル推定に移動履歴の実データを用いていること。次に、モデル推定に使用するデータは以下のものとする。
 - (1) 店頭での顧客対象のアンケートデータ
 - (2) 観測システムによる個人動線データ

アンケートデータは、顧客の属性に関するデータであり、代表者の年齢、性別、来店人数、購入予定商品、購入の有無、個人を特定できない程度の住所などの情報が記載されたものである。個人動線データは（ID#, 場所, 出現時刻）の1セットで一定間隔毎に更新され、入店から退店までの移動履歴として記録さ

れる。

2.2 その他のパラメータ

店舗には顧客の他、スタッフやディスプレイなど、顧客行動に影響を与える様々なパラメータが存在する。本モデルでは、店舗内の顧客の動線とアンケートデータについてのみモデル化し、前記要素には未対応であるが、現在本モデルを拡張したABS(Agent Based Simulation) モデルを構築中であり、次期モデルにおいて対応予定である。

2.3 店舗内一日回遊モデル

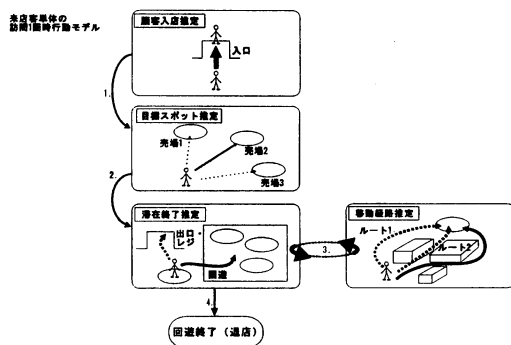


図1 店舗内一日回遊モデル概念図

提案するモデルは図1に見るように4つのサブモデルで構成される。

- 顧客入店決定モデル

顧客の入店時のモデルであるが、このモデルは更に以下の3モデルに詳細化される。

- 到着時刻決定モデル
- 予定滞在時間決定モデル
- 個人属性生成モデル（実データ再現時）

まずシミュレーション用データセットのより与えられた個人属性に基づき「ある時間に顧客が入場した時、あと何分後にその属性を持つ顧客が入場する」かを到着時刻決定モデルにより決定する。時間帯ごとに来店顧客の分布に大きく差がある場合が考えられるため、モデル推定時には区分された時間ごとに推定を行う。また、これらの推定で入店する顧客が発生した時、同時にその顧客が退店する予定時間を、個人属性に基づいた滞在予定時間決定モデルで決定する。

- 目標スポット決定モデル

入店顧客の属性データによって、購入目的のアイテム種別を決定するモデルである。

基本的に、Multinomial Logit (MNL) Model を用い、代替案をお目当てのアイテムがあるスポットの位置、説明変数をアンケートデータとして、代替案の選択確率を推定するモデルとする。

- 移動経路決定モデル

顧客が存在する現在のスポットから、次の目標スポットまでの経路を選択するモデルである。本研究では、Hidden-Markov-Model(HMM)をモデルとして用いる。移動元スポット (Origin)

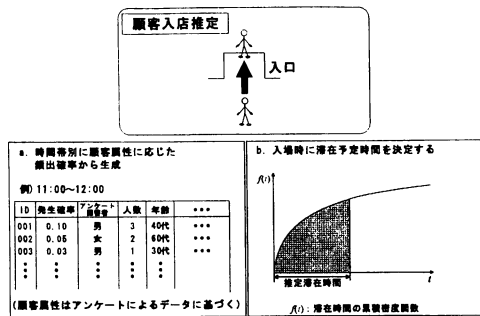


図2 顧客入店決定モデル

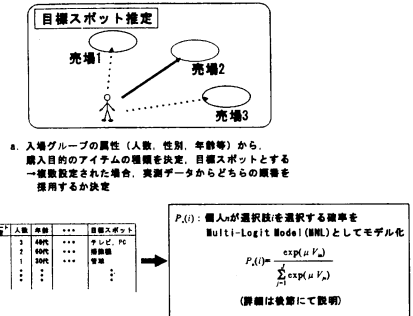


図3 目標スポット決定モデル

と目標スポット (Destination) が共通である動線データの集合ごとに2点間の移動確率を推定し、その推定したモデルを用いて動線データの生成確率を求め、最頻順に移動経路の候補に採用する手法を採用する。

● 滞在終了決定モデル

顧客がどの時点で滞在終了行動に移るかを決定するモデルである。滞在終了推定モデルは目標スポットまでの移動中に、退店行動に移るかどうかを決定する。また目標スポットに到達した場合、購入予定商品を購入したか否かを決定する。それらの機能を実現するため、更に複数のサブモデルに分割されるが詳細は後述する。

