

マルチエージェントと GA を用いた 百貨店のテナント配置最適化に関する研究

○楠本 達平*1 谷 明勲*2
山邊 友一郎*3

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 テナント配置

1. 序

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。業績改善には、外部向けの広報活動や店内外の改装などにより、利用客数を増加させる方法と、テナントの配置換えにより客一人あたりの売上、つまり客単価を増加させる方法があるが、本研究では客単価を上げることに注目した。しかし、百貨店のような建物では貸しテナント部分は固定の場合が多く、その中で客単価を上げるためには、各テナント配置を改善し、客の移動負担の軽減により多くのテナントを巡る購買活動の活発化が重要である。

一方、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で誘発される、事前に計画していない非計画購買の2つが存在する。なお、百貨店での非計画購買の割合は約5割を占めるといふ研究¹⁾が行われている。

このような、人間行動を伴うシミュレーションには、マルチエージェントシステム²⁾が有効である。マルチエージェントシステムを用いた研究としては、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の研究³⁾、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と建築計画への応用の研究⁴⁾、移動エージェントを用いた避難誘導システムの研究⁵⁾等が行われている。また、大学施設⁶⁾や津波避難施設⁷⁾のマルチエージェントモデルを用いた研究は行われているが、施設テナントを対象とした研究は見られず、筆者ら⁸⁾、⁹⁾は、マルチエージェントシステムの概念を導入したセル・オートマトン法¹⁰⁾を用いて、エージェントの行動ルールを与え、この行動ルールに基づき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、パラメータフリー遺伝的アルゴリズム(Parameter free Genetic Algorithm: 以下、PfGA)¹¹⁾、¹²⁾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る。しかし、これらの研究では、テナントを PfGA で自由に配置させたため、得られた結果には無駄なスペースが現れ、現実のテナ

ント配置とは異なる結果もみられた。また、これらの研究のエージェントの行動ルールは、計画購買のみを対象とし、実際の購買活動と異なる部分もあった。

これらを踏まえ、本研究では貸しテナント部分を予め固定し、テナント配置を入れ替えることで、無駄なスペースが現れないように配慮した。また、購買活動については、計画購買だけではなく、非計画購買を考慮したエージェントの行動ルールを構築した。テナントの差別化については、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、特定したスペースで売り上げの最大化を図るスペースマネジメント¹³⁾の考え方の中で、テナントの集客力に着目した。

本研究では、集客力に応じてテナントを差別化し、これまで構築したマルチエージェントシステムに、集客力に応じた非計画購買を考慮した行動ルールを追加し、PfGA でテナントの配置の最適化を行い、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. 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 PfGA を用いた本システム全体のフローを図1に示す。

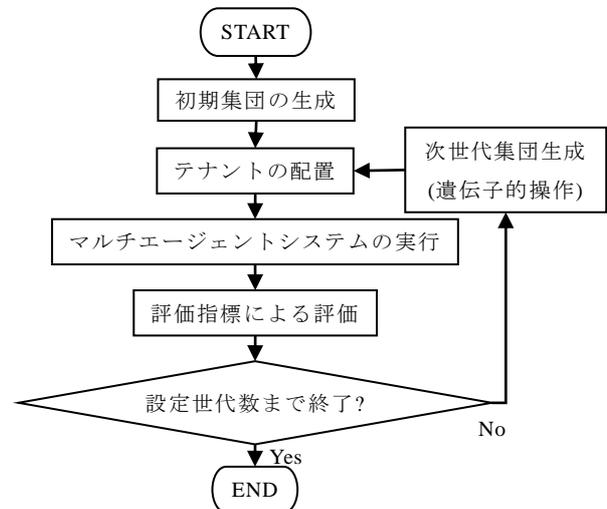


図1 システムのフローチャート

2.2. フロア構成

フロア構成の例を図 2 に示す。対象空間は縦 50m、横 51m とし、縦 50、横 51 のグリッドで分割し、1 つの大きさが縦横 1m のセルを構成する。また、テナント面積をフロア全体の 6 割程度とし、縦横 10m の貸し店舗(テナント)を、図 2 中の正方形で表示している 16 箇所に設定し、そこに 16 個のテナントを配置する。なお、テナントの詳細は 2.3 節で後述する。

