

# マルチエージェントシステムを用いたテナント配置の最適化

○楠本 達平\*<sup>1</sup> 谷 明勲\*<sup>2</sup>  
山邊 友一郎\*<sup>3</sup>

キーワード：マルチエージェント 遺伝的アルゴリズム 非計画購買 店舗配置

## 1. はじめに

日本の百貨店の多くは、ここ十数年業績が悪化し続けており、業績改善が求められている。しかし、そういった建物では貸しテナント部分は固定されている場合が多く、その中で集客力を上げていくには、各店舗の並びを考えることで客の移動負担を減らし、より多くの店舗を回って購買活動を活発にすることが重要である。

一方で、消費者の購買活動には、事前に購買を計画して店舗を訪れる計画購買と、店内販売促進活動などによって誘発される事前に計画していない非計画購買の2つが存在する。百貨店での非計画購買の割合は約5割を占める<sup>1)</sup>。

既存の研究<sup>2)4)</sup>では、マルチエージェントシステム<sup>5)6)</sup>の概念を導入したセル・オートマトン法<sup>7)</sup>を用いて、エージェントの行動ルールを与え、複数のエージェントが店舗内で購買行動を行うシステムを構築し、さらに遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm: 以下、GA)<sup>8)9)</sup>を用いて、人の流動や動線計画を考慮した店舗配置の最適化の検討を行っていた。しかし、これらの研究で用いられたエージェントの行動ルールは計画購買のみを前提にしたものであったため、実際の購買活動とは異なる部分があった。

これらを踏まえ、本研究では商品の陳列位置や陳列量などを意図的にコントロールし、特定したスペースにおいて売り上げの最大化をはかるスペースマネジメントの考え方の中で、テナントの集客力に着目し、非計画購買を考慮した行動ルールを構築したマルチエージェントシステムを使って、遺伝的アルゴリズムによってテナント配置を最適化し、その有効性を検討することを目的とする。

## 2. システム概要

### 2.1. フロア構成

フロア構成の例を図1に示す。対象空間は縦50m、横51mとし、縦50、横51のグリッドで分割することで1つの大きさが縦1m、横1mのセルを構成する。

売り場面積が全体の6割程度となるように縦10m、横10mの貸し店舗16箇所を設定し、そこに16個のテナントが入るように設定する。出入り口は上下に1箇所ずつ設け、上の出入り口をメインの出入り口とする。1人のエージェントは1つのセルで表す。移動中のエージェントは赤の丸(●)で表し、購買活動中のエージェントは緑の丸(●)で表す。

