



2013 年度 卒業論文

食品スーパーマーケット内の
売場配置に関する研究

早稲田大学 創造理工学部
経営システム工学科

飯野 広大

第 1 章 研究背景及び目的

1.1. 研究背景	2
1.2. 研究目的	5

第 2 章 従来研究

2.1. スーパーマーケットの売場配置に関する研究	7
2.1.1. 店舗内顧客行動	7
2.1.2. 最寄品・買回り品の区別	7
2.1.3. 改善施策	8
2.1.4. 山田ら[3]	9
2.1.5. 岸本ら[7]	10
2.2. 本研究との比較	13
2.3. 従来技法	14
2.3.1. MAS(Multi-Agent-Simulation)	14
2.3.1.1. Multi-Agent-Simulation の概要	14
2.3.1.2. MAS の歴史	15
2.3.1.3. MAS の研究対象分野	17
2.4. 売場配置決定問題の解探索方法	18
2.4.1. 近似解法	18
2.4.2. 代表的な Modern Heuristics	20
2.4.2.1. Simulated Annealing (SA)	20
2.4.2.2. Genetic Algorithm (GA)	25
2.4.2.3. Tabu Search (TS)	28

第 3 章 提案技法

3.1. 問題概要	32
3.2. 前提条件	32
3.3. 入力情報・出力情報	33
3.4. 目的関数	34
3.5. 提案技法	35
3.5.1. 売場配置検証方法	36
3.5.1.1. モデル概要	36
3.5.1.2. モデルの整合性検証	41
3.5.2. 売場配置作成技法について	41
3.5.2.1. 初期配置の生成について	41
3.5.2.2. 配置の変更方法 - SA の近傍探索手法 -	43

3.5.3. 本研究に SA を適用する理由	46
------------------------	----


第 4 章 数値実験

4.1. 予備実験	48
4.1.1. 初期温度の決定	48
4.1.2. 冷却率の決定	50
4.1.3. 繰り返し回数の決定	51
4.1.4. 終了温度の決定	52
4.2. 数値実験	53
4.3. 考察	55

第 5 章 結論

5.1. 結論	57
5.2. 今後の課題	58

参考文献



第 1 章

研究背景と目的

1. 研究背景及び目的

1.1. 研究背景

24 時間営業のコンビニエンスストア（以下コンビニ）の台頭によりスーパーマーケット（以下スーパー）の売上高が伸び悩んでいる。（図 1.2）特に現存スーパーの約 6 割の食品スーパーは、販売業態・販売地域・販売商品がコンビニと競合する為売上低迷からの脱却が依然図られていない。よって食品スーパーは企業の生き残りの為に売上改善が必要である。そうした中従来からスーパーの売上改善を目的とした売場配置決定問題が多く研究されてきた。しかし大半の従来研究では評価関数に購買点数を用いており商品単価を考慮していない為、その売場配置の売上の大小が判断できていない。また従来研究の多くは極めて探索数が少なく、売上最大となる配置を逃している可能性が高い。よって評価関数に客単価を考慮し、十分な探索数の下、売上最大となる配置の導出が必要である。