次章以降、各モデルの詳細についてそれぞれ述べる。

3. 顧客入店決定モデル

3.1 顧客入店決定モデルの機能

顧客入店決定モデル (図2) は、以下の3つのサブモデルを持つ。

- 顧客入店時刻決定モデル
- 入店顧客属性生成モデル (実データの再現時のみ)
- 予定滞在時間決定モデル

以下、それぞれのモデルについて説明する。

3.2 顧客入店時刻決定モデル

顧客の入店時刻は、「直前入店した顧客から次に入店してくる顧客がどのくらいの間隔で入店するか」を、その間隔時間の分布をパラメトリックな加速故障モデルに従うと仮定して推定する。故障率は予め与えられ、Weibull 分布に従うとした加速故障モデル ($f(t)$) を仮定した時、ある経過時間 t までその場に生存する確率は、

$$f(t) = e^{-(\frac{t}{\bar{t}})^k} \frac{k}{\lambda} \left(\frac{t}{\lambda}\right)^{k-1} e^{-\beta x} \quad (1)$$

となる。このとき $\bar{t} = te^{-\beta x}$ である。 \bar{t} は $e^{-\beta x}$ によって伸縮 (加速) された時間であり β, x を決定することで $f(t)$ が定まる。

またこのモデルでは、項 βx を多元化した式で推定を行うことも出来る。その場合、多元化した各変数を説明変数として対応づけることで、顧客属性を入力として受け取り、属性を反映した重み付きのモデルを作ることも可能である。

3.3 入店顧客属性生成モデル

入店した顧客に属性を設定する。本研究では、実測データの再現を目標とする場合、実際にアンケートデータで取得された属性値を、そのまま1ベクトルとし、それらの出現確率を一律に取り出す方法で割り当てを行う。しかし仮想的な顧客構成下でのシミュレーション時には、各個人属性はアприオリに設定され、前出の重みつき加速故障モデルに入力されるため、この部分は使用されない。

3.4 予定滞在時間決定モデル

これは顧客の入店時刻の推定法と同様、加速故障モデルを用いて推定する。式は前節の加速故障モデルと同様だが、予定滞在時間の推定では顧客の目標スポット (≒ 目標とする商品) によって滞在時間の傾向が変化することを考慮し、前述の加速故障モデルの変数 α, β を多元化してパラメータ推定を行う。入力としては顧客属性を受け取り分布を決定し、それに基づいて予定滞在時間を決定する。

4. 目標スポット決定モデル

4.1 目標スポット決定モデルの機能

目標スポット推定モデル (図3) の基本的な機能は、以下の2点である。

- 顧客の属性から、目標と想定するスポット (複数スポットが設定される場合もありうる) を決定する。
- 複数の目標スポットが存在する時は、その訪問順序を決定する。

2章において述べたように、本モデルのポイントの1つに、「顧客属性を反映した行動特性の再現」がある。今回提案したモデルでは、統計モデルとして従来よりその有効性が実証されている Logit Model を使用し、アンケートなどによる顧客属性から、目標スポットの選択に一定の傾向が反映されるモデルを推定する。また、今回のケースでは、2つ以上の目標スポットから選択する必要があるため、ロジットモデルを拡張した Multinomial Logit Model (MNL) を採用する。

4.2 使用する数学モデル

MNL は説明変数を入力として受け取ると、各代替案 (選択肢に相当) の選択確率を計算し、最も値の大きい代替案を決定案として出力する。本モデルでは各顧客属性を説明変数に、目標スポットを代替案とする。N 個の代替案が存在する場合個人

n の i 番目の代替案の選択確率は次式で与えられる。

$$P_n(i) = \frac{\exp(\mu V_{ni})}{\sum_{j=1}^N \exp(\mu V_{nj})} \quad (2)$$

このとき V は選択肢の線形効用関数と呼ばれ

$$V_{ni} = \beta_{ni0} + \beta_{ni1}x_{ni1} + \dots + \beta_{niK}x_{niK} \quad (3)$$

である。各 x_{nik} は数値化された個人属性であり、 β_{nik} はその係数である。モデル推定時には各 i について、上記選択確率式の $\mu, \beta_{ni0}, \dots, \beta_{niK}$ を最尤推定法によって決定する。また今回構築したモデルにおいては、次の2つの処理を行っている。