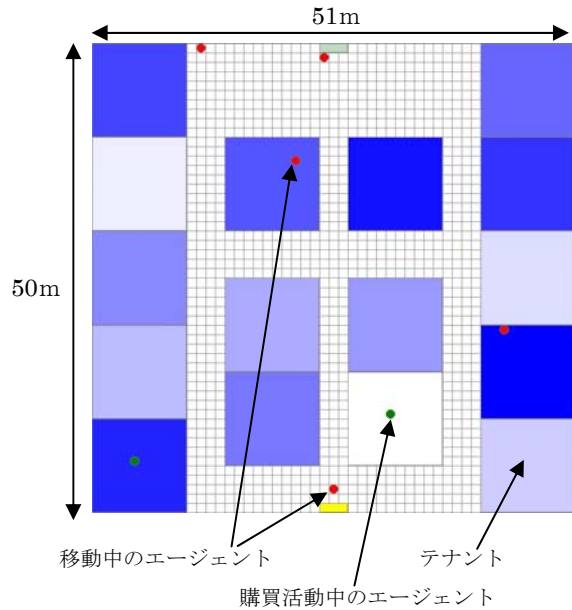


図1 フロア構成

### 2.2. システムのフローチャート

マルチエージェントシステムとGAを用いたシステム全体の流れを図2に示す。

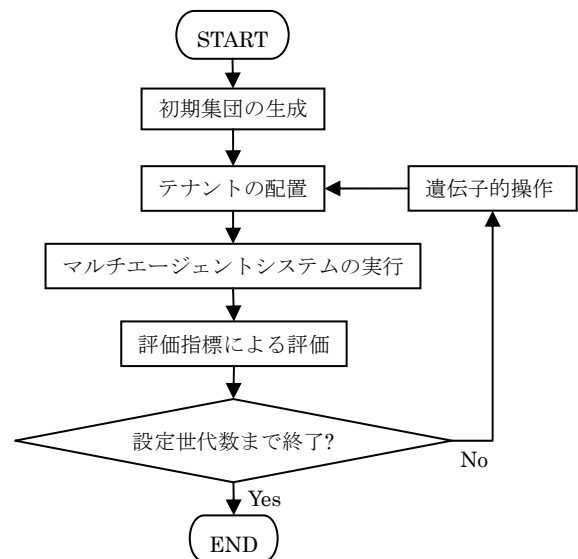


図2 システムのフローチャート

### 2.3. テナント構成

16個のテナントを集客力別にランク付けをする。集客力については2.4節で後述する。テナントの設定を以下の表1にまとめる。なお、ここでは客単価や商品単価など集客力以外の条件は同じとする。

テナントでの購買活動はテナントの中心部のセルで静止して5ステップ行う。購買活動中のエージェントがいる場合、他のエージェントは終わるまで横で待機しておく。

これらのテナントを16箇所の空き店舗にランダムに配置していき、その後エージェントを実際に動かしていく。

表1 テナントの設定

Rank	集客力(%)	表示	Rank	集客力(%)	表示
1	100	■	9	60	■
2	95	■	10	55	■
3	90	■	11	50	■
4	85	■	12	45	■
5	80	■	13	40	■
6	75	■	14	35	■
7	70	■	15	30	■
8	65	■	16	25	■

### 2.4. エージェント構成

エージェントの数は50人と想定する。それらのエージェントが10ステップに1人の間隔で、上下の出入り口から、上：下=2：1の割合で入店するように設定する。

実際の購買活動の際の計画購買に当たるものを、入店前にRank1~16までのテナントを目的テナントとして、あらかじめ1人に対して1つずつ順番に設定しておく。

各エージェントは目的テナントとは別に、非計画購買に当たるものとして、それを買いに来たわけではないけれど近くを歩いて立ち寄ってみたいと思うテナント（以下、興

味のあるテナント）を、2.3節で設定したテナントの集客力に応じて、ランダムに各エージェントに設定する。例えば、Rank5のテナントの前を5人のエージェントが通った場合4人がそのテナントに入る。1人あたりの興味のあるテナント数に上限は設けない。

### 2.5. エージェント行動ルール

エージェントは1ステップに1セル移動すると設定する。

移動できないセルは、①他のエージェントのいるセル、②1つ前に自分がいたセル、③2つ前に自分がいたセル、④目的テナント以外のセルの4つで、それら以外のセルが移動可能なセルとなる。その中で目的地に最短経路となるセルを選択し移動する。ただし、興味のあるテナントで購買活動した後に目的テナントを目指す際は、先ほどまで購買活動していたテナントから通路に出るまでの間のみ、目的テナント以外のテナントでも移動可能とする。図3に行動ルールの概要を示す。

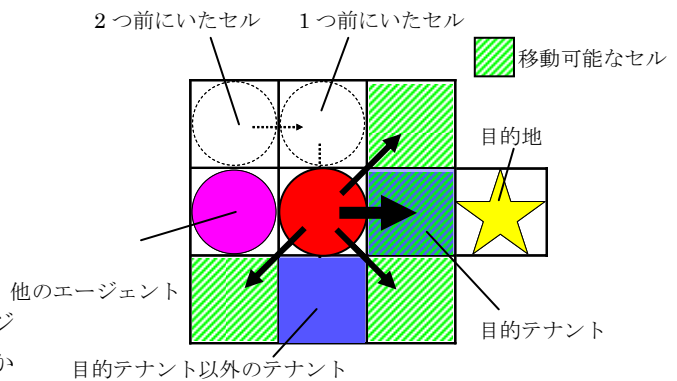
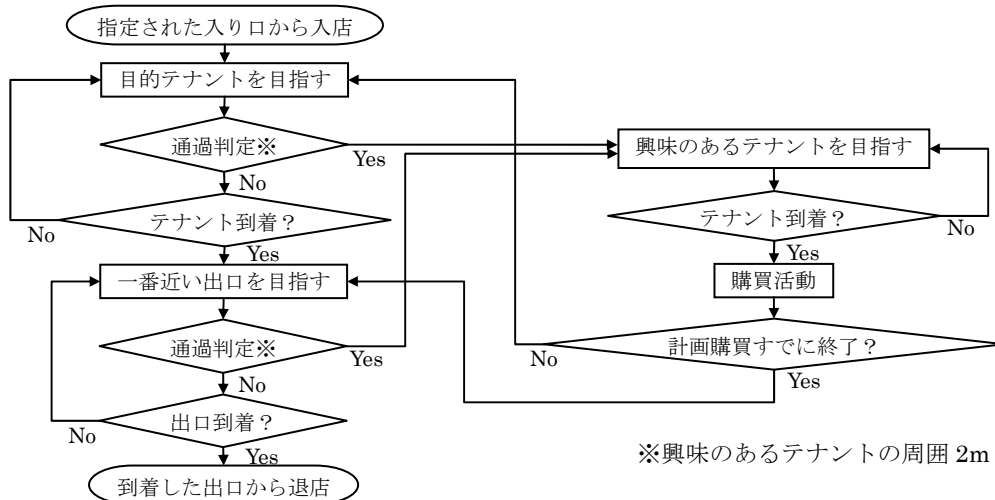