出入口は上下に 1 箇所ずつ設け、上の緑色で示す出入口から入店するエージェントの数を、下の出入口の 2 倍に設定し、上の出入口をメインの出入口としている。メインの出入口に接する広場は、下の出入口に接する広場よりも広めの空間に設定した。

1 人のエージェントは 1 つのセルで表現する。移動中のエージェントは図 2 中の赤丸(●)で表し、購買活動中のエージェントは緑丸(●)で表す。また、エージェントの行動ルールの詳細は、2.4~2.6 節で後述する。

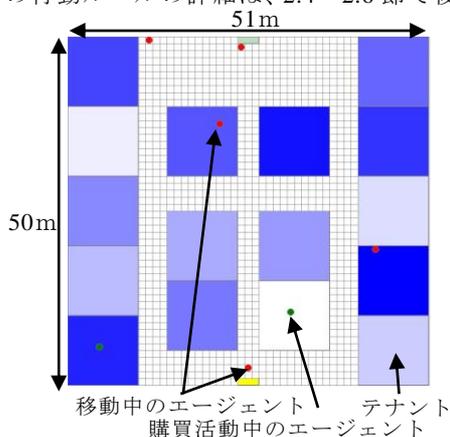


図 2 フロア構成

2.3. テナント構成

本研究では、配置する 16 個のテナントの差別化を、集客力のランク付けにより行う。なお、集客力については 2.4 節で後述する。

テナントの集客力の設定を表 1 に示す。なお、ここでは、テナント毎の客単価や商品単価、滞在時間などの集客力以外の条件は同じとする。

表 1 テナントの集客力の設定

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	■

これらのテナントを 16 箇所の貸し店舗位置に遺伝子情報に従って配置し、その後、複数のエージェント

が設定した行動ルールに基づいて購買活動を行う。

2.4. エージェント構成

本研究では、エージェント数は 50 人と設定する。これらのエージェントが 10 ステップに 1 人の間隔で入店するように設定する。なお、ここでは、プログラム上で配置されたすべてのエージェントが 1 マス移動する時間を 1 ステップとする。実際の購買活動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 エージェントに対して 1 つずつ設定する。今回は、集客力の高いテナントに人が集まりすぎて詰まることで、エージェントの移動可能マスがなくなり動かなくなるエラーが起こることを避けるため、目的テナントでは集客力による差別化を行わず、1~16 番目に入るエージェントには Rank1~16 を、17~32 番目のエージェントにも Rank1~16 を割り当て、以降も同様に均等に設定した。

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が近くを通って立ち寄りたと思うテナント(以下、興味のあるテナント)を設定する。ここでは、2.3 節で設定したテナントの集客力に応じて、各エージェントに興味のあるテナントを設定する。例えば、集客力が 80% である Rank5 のテナントの前を 5 人のエージェントが通った場合、80% にあたる 4 人がそのテナントに移動を始め、テナントに入って購買活動を行う。なお、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. エージェントの目的地決定方法

エージェントが向かうべき目的地を決定するフローを図 4 に示す。エージェントは入店するとまず事前に割り当てられている目的テナントに向かって、行動ルールに従い最短経路を選択して移動する。目的テナントでの購買活動終了後は、一番近い出入口に向かって移動を開始し退店する。また、入店してから退店するまでの移動中に、エージェントが興味のあるテナントの周囲の通路 2m 以内(中央の重なる部分については図 3 に示すように一マスおき)のセルに移動すると、一時的にそのテナントに興味のあるテナントに変更し、次の移動からはそのテナントを目指すものとする。そこでの購買活動が終了した時点で、本来の目的地に向かって再び最短経路を選択して移動を始める。