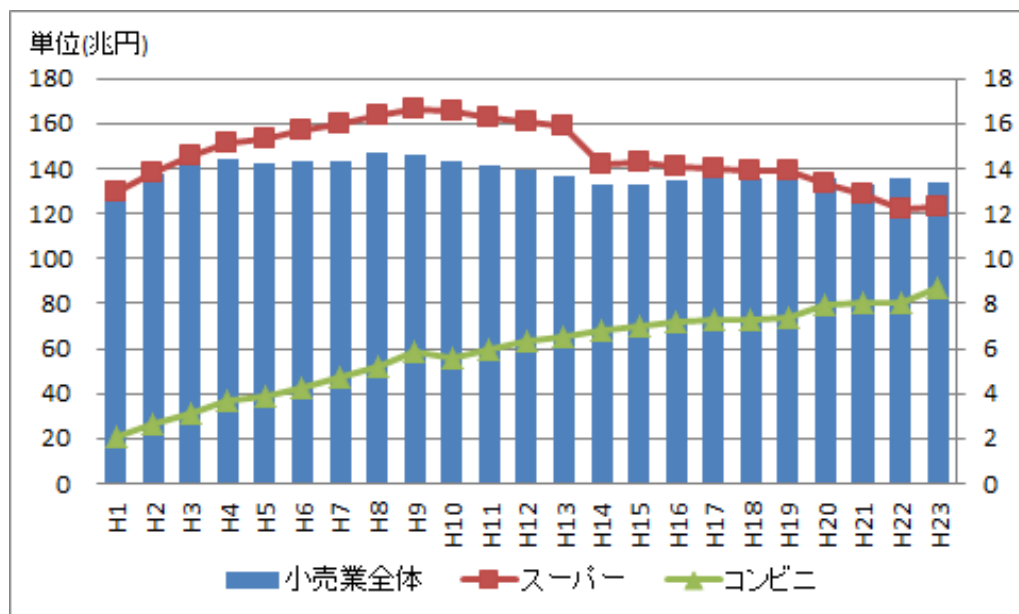


図 1.1 小売業の売上高推移 経済産業省実態統計調査より作成

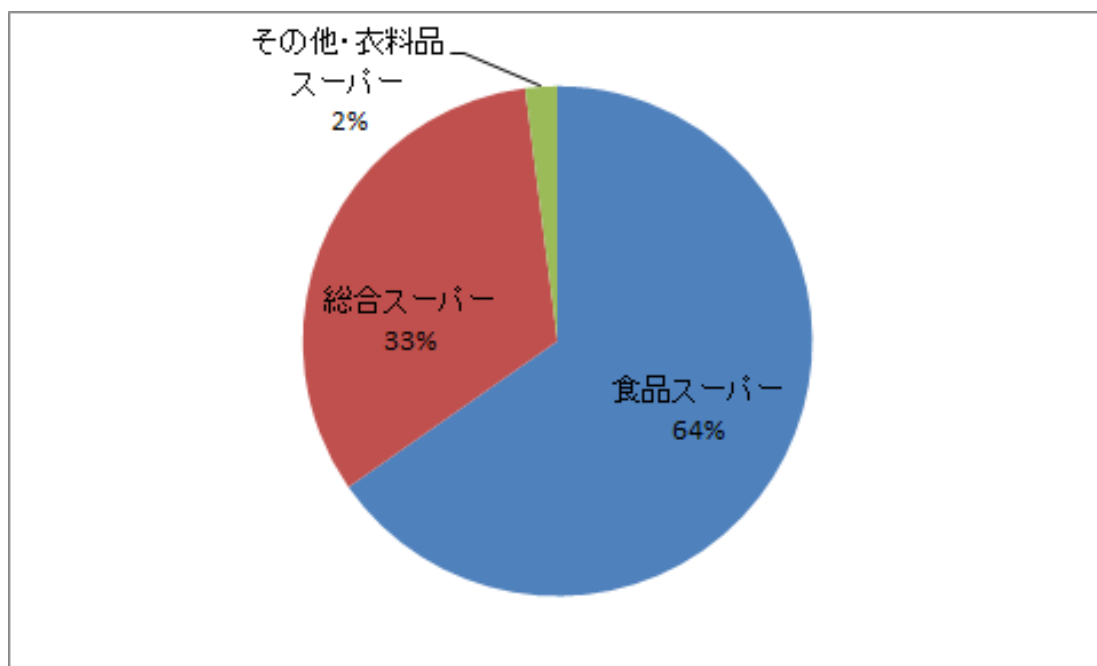


図 1.2 業態別スーパーの現存店舗数割合 日本全国スーパーマーケット情報より作成

次にコンビニエンスストア・スーパーマーケットの定義について述べる。（経済産業省 商業統計 業態分類による定義）

【コンビニエンスストア】：以下の条件を満たすセルフサービス形式の販売店である。

- 販売品目の中に食料品を含む。
- 総売場面積が 30 m²以上 250 m²未満である。
- 1 日の営業時間が 14 時間以上である。

【スーパーマーケット】：総合スーパーと専門スーパーに分類できる。更に専門スーパーは食品スーパー・衣料品スーパー・住関連スーパーの 3 つに分類できる。それぞれの定義は以下の通りである。