- (1) 各説明変数の係数を、全代替案で共通化すること。
- (2) 代替案間で共通化可能な説明変数を、全代替案で共通化すること。

これにより自由度を抑えることでモデルの精度は失われるが、より少ないデータからの推定が可能になる。また推定時の計算量も抑えることができる。

4.3 複数目標スポットを持つ顧客の再現方法

後述の滞在終了決定モデルにより、滞在終了判定に入らないまま目標スポットに到達した場合、目標スポット設定モデルが再度呼び出され、次の目標スポットが再設定される。このとき新たな経路の開始スポットは、前経路の目標スポットとなる。

5. 移動経路決定モデル

5.1 移動経路決定モデルの機能

移動経路推定モデルの基本的な機能は、2スポット間の移動経路のうち、複数の移動経路から、出現頻度による選択確率の重みを持たせた経路選択を行うことであるが、その際に代表的な移動経路を発生させることが必須である。その決定方法として、次の手法を適用する。

— 経路長パラメータに基づき OD(Origin-Destination) 間の移動経路候補を作成する。

— その上で実際に OD を結ぶ移動経路候補から「発生しやすい」経路を HMM を用いて推定し、その発生しやすい経路を、その OD 間の選択候補となる経路に採用する

このアプローチによって以下の機能を実現する。

- (1) HMM の発生頻度のみで経路を推定する場合に発生しがちな「別々のトレンドから発生した最頻パターン部分の合成経路」のような経路を採用しない
- (2) 最も頻度が高い移動経路だけでなく、第2、第3の代表的な頻出移動経路も生成することが可能になる。

5.2 モデル推定の方法

まず、図4に移動経路推定モデルの機能的な概要を示す。今回提案したモデルでは、以下のような手順でモデルを推定する。

(1) 観測システムで取得した動線履歴データを OD の組み合わせごとに分類し「滞在」に相当するスポット滞在か、「移動」に相当するスポット滞在かで区分する。区分の基準としては、例えば時間の長短によって閾値に従い区分したり、アンケートによる目標スポットの設定に従い区別するなど考えられる。

(2) 実際に移動した移動スポット列を抽出する。

(3) 移動スポット列の発生確率を評価するための HMM を形成する。 $M(Q, \Sigma, A, B, \pi)$ は、以下の5項で定義される。

- * $\{Q: q_1 \dots q_N\}$: 状態=各スポット
- * $\{\Sigma: o_1 \dots o_M\}$: 出力信号の有限集合=スポット ID 集合
- * $\{A: a_{ij}\}$: 移動遷移確率分布=移動元滞在スポット→移動先滞在スポットの移動遷移確率分布
- * $\{B: b_i(o_j)\}$: 記号出力確率分布=各状態に該当するスポットの ID
- * $\{\pi: \pi_i\}$: 初期状態確率分布=全スポットで均等確率と置く

このとき M は各 OD の組み合わせごとに生成されるため、 $N C_2 = (N+1)N/2$ 個生成される

上記定義に従い、HMM の各パラメータを、実際の動線データを用いて Baum-Welch のアルゴリズム [9] で推定を行う。

5.3 2スポット間経路決定の方法

開始スポットと目標スポットの2点 (OD) が与えられた場合、以下の手順で移動経路を決定する。移動経路決定モデルへの入力は顧客の現在スポットと目標スポットの2項および経路長パラメータ t である。 t は訪問スポット数を表す整数値を取る。 t は実データに基づき決定するか、モデル使用者のチューニングによる。

- (1) 該当 OD 間の経路長パラメータ t 以下の長さの経路について生成確率を計算する。このとき t は実データに基づき決定するか、モデル使用者のチューニングによる。
- (2) 生成確率の高い経路を候補として採用する。
- (3) 採用した候補について、生成確率による重み付けをし、ルーレット式で経路を選択する。