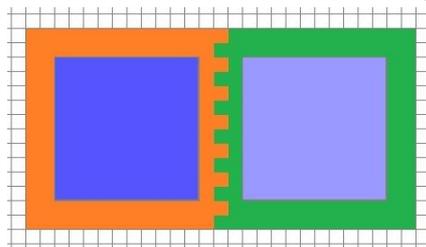


図 3 中央部の興味のあるテナントの反応範囲

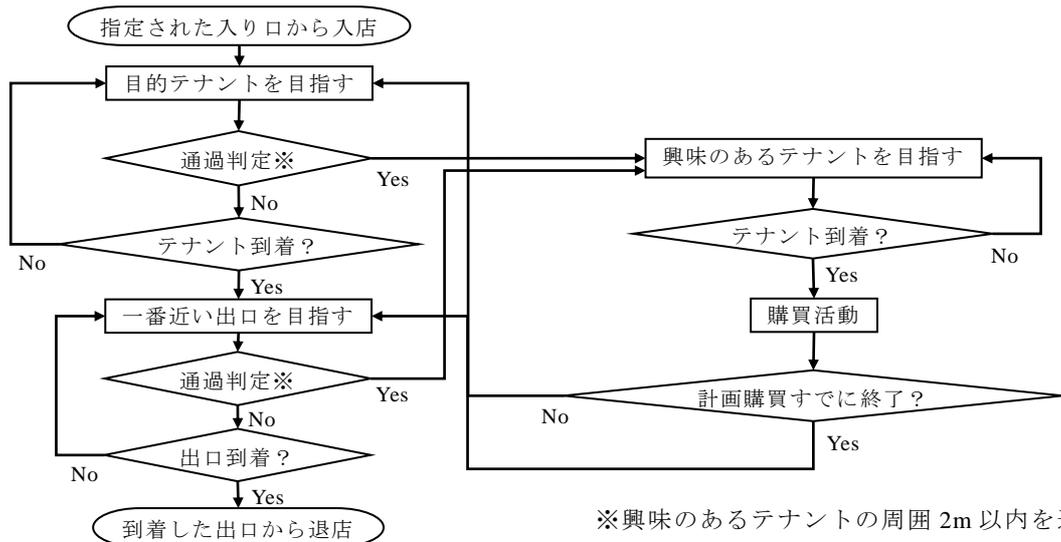


図4 エージェントの目的地決定のフローチャート

※興味のあるテナントの周囲 2m 以内を通過？

2.6. エージェント行動ルール

図5に行動ルールの概要を示す。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、図5に示すように、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テナントセルの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、そのテナントから通路に出るまでの間のみ、目的テナントの他に先ほどまで購買活動していたテナントも移動可能とする。

テナントでの購買活動はテナントの左、上からそれぞれ5マス目のセルで、5ステップ間静止することで表現する。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隣接するセルで待機するものとする。なお、3章で示す評価指標には時間が含まれていないため、静止時間は評価に影響を及ぼすものではないと考え、便宜上5ステップとしている。

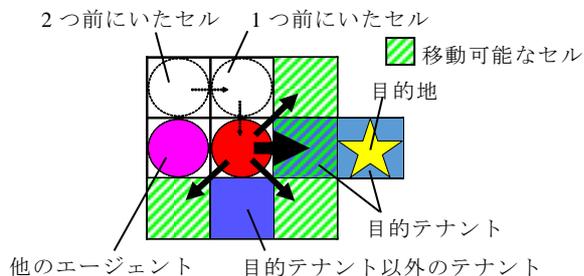


図5 エージェントの移動可能セル

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、購入回数は考慮せず、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。移動距離は移動したマス数で計算する。式(1)に示すように、入店してから退店するまでの移動マス数を一人あたりに平均し、その逆数に100をかけた値をEV1とする。

$$EV1 = \frac{100}{\frac{\sum_i \text{エージェント}i \text{の移動マス数}}{\text{エージェント数}}} \quad (1)$$

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、購買活動の回数を経験する。なお、テナント毎の購入金額に差はないと仮定する。式(2)に示すように、入店してから退店するまでに購買活動したテナント数の1人あたりの平均値をEV2とする。

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

3.3. 総合評価 (EV3)