- 総合スーパー：以下の条件を満たすセルフサービス販売をする事業所である。売場面積から大型と中型に分類される。
- 衣・食・住の各種商品を小売し、いずれも小売販売額の 10%以上 70%未満である。
- 従業者が 50 人以上である。

大型総合スーパー - 売り場面積 3,000(特別区と政令指定都市は 6,000)m² 以上

中型総合スーパー - 売り場面積 3,000(特別区と政令指定都市は 6,000)m² 未満

- 専門スーパー：売り場面積 250 m²以上のセルフサービス形式の販売店である。

食品スーパー - 食料品の販売額構成比が 70%以上 90%未満である。

衣料品スーパー - 衣料品の販売額構成比が 70%以上 90%未満である。

住関連スーパー - 住関連の販売額構成比が 70%以上 90%未満である。

1.2 研究目的

現在小売業界で売上低迷が続く食品スーパーにおいて、売上拡大の為の施策が重要である。従来研究[3][7]では店舗売上改善を目的とした店舗内配置施策が行われてきた。

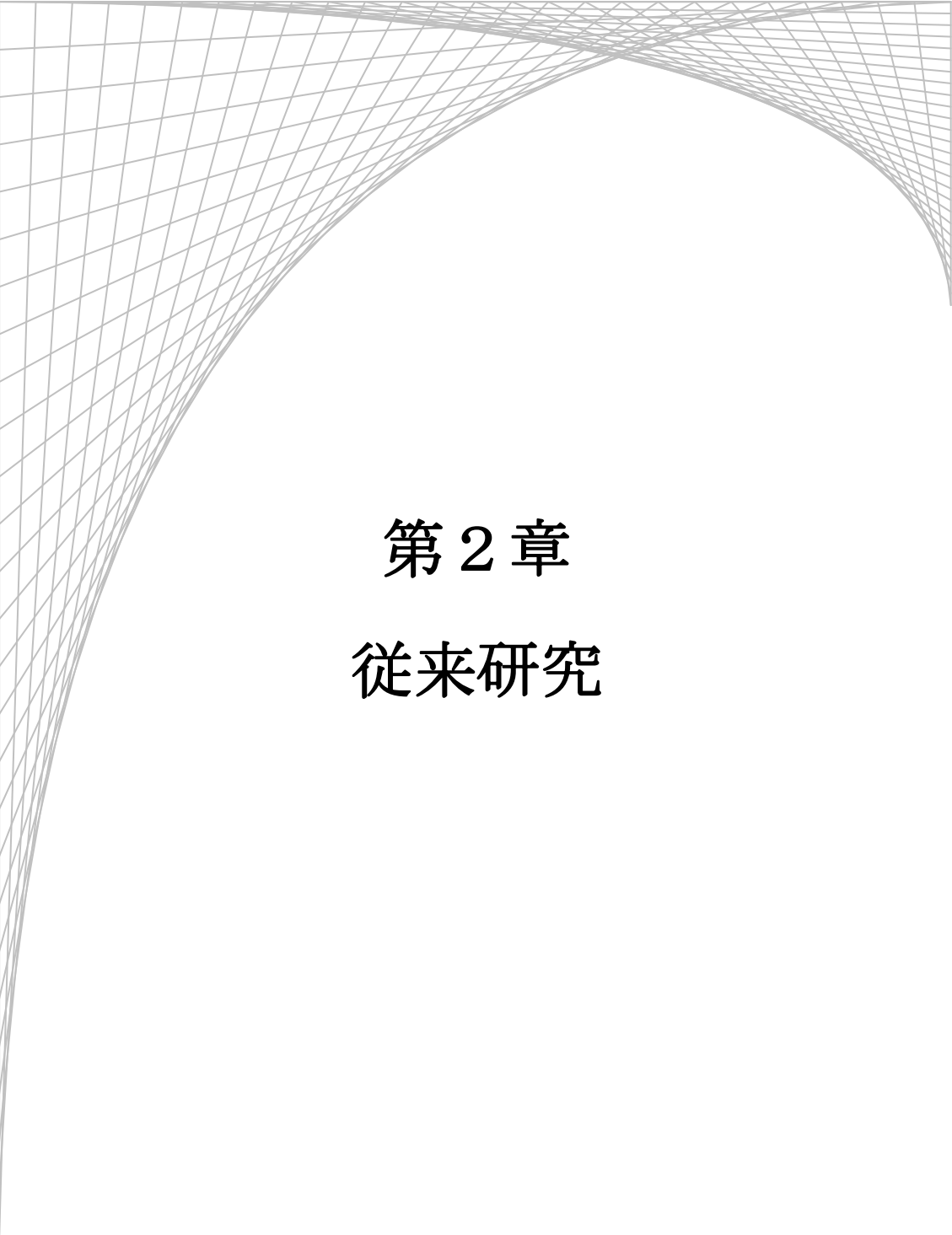
しかし、①評価関数が購買点数であり商品単価を考慮していない為売上が判断できない

②売場単位(商品 1 かたまり)での配置変更しか行われず、探索数が極めて少ない。

以上 2 点から売上最大となる配置の導出ができていない。

また商品単位での配置変更を行った場合、解空間が格段に広がる為、実用時間内での厳密解法の適用が困難である。

よって本研究では、評価関数を売上に設定し、近似解法の SA を用いた確率的売場配置最適化技法の開発を目的とする。



第 2 章

従来研究

2. 従来研究

2.1.スーパーマーケットの売場配置に関する研究

2.1.1 店舗内顧客行動