6. 滞在終了決定モデル

6.1 滞在終了決定モデルの機能

滞在終了決定モデルは、滞在 (回遊行動) 終了の決定を行う

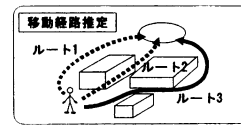


図3. 出発スポット→到着スポットの主なルートを確認し、頻度に応じて決定ルートを決定

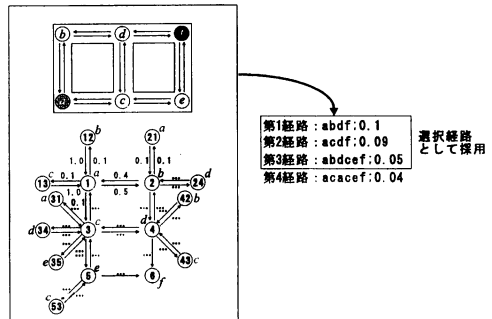


図4 移動経路決定モデル

が、その実現に必要な機能として更に

- 各スポット間移動時間決定モデル
- 各スポット滞在時間決定モデル
- 退店行動開始決定モデル

に詳細化される。

6.2 使用する数学モデル

移動時間決定モデルは、実データより取り出された各点間の移動に要する時間をサンプルに、到着時刻決定モデルでも使用した加速故障モデルでパラメータ推定し、その分布により所要時間を決定する。現時点では、基本的に顧客の属性を考慮せずに、各経路の移動時間を決定しているがサンプル数が十分であれば、アンケートによる属性を重み付けとした属性ごとのモデル推定も可能であると考えている。

スポット滞在時間は、商品購入の有無や、顧客属性による重み付けを可能にした加速故障モデルで推定を行う。

また、各スポットでの退店行動開始決定に関しては、別途ロジスティック分布モデルを採用し、予定滞在時間とそのスポットまでの経過時間に基づいて退店するかしないかを試行する。今回提案するロジスティック分布モデルは、滞在予定時刻で50%の割合合いとなり、 $t=0$ で0、無限時間で1に収束する確率密度関数とする。これにより、目標スポットを回りきれずに退店行動に入る場合や、目標スポットを回った後も店舗内にいる顧客等も発生させることが出来る。

出口・レジへの推定はフラグ処理で行う。この滞在終了推定モデルが駆動する都度、購買したか・していないかを推定し、購買をした際にレジ立寄りフラグを立てる。

これらのサブモデルを用いた滞在終了決定モデルの処理の流れを図5に示す。滞在終了決定モデルへの入力には以下の3つである。

- (1) 顧客属性
- (2) 予定滞在時間決定モデルにより決定された滞在予定時間
- (3) 移動経路決定モデルにより決定された経路

以上よりスポット滞在時間決定に用いる加速故障モデルの数学的内容は、これまでの適用例とほぼ同様であり割愛する。次項では退店行動の移動推定で用るロジスティック分布モデルを説明する。

6.3 退店行動開始決定モデル

ここで用いるロジスティックモデルは

$$f(t) = \frac{1}{1 + \exp(-\lambda(t - t_0))} \quad (4)$$

で表現され、パラメータ t_0 は顧客入店推定モデルにおいて設定された予定滞在時間となる（つまり、この時間で退店行動に移行する確率が1/2になる）。 $\lambda (> 0)$ は大きくするほど予定滞在時間周辺で確率の傾きが大きくなり、その時間の近傍で集中的に退店行動に移るように設定される（図6参照）。 t_0 は入力として取るため、このロジスティック分布モデルでパラメータ推定するのは λ となるが、これを実測データから推定するのは

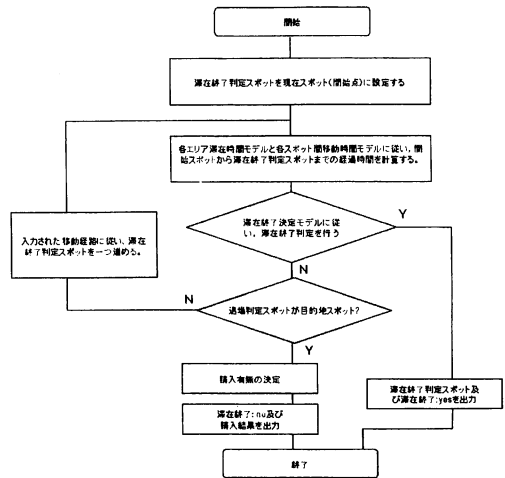


図5 滞在終了決定モデルのフローチャート

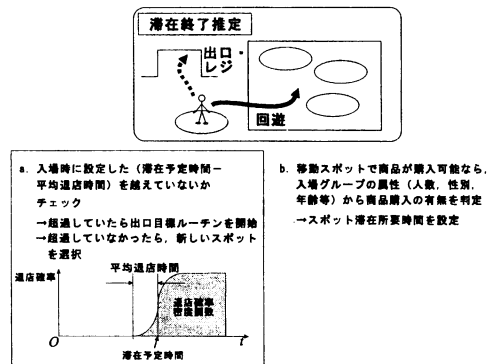


図6 退店行動の移動推定で用いるロジスティックモデル

データの性質上難しく、この変数については、モデル使用者がチューニングして設定する。

6.4 購入有無決定モデル

商品購入の有無の決定は MNL の二項版である Binomial Logit (BNL) Model で、アンケート属性を説明変数、購買の有無を代替案として算定し、代替案の購買確率に従って決定する。数学的内容は、前出の目的スポット決定モデルと同様であるため割愛する。