この評価指標は、消費者側の立場と小売側の立場の両方を考えた評価指標で、移動負担と売り上げの両方を評価する。総合評価は、式(3)に示すようにEV1とEV2の評価値を、それぞれ係数a、bを用いて10前後に基準化し、その積で評価を行う。なお、a、bの値は、4章で示すCase1のEV1とCase2のEV2を用いる。

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

(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: EV1、Case2: EV2、Case3: EV3を各々目的関数とし

て、最大化問題としてシミュレーションを行った。なお、PFGA の設定は家族数 10、事前の思考により解の収束性を考慮して世代数は 200,000 とした。

Cases1~3 の実行結果を表 2~4 に示す。表中、Cases1, 2 では目的関数が最大値となった時の EV2 と EV1 の値を、Case3 では、目的関数が最大値となった時の EV1、EV2 の値をそれぞれ示す。各 Case の進化曲線を図 6, 8, 10 に示す。また、得られたテナント配置とテナントの Rank を①~⑬で図 7, 9, 11 にそれぞれ示す。

表 2 Case 1 評価値結果

EV1 (目的関数)	2.164
EV2	1.640

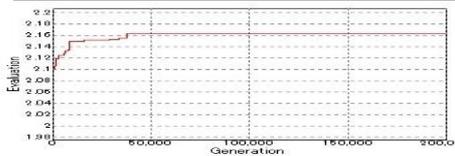


図 6 Case 1 進化曲線

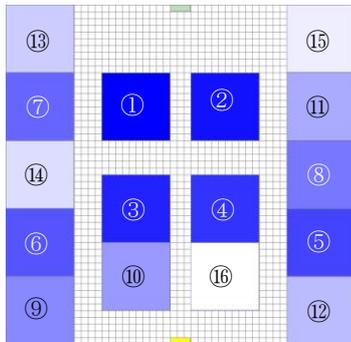


図 7 Case 1 結果

表 3 Case 2 結果一覧

EV1	1.678
EV2 (目的関数)	3.460

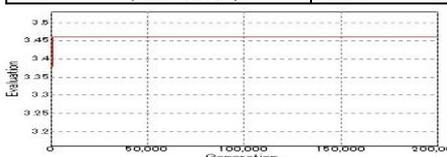


図 8 Case 2 進化曲線

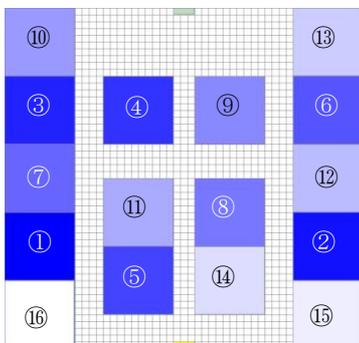


図 9 Case 2 結果

表 4 Case 3 結果一覧

EV1	1.702
EV2	3.440
EV3 (目的関数)	78.215

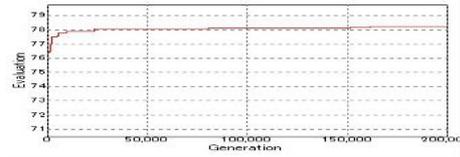


図 10 Case 3 進化曲線

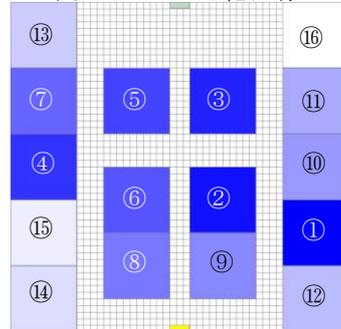


図 11 Case 3 結果

5. 考察

以下の考察では、テナントの位置の表現に使用するため、空きテナントの番地を図 12 のように割り当てる。

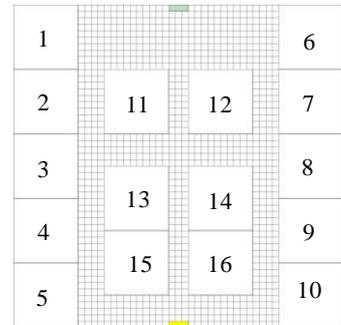


図 12 空き店舗の番地

Case1 の結果を見ると、中央上側の番地 11~14 に、集客力の Rank1~4 の上位 4 つのテナントが集まっている。計画購買を行うエージェントの数は、集客力によらず均等に割り当てているため、移動距離を少なくするには、興味のあるテナントに立ち寄る際にできるだけ少ない移動距離で立ち寄れるように配置する必要がある。以下、例を用いて説明する。興味のあるテナントが Rank7 であるエージェント、Rank1 であるエージェント、1 つもないエージェントの 3 つの場合について、ともに目的テナントが Rank6 である時、上の出入口から入ってから目的テナントを目指す時の、それぞれの経路の違いを図 13 に示す。