食品スーパーを場としたとき、消費者の購買行動パターンは計画購買と非計画購買 2 つに大別できる。計画購買とは消費者が入店前に計画した通りに商品を購入する購買行動を指す。それに対して非計画購買とは入店する前には購入計画のなかった商品を結果的に購入してしまう購買行動のことである。米国での報告によれば主要なショッピングで購入されたアイテムのうち 68～76%が非計画購買によるものとされ、顧客一人当たりの購買額上昇の為に 購買行動の大部分を占める非計画購買を促す施策が重要と なる。次に食品スーパーで扱う製品について詳しく説明する。

2.1.2 最寄品・買回り品の区別

消費者の購買行動の対象となる製品は最寄品と買回り品の 2 種類に大別できる。買回り品とは、その商品を買うために複数の店を見て回り、価格、スペック、デザインなどを比較して決める商品のことを指す。代表的な商品として家具や電化製品などが挙げられる。それに対し最寄品とは日常的に高頻度で購入される商品のことを言う。代表的な商品として食料品や雑貨、消耗品などを指す。

以上から本研究では対象が食品スーパーであるため、扱う商品は最寄品とする。

2.1.3 改善施策

1 章で前述の通り，市場規模が縮小傾向にある食品スーパーマーケットにとって店舗売上改善の施策が急務である．人口減少が進む中で，既存食品スーパー店舗の売上改善には顧客一人当たりの購買額向上が重要であり，顧客の店舗内行動に変化を与える施策が必要である．その様な施策として売場配置変更，店舗レイアウト変更の 2 つが挙げられる．ここで言う店舗レイアウト変更とは店舗内の棚と通路の配置を決定することで，売場配置変更とは棚に置く売場の配置を決定する事である．食品スーパーマーケットという場から顧客は計画購買品への売場へと随時移動するような店舗内行動が予想される．よって売場への直接的な施策である売場配置変更に大きな優位性があると言える．以上の観点から本研究では改善施策に売場配置変更を選定した．

2.1.4 山田ら[3]