7. 店舗内一日回遊モデルを用いたシミュレーション

これらのモデルを用いて以下の手順で各顧客ごとに移動履歴を生成する。モデルへの入力としては顧客1名の個人属性とする。これを一定数繰り返すことで、仮定の顧客構成下での店舗内顧客行動のシミュレーションを実現する。

- (1) 顧客入店決定モデルにより、属性付きの顧客の入場時刻・滞在予定時間を決定する。
- (2) 属性と目標スポット決定モデルから、移動目標となるスポットを決定する。

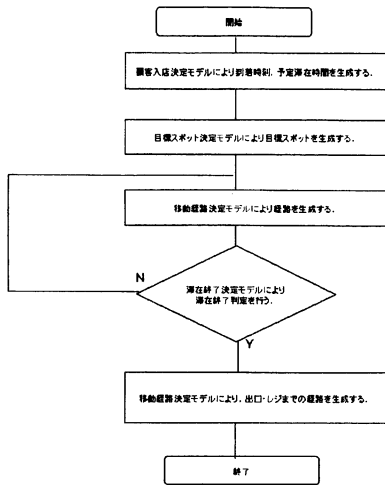


図7 店舗内一日回遊モデルのフローチャート

(3) 移動元スポットと移動先スポットでの移動経路推定モデルを用いて、移動経路を決定する。

(4) 滞在終了決定モデルにより、移動経路中の退店行動の開始スポットを決定する。退店決定スポットに到達した場合、レジ・出口等への退店行動をとる。まだ退店していない場合、次のスポットに移動する。退店行動に入らずに目標スポットに到達した場合、購入決定モデルにより購入の有無を決定し、手順(2)に戻り再び目標スポットを設定する。

店舗内一日回遊モデルを用いたシミュレーションのフローチャートを図7に示す。

8. まとめ

小売店舗内における顧客行動は多様かつ複雑であるが、主要な側面は本研究のモデルにより表現可能である。本モデルは複数のサブモデルに分割されるため、モデルごとの詳細な議論・チューニングが容易である。更に、移動および滞在時間に関連するサブモデルの推定に、実際の移動履歴データを用いているため、高い再現性が期待される。

また本モデルは全体もしくは分割したサブモデルが、ABSを行う際の、エージェントのカーネルとして再利用可能である。しかし、本モデルは顧客と店舗内の事物との相互作用を捨象しているため、販売員の存在を仮定した場合や店舗レイアウトの変更等のシミュレーションモデルとしては難点を持つ。

今後は各サブモデルの精度向上および、顧客間や店員・展示物等との相互作用モデルの構築に関して研究を進める予定である。

文 献

- [1] 高柳英明, 佐野友紀, 渡辺仁史: 群集交差流動における歩行領域確保に関する研究—歩行領域モデルを用いた解析—: 日本建築学会計画系論文集 vol.549, pp185-191 2001
- [2] 岡崎 甚幸: 建築空間における歩行のためのシミュレーションモデルの研究: 日本建築学会論文報告集 vol.283 pp111-117, vol.284 pp101-108 1979
- [3] 泉谷泰弘, 千葉博正, 五十嵐日出夫: 歩行進路評価値に基づく群

集流動モデルの開発に関する研究: 土木学会第42回年次学術講演集 pp310-311 1987

- [4] 兼田敏之: 歩行者流のエージェントシミュレーション: 計測と制御 vol.43-12 2004
- [5] Nagel Kai, Schreckenberg Michael: A cellular automaton model for freeway traffic: J.Phys.I France2 pp 2221-2229 1992
- [6] 森下信, 山本英臣, 大高善光, 中野孝昭: セルラーオートマトンによる小売店舗内購買シミュレーション: 日本計算工学会論文集 vol.1, pp149-154, 1999
- [7] 小磯貴史, 服部可奈子, 吉田琢史, 今崎直樹: 歩行者動線分析システムを用いた大型家電量販店での行動分析: 情報処理学会研究報告 2003-UBI-2, pp61-66
- [8] 北村隆一, 森川高行編著: 交通行動の分析とモデリング 理論/モデル/調査/応用: 技報堂出版 2002
- [9] 北研二: 確率的言語モデル: 東京大学出版会 1999