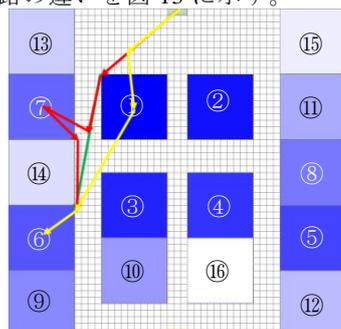


図 13 エージェントの移動例

興味のあるテナントが Rank7 であるエージェントの経路は赤、Rank1 であるエージェントの経路は黄、1 つもないエージェントの経路は緑で表す。赤の立ち寄り際の経路はほぼ同じ経路を往復している一方で、黄の立ち寄り際の経路はテナントの中を横切るように移動している。黄の経路は、立ち寄りながらも同時に目的テナント近づくことができるため、赤の経路に比べて立ち寄りによる移動距離の増加が少なく済んでいることがわかる。このような理由から、壁側ではなく中央に集客力上位のテナントが集中したと考えられる。

また、下の出入り口前の番地 15、16 ではなく、上の出入り口の正面である番地 11、12 に Rank1、2 が配置された理由として、上の出入り口から入店するエージェント数は下の 2 倍で、上側に上位のテナントを配置すると平均移動距離が小さくなるためと考えられる。

Case 2 では、消費者側の移動距離による負担は考慮せず、売り上げを目的関数としたため、より多くのテナントに立ち寄り購買活動が行われることが重要となる。EV2 の結果を見ると、細い通路の脇にある番地 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、エージェントが多く通過する左右の通路の両脇に、集客力上位のテナントを配置すれば、効率的に多くのエージェントが目的テナント以外のテナントの前を通過し、興味のあるテナントとして選択され非計画購買する確率が高くなるためと考えられる。一方、対象空間の四隅にある番地 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配置されたと考えられる。

Case 3 では、移動負担と売り上げの両方を目的関数とした。Case3 の結果を見ると、中央上側の番地 11~14 に Rank2、3、5、6 のテナントが配置され、中央に高ランクのテナントが集中的に配置される Case1 の特徴と一致している。また、番地 9 に Rank1 のテナントが配置されており、細い通路の脇に集客力上位のテナントが、四隅に集客力の低いテナントが入る Case2 の特長とも一致している。これより、Case3 は Case 1 の特徴と Case 2 の特徴の、両方の特徴を併せ持つ結果であることがわかる。これは実行結果の評価値にも表れており、Case3 の EV1 と EV2 の値は、Case1 と Case2 のそれぞれの EV1 と EV2 の値の中間の値となり、移動負担と売り上げの両方が最適化された結果となった。

6. 結

本研究では、集客力に応じてテナントを差別化し、エージェントの行動ルールに非計画購買を考慮して、PfGA によるテナント配置の最適化を行った。その結果、移動負担と売り上げの両方を考慮した Case3 の結

果から、対象フロアの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たシミュレーションを行ったが、設定に応じた最適化が行われ、本システムの有効性が示せたと考える。また、今回はそれぞれの評価指標において 1 つの最適解を求め、考察を行った。しかし、エージェントの初期条件にランダム性があり、同じテナント配置でも複数回行えば異なる評価値を示すため、単独の解では不十分であると考えられる。今後は、エージェント数を増やしフロア内を混雑させることで、接近回数などのエージェント間の相互作用による評価を追加するなど、よりマルチエージェントを有効的に用いると共に、複数の最適解から傾向を読み取ることが重要と考える。