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

【研究概要】

食品スーパーの売上向上には、買い物客の動きを誘導し滞留時間を高めることを考慮した売場配置を考えることは重要である。しかし実店舗での売場配置を頻繁に変更しての実験は、陳列什器変更等によりコストがかかり、現実的ではないという問題がある。そこで[3]では、売場配置を比較する為の店舗内人流シミュレータを構築することを目的とした。

【提案技法】

時間的变化を記述する最小の単位としてステップという概念を導入した。1ステップの経過で計画購買者エージェントや非計画購買者エージェントは1セル分移動することができる。エージェントを計画購買者・非計画者購買者エージェントに分け、それぞれに対し店内の状態・向かう売り場の数、商品の選択率等をパラメータとして設定している。また、評価関数はステップ数を用いている。ステップ数は多ければ多いほど各購買者の店内での滞留時間が長いことを意味する。店舗側からすると購買者の店内の滞留時間が長くなるほど、商品の購買量が増えると考えられるため、ステップ数は多いことが望ましい。

【結果と問題点】

客の滞留時間を長くするための施策として売場配置変更が重要であることが示せた、しかし評価関数に商品単価・購買点数を考慮していなく、売上最大となる配置導出ができていない。また実データを用いたシミュレーションによる検証が必要である。

2.1.5 岸本ら [7]

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

【研究概要】

山田[3]で網羅していなかった計画購買と非計画購買の同時性の考慮，実データに基づいた現実モデルに近いシミュレーター開発を実現した．[7]では顧客動線に注目し経験により売場単位で配置を入れ替え，6 パターンのレイアウトを作成し分析した．

【提案技法】

計画購買・非計画購買の両方を行う顧客行動をモデル化した．また商品の購買頻度に着目し6種類の売場配置を作成し，動線長・購買点数の2指標からレイアウトを評価した．

(1)店舗情報

島根県浜田市にある食品スーパーのレイアウト・POS データを基にモデルを構築した．モデルはタイムセールや季節性を考慮しない定常状態とし，取扱いされる商品は128 種とした．同スーパーマーケットの POS データによる各商品の情報(保有棚数・単価・総売上点数)は以下に示す．(表 2.1)

(2)売場配置作成手法

同スーパーマーケットを引用し基本配置を作成した．(図 2.5) この基本配置に対し売場単位（商品ひとかたまり）で入れ替えを行い，更に5 パターンの配置を作成した．各配置の作成方法は以下の通りである．