図3 エージェントの移動可能セル

### 2.6. エージェントの目的地決定方法

興味のあるテナントの周囲の通路2m以内のセルに移動すると、一時的に目的テナントをそのテナントに変更し、次の移動からはそのテナントを目指し始める。エージェントが向かうべき目的地を決定する流れを図4に示す。



※興味のあるテナントの周囲2m以内を通過？

図4 エージェントの目的地決定のフローチャート

### 3. 評価指標

#### 3.1. 移動負担 (EV1)

この評価指標は消費者側の立場から考えたときの評価指標である。この評価指標では購入回数は関係なく、できる限り短い移動距離で、かつ短時間に買い物を終えることを目的としており、消費者の購買時の負担軽減を評価する。

入店してから退店するまでに要した移動距離を平均し、その逆数に 100 をかけた値を EV1 とする。式(1)に EV1 の計算式を示す。

$$EV1 = \frac{100}{\left( \frac{\sum_i \text{エージェント}i \text{の移動距離}}{\text{エージェント数}} \right)} \quad (1)$$

#### 3.2. 売り上げ (EV2)

この評価指標は小売側の立場から考えたときの評価指標で、1人あたりできる限り多くのテナントで購買活動してもらうことが望ましいため、購買活動の回数を評価する。なお、テナント毎の購入金額に差は出ないと仮定する。

入店してから退店するまでに購買活動したテナントの数を1人あたり平均にした値を EV2 とする。式(2)に EV2 の計算式を示す。

$$EV2 = \frac{\sum_i \text{エージェント}i \text{の購買活動回数}}{\text{エージェント数}} \quad (2)$$

#### 3.3. 総合評価 (EV3)

次の4節で求める Case1 の EV1 の値を a に、Case2 の EV2 の値を b に代入して、10 前後に基準化したものを相乗して評価した。式(3)に EV3 の計算式を示す。

$$EV3 = \frac{10 \times EV1}{a} \times \frac{10 \times EV2}{b} \quad (3)$$

(a, b : EV1, EV2 の最大値)

### 4. シミュレーション結果

本研究では、EV1~EV3 の評価指標に対して、Case1 では EV1、Case2 では EV2、Case3 では EV3 を目的関数として、最大化問題としてシミュレーションを行った。Cases1~3 の実行結果を表 2, 3, 4 に示す。また各 Case の進化曲線を図 4, 6, 8 に、得られたテナント配置を図 5, 7, 9 にそれぞれ示す。なお、テナントの Rank を①~⑩で表す。Case1 と Case2 に関しては最大の値となった時のそれぞれ EV2 と EV1 の値を、Case3 に関しては最大の値となった時の EV1、EV2 の値をそれぞれ記録した。