【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、No.49、195-205、2007.
- 2) 生天目章:マルチエージェントと複雑系、森北出版、1998.
- 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) 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.
- 5) 中山亮平、delMoralAlejandroAviles、滝本宗宏:移動エージェントを用いた避難誘導システム、情報処理学会、第 75 回全国大会講演論文集、第 1 号、pp.279-281、2013.03.
- 6) 岩田伸一郎、宗本順三:自律的な大学組織の相制関係に基づいた施設配置計画法、日本建築学会計画系論文集、第 572 号、pp.99-106、2003.10.
- 7) 池崎雅樹、鏡味洋史:地震時の地域分断を想定した医療施設配置の評価—マルチエージェントシミュレーションの適用による苫小牧の事例解析、日本建築学会技術報告集、第 22 号、pp.6D1-604、2005.12.
- 8) 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、2009.5.
- 9) 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.
- 10) 服部桂:人工生命の世界、オーム社、1994.12.
- 11) 北野宏明:遺伝的アルゴリズム、産業図書、1993.
- 12) 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.
- 13) 流通ネットワーク編纂部編:売上アップを支援するスペースマネジメントシステム、流通ネットワーク、日本工業出版、Vo.150、pp.6-27、2001.8.

-
- *1 神戸大学大学院工学研究科 博士課程前期課程
 - *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)

Study on optimization of tenant placement in department store using multi-agent and GA

○Tappei KUSUMOTO*¹ Akinori TANI*²
Yuichiro YAMABE*³

Keywords : Multi-agent, genetic algorithm, unplanned purchasing, tenant placement

Introduction

Recently, in many department stores in Japan, improvements of performance are required because of continuous deterioration of the performance. However, the rental tenant portions in department stores are fixed in many cases. To improve achievements of department stores, it is important to reduce the burden of movement of customers by improving each tenant placement and activate purchasing activities around many tenants.

On the other hand, there are two purchasing activities of the consumer, i.e.; 1) planned purchase that customers determine the objective store before they visit the department store, and 2) unplanned purchase that customers buy in induced in the store after they visit the store.

In the preceding studies, the authors have already developed optimization system of tenant placement in the department store using a multi-agent system and parameter-free genetic algorithm (PfGA). However, in these studies, wasted spaces arise in some cases and/or there are differences from the actual tenant placement. Furthermore, purchasing activities based on unplanned purchase is not considered in the action rules of agents.

In this study, tenants are differentiated according to the ability to attract customers. Action rules taken account of activities base on unplanned purchase in accordance with the ability to attract customers are also employed. The effectiveness of proposed optimization system of the tenant placement by PfGA is discussed and clarified.

Method

1. 16 rental tenant places of 10m × 10m are placed in the objective space of 50m × 51m, which is divided into a cell of 1m × 1m.
2. Locations of 16 tenants are allocated by the genetic information of GA.
3. Based on action rules, 50 agents enter the store from the upper and lower doorways, make purchasing activities, and leave the store from designated doorways.
4. In GA operations, three objective functions are assumed, i.e; Case 1: the evaluation to the movement distance of customers, Case 2: the evaluation to the amount of sales of tenants, and Case 3: evaluations both of the movement distance and the amount of sales.

Conclusion

In Case1, tenants with upper abilities to attract customers are allocated in the center of the upper side of the target space. In Case2, the tenants with upper abilities to attract customers are allocated on the side of the narrow passage, and tenants with low abilities to attract customers are allocated in the four corners of the target space. In Case 3, tenants with upper abilities to attract customers are allocated in the center of the upper side and on the side of the narrow passage. Therefore, the result of Case 3 is consistent with features both of Case1 and Case2.

As mentioned above, the optimization by PfGA can be performed in accordance with settings of objective functions and the effectiveness of proposed system is proved. In the future, it is important to develop a more realistic simulation system.

*1 Graduate Student, Department of Architecture, Graduate School of Engineering, Kobe University

*2 Professor, Department of Architecture, Graduate School of Engineering, Kobe University, Dr. Eng.

*3 Associate Professor, Department of Architecture, Graduate School of Engineering, Kobe University, Dr. Eng.