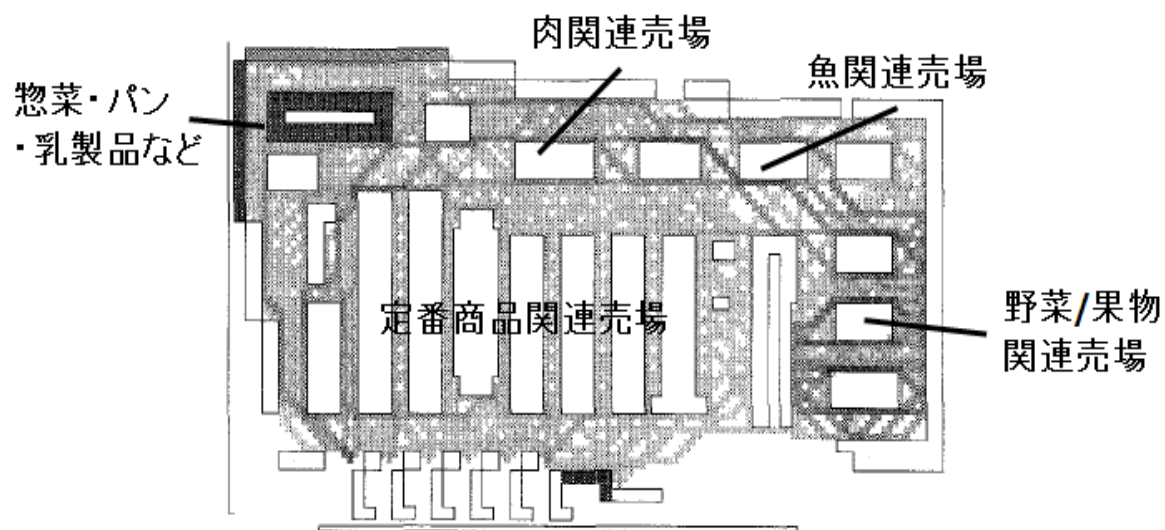


図 2.5 基本配置

配置 1:野菜/果物関連売場と惣菜・パン売場を入れ替え

配置 2:肉関連売場と惣菜・パン売場を入れ替え

配置 3:魚関連売場と惣菜・パン売場を入れ替え

配置 4: 野菜/果物関連売場と定番商品関連売場右端を入れ替え

配置 5:野菜/果物・肉・魚関連売場を左奥に，左奥の豆腐，飲料・乳製品，惣菜・パン売場を入れ替え

【結果と問題点】

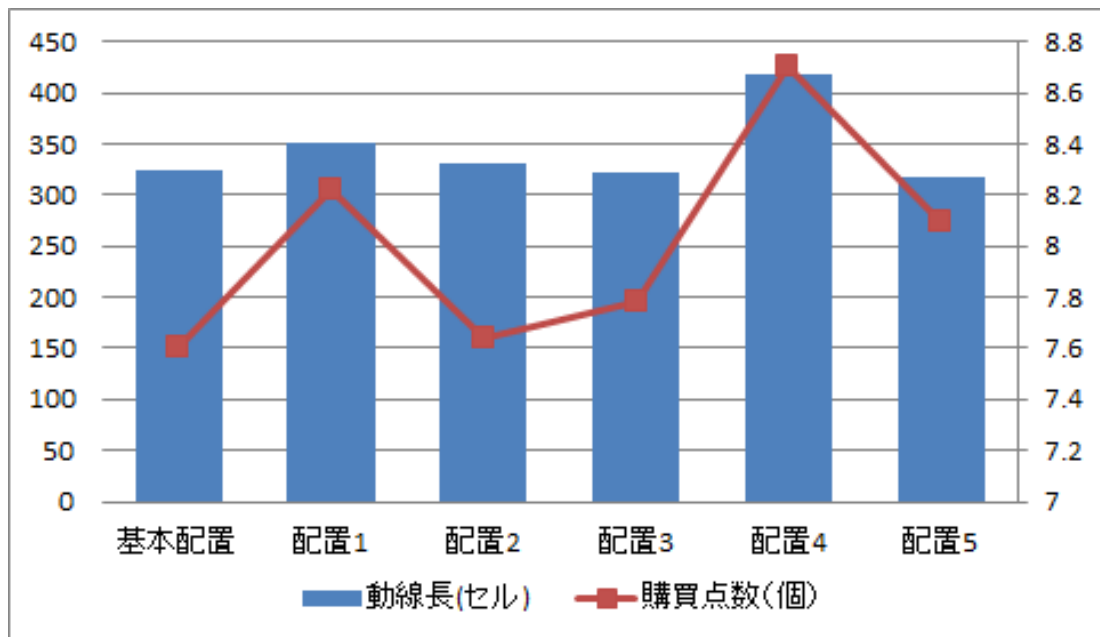


図 2.6 購買点数と総歩数の関係

図 2.6 を見ると動線長が最大となった配置 4 が購買点数最大配置となった。しかしこの配置は経験により作成されたものであり、商品単価を考慮していない為売上最大配置かは判断できない。また売場単位での配置変更を行った為、検証配置が 6 つと極端に少なく売上最大となる配置を逃している可能性が極めて高い。

以上より食品スーパーマーケットを場とした売場配置決定問題の従来研究[3], [7]について概要に触れた。次に従来研究[3], [7]と本研究との比較を行う。

2.2 本研究との比較

食品スーパーを場とした売場配置決定問題は、売場配置作成手法と売場配置検証方法の2つから成り立つ。山田ら[3]は売場配置を検証する顧客シミュレーターが実データに基づいたものでなく、モデルの整合性に不安が残る。これに対し岸本ら[7]は顧客の行動モデルを改良し、商品単価や売上点数等の実データを用いて現実的な顧客シミュレーターを開発した。