#### 4.1. Case1 : 移動負担 EV1 による実行結果

表 2 EV1 結果一覧

世代数	200000
家族数	10
結果(EV1)	2.164
EV2	1.640

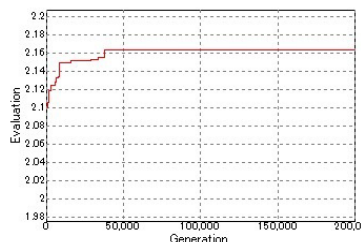


図 5 EV1 進化曲線

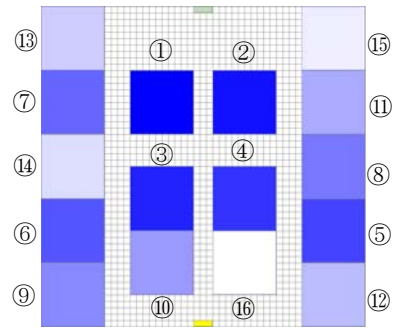


図 6 EV1 結果

#### 4.2. Case2 : 売り上げ EV2 による実行結果

表 3 EV2 結果一覧

世代数	200000
家族数	10
EV1	1.678
結果(EV2)	3.460

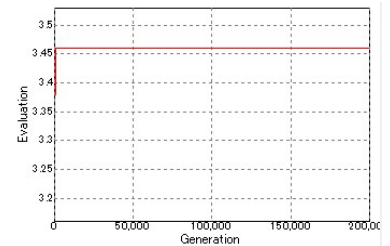


図 7 EV2 進化曲線

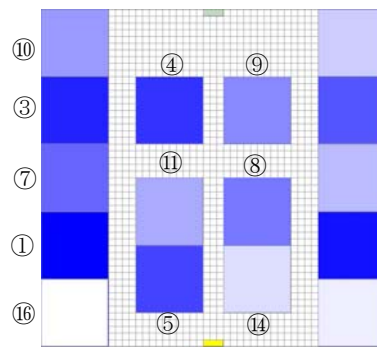


図 8 EV2 結果

#### 4.3. Case3 : 総合評価 EV3 による実行結果

表 4 EV3 結果一覧

世代数	200000
家族数	10
EV1(基準化)	15.896
EV2(基準化)	4.919
結果(EV3)	78.215

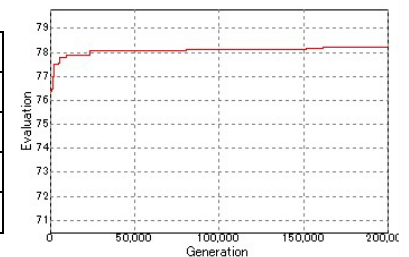


図 9 EV3 進化曲線

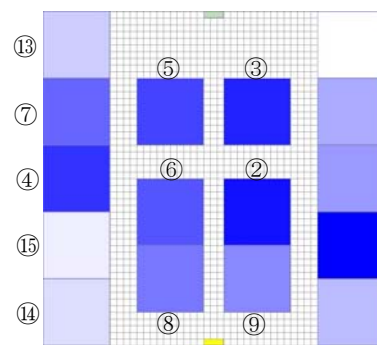


図 10 EV3 結果

## 5. 考察

以下の考察においてテナントの位置の表現に使用するため、空き店舗の番地を図 11 のように割り当てる。

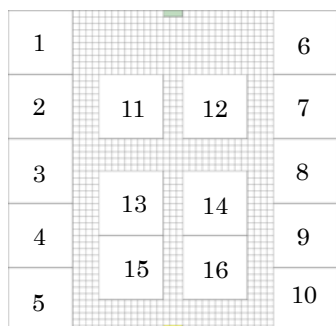


図 11 空き店舗の番地

Case1 の結果を見ると、中央上側の番地 11~14 のところに、Rank1~4 の上位 4 つのテナントが集まっている。これは Rank1~16 まで計画購買として購買活動しに行くエージェントの数は均等に分布しているため、移動距離を少なくするには、興味のあるテナントへ寄り道する際にできる限り少ない移動距離のロスで寄り道ができるようになる必要がある。そのため中央に上位の集客力上位のテナントが集中したと考えられる。その理由として、番地 1~10 の壁側に上位のテナントが入るよりも、中央に上位のテナントが集まったほうが、寄り道した際の移動距離のロスが少なくなることが挙げられる。また番地 15、16 ではなく番地 11、12 に Rank1、2 が入っている理由として、出入り口から入店するエージェントの数が上側のほうが 2 倍であるため、上側に上位のテナントを配置したほうが平均の移動距離が少なくなることが考えられる。