しかし①依然目的関数が購買点数・商品単価の両方を考慮していないこと、②売場配置作成手法が経験則かつ売場単位（商品ひとかたまり）であり極端に解空間が狭い事、から売上最大となる配置の導出が証明されていない。よって本研究では従来研究 [3][7] に対し①目的関数に商品単価も考慮した売上に設定する、②売場配置の配置変更を棚単位で行う、③売場配置の作成に近似解法の SA を用いる、の3点を提案し、売上最大となる配置の導出及び技法の開発を目的とした。

以下に従来研究[3][7]と本研究の考慮項目について図示した。（表 2.2）

表 2.2 従来研究の考慮項目

		山田ら[3]	岸本ら[7]	本研究
売場配置作成	売場配置作成に確率的手法を使用	×	×	○
	棚単位での配置変更による十分な解空間を確保	×	×	○
売場配置検証	シミュレーターに実データを使用	×	○	○
	顧客購買行動が計画/非計画購買を同時考慮	×	○	○
	目的関数に購買点数・商品単価を両方考慮	×	×	○

売場配置の具体的な検証方法として MAS(Multi-Agent-Simulation)が有効であるとされており詳細は 2.3 で言及する。

2.3 従来技法

2.3.1 MAS(Multi-Agent-Simulation)

2.3.1.1 Multi-Agent-Simulation の概要

マルチエージェントシミュレーション(別名エージェントベースシミュレーション (Agent-Based Simulation))は、多数の自律的に行動するエージェントから構成されるシステムである。それぞれのエージェントは自分の環境を知覚し、自分の目標を達成するように行動をとる。エージェントを集中的に管理するものは存在しない。

また、システム全体の挙動は、エージェント同士が相互に作用することによって変化する。システム全体の挙動はエージェントに対してフィードバックを返し、エージェントたちはフィードバックから自分の行動を変化させなければならない。まさにコンピュータ上の人間と考えることができる。MAS は、特に社会事象をコンピュータ上に仮想モデルとして構築し、実験が出来ることに強みがある。従来の統計分析の手法や多変量解析の手法、さらにパス解析や共分散構造方程式の手法が、変数によりシステムを表現するのとは異なり、MAS は、エージェント間の相互作用を理解してモデルを動的・視覚的に捉えることができる。現実社会を表現し、予測に使用できるという利点だけでなく、社会事象について提唱されている理論を検証できるという利点も挙げられる。日本でのこの分野への注目は、人工生命やセルオートマトンなど主として工学系研究者が行ってきたが、進化や経済の分野においても、MAS が一角をしめるようになりつつある。MAS の特徴としては以下の様なものが挙げられる。

- ・エージェントに対しフィードバック作用を行うため、人の行動を表現することに適しており、現実世界を忠実に反映できる。
- ・システム全体の評価（例：混雑度）、構成要素であるエージェントに対する評価（例：各エージェントの待ち時間）の両方を評価することができるため、汎用的に使用することができる。

2.3.1.2 MAS の歴史

MAS は、社会科学分野で注目されている手法である。1950 年代後半から 1960 年代前半にかけて生まれた社会科学および社会事象解釈、説明、予想のための手法として 1990 年代に登場した。

1970 年代にはローマクラブレポートに代表されるような System Dynamics 手法に注目が集まったが、これらの手法の評価が予測結果ばかりに偏り、予測がはずれ始めると手法そのものへの注目もなくなってしまった(Forrester 1969, Meadows 1972)。また政治学では、1971 年ハーバード大学のシェリング教授が分居モデルによる個人の行動と社会全体の動向を論じたが、当時は情報技術が未熟であり、一般には普及しなかった(Schelling 1971)。社会科学の存在意味として、予測以外にも理解、説明などの目的があるが、ローマクラブのレポートの予測結果が現実と大きく異なったため、注目されなくなった。社会科学全般の従来手法は、ブラロックの著作にまとめられている(Blalock 1982)。

1980 年代後半のパソコンの登場、1990 年代にかけての高性能化により、処理速度の高速化、オブジェクト指向や使いやすいインターフェースの台頭などが起こった。これにより、社会科学の研究者が MAS を利用できる環境が整った。また、1980 年代に社会学において行われていた”micro simulation”の成果は芳しくなく、個人や企業をエージェントと定義し、それらの相互影響を考慮したシミュレーションモデルが求められるようになった。以上の要因により、MAS が注目を集めるようになった。

米国では、教育用システムとしてマサチューセッツ工科大学メディアラボのレズニック教授が高校生向けのエージェントベースのシミュレーション教育を 1990 年から開始し、その成果は同教授の著書に示されている(Resnick 1994)。また、サンタフェ研究所でも Unix ベースの MAS 言語 Swarm が開発され、株式トレードモデルなどが同研究所の複雑系研究のシンボルとなった。1996 年にはブルッキングス研究所のエプスタイン

ン博士らによる人工社会研究の著書が登場した(Epstein 1996)。ミシガン大学のアクセルロッド教授が複雑系手法を社会科学全般について適応する目的でまとめられた著書も、注目を集めている(Axelrod 1997)。また MAS を利用したビジネスもコンサルティング会社で利用されるようになり、アーネストヤングやプライスウォーターハウスクーパーなどが積極的に実務に活用している。

欧州でも、MAS に関するワークショップが 1992 年に開催され、1997 年秋には初めてのコンピュータシミュレーションおよび社会科学の国際会議が開かれた。現在、“Center for Research on Simulation in the Social Sciences” (CRESS) や the Programme for Social Simulation, the SOCIONICS などの組織が研究を進めている。オンラインの学会誌が 1998 年に創刊され、the Journal of Artificial Societies and Social Simulation が年四回発行されている。

サンタフェ研究所の著作では、先住民族の社会の遷移に MAS を活用した研究成果が発表されており注目を集めている(Kohler 2000)。従来の経済学を超えた枠組みでは、ヤング教授の著作が伝統的経済学への反論として高い評価を得ている(Young 1998)。

構造計画研究所(株)は、通産省および情報処理振興協会の支援をもとに、教育分野における MAS の普及をはかるためのプロジェクトを 1998 年 11 月から開始した。このプロジェクトでは、MAS モデルの構築が容易に出来るように、日本語環境のもとで社会科学研究者および教育者が VisualBasic に極めてよく似た開発言語体系

ABS(Agent-Based Simulator)システムを開発し、1999 年 9 月から東京大学はじめいくつかの機関で教育実践に活用され、その成果は 2000 年 2 月 29 日の構造計画研究所主催のセミナーにて 120 名の出席者のもとで発表された。

2.3.1.3 MAS の研究対象分野

- ・生態系システム

Ex)流言の流布と鎮静のモデル

- ・社会システム

Ex)道路渋滞モデル

- ・人の行動システム

Ex)スーパーマーケット・百貨店・ドラッグストア内の回遊行動モデル 避難行動モデル

2.4 売場配置決定問題の解探索方法

2.4.1 近似解法

組み合わせ最適化問題である売場配置決定問題に対する解法アプローチは、厳密解法、近似解法に大別する事ができる（図 2.7 参照）。厳密解法は最適解を保証する一方で、コンピュータを用いた売場配置決定問題では、離散最適化問題として定式化され、膨大な数の組合せの中から最適解を探索するというアプローチが取られる。このことから売場が多数存在する問題での求解は絶望視されている。厳密解法に対して、現実的時間内で、近似解を求める方法が近似解法である。近似解法は大きくふたつに分類できる。ひとつは解の精度を保証することを目的としたもので、近似アルゴリズムと呼ばれる。もうひとつは、解の精度の保証はないが、なるべく良い解を求めることを目的としたもので、Heuristic