Case 2 では消費者側の移動距離による負担は考慮していないので、できる限り多くのテナントに寄り道して購買活動をしてもらうことが重要であるが、EV2 の結果を見ると、番地 2、4、7、9、11、15 に集客力上位のテナントが入っている。これはエージェントが一番通過する両側の通路の両脇に集客力上位のテナントを配置することで、エージェントが非計画購買する確率が高くなることが理由であると考えられる。同様に四隅の番地 1、5、6、10 は前を通過するエージェントが少なくなるため、集客力の低いテナントが入ったと考えられる。

Case 3 の結果を見ると、番地 4 と 5、番地 11 と 13、番地 12 と 13、番地 7 と 8 など、Case 1、2 と比較して、同じランクのテナントがかたまって配置されていることがわかる。この理由として、集客力の高いテナント同士でかたまっていた方が、隣のテナントに連続で寄り道する確率が増え、移動距離をあまり増やすことなく売り上げを増やすことができたことが考えられる。その結果として集客力の低いテナントが四隅に集まったものと思われる。

Case3 のときの Case1、Case2 を元に 10 に基準化した EV1、EV2 を見ると、EV1 が EV2 の値よりも 3 倍以上も高くな

っていることがわかる。EV1 にいたっては Case1 の結果よりも良い数値となっている。この原因としては、エージェントの興味のあるテナント決定のランダム性、実行世代数の不足、試行回数の不足などが考えられる。

## 6. 結果

総合評価である Case3 の結果から、中央と人通りの多い場所に人気のテナントを集中させ、四隅には人気の低いテナントを配置すると良いという結果が得られた。今回は、テナントの設定を集客力のみを一定の割合で変化させて、シミュレーションを行ったため、この結果はある程度予想でき、このシステムは妥当であることが確認できた。

今後の展開として、より詳しく現実のテナントを再現するために、テナントの設定を集客力以外にも、商品単価、客単価などを考慮に入れたパラメータを設定していく必要があるだろう。また、エージェントの購買活動に関する設定においても、今回は購買活動すると必ず購入する設定であるが、これも購入するかどうかをランダムで決定する設定を構築するなど、更なるシステムの改善の余地がある。

これらのパラメータを設定した後に、エージェントの数についても現実に近いオーダーで実行していかなければならない。そのためにはシステムの更なる効率化が今後求められる。しかし、これらのパラメータを自由に設定できるシステムを構築していくことであれば、それらの設定を変化させ実行した結果を比較して新たな知見が生まれたり、実際のテナント配置にも応用されたりする可能性があると考えている。

### 【参考文献】

- 1) 中山厚徳 鶴見裕之:百貨店における消費者の購買意思決定プロセス、応用社会学研究、№ 49 195-205、2007
- 2) 岡真由、谷明勲、山邊友一郎: エージェントを用いた商業施設テナント配置の最適化(建築計画)、日本建築学会近畿支部研究報告集、pp.97-100、2009-05-22
- 3) 森下信、山本英臣、大高善光、中野孝昭: セルラオートマトンによる小売店舗内購買シミュレーション 1999
- 4) 篠原佑太、谷明勲、山邊友一郎: マルチエージェントシステムを用いたテナント配置の最適化、計算工学講演論文集、第 18 巻、講演番号 H-1-2、pp.1-4、2013.6.
- 5) 生天目章: マルチエージェントと複雑系、森北出版、1998.
- 6) 織田瑞夫、瀧澤重志、河村廣、谷明勲: エージェントモデルによる連続的空間における人間行動シミュレータの構築及び建築計画への応用、日本建築学会計画系論文集 第 558 号、pp.315-322、2002.8
- 7) 服部桂: 人工生命の世界、オーム社、1994.12
- 8) 北野宏明: 遺伝的アルゴリズム、産業図書、1993
- 9) 木津左千夫、澤井秀文、足立進: 可変な局所集団の適応的探索を用いたパラメータフリー遺伝的アルゴリズムとその並列分散処理への拡張、電子情報通信学会論文誌 D-II、Vol.J82-D-II、No.3、pp.512-521、1999.3.

- \*1 神戸大学大学院工学研究科 博士課程前期
- \*2 神戸大学大学院工学研究科 教授・博士(工学)
- \*3 神戸大学大学院工学研究科 准教授・博士(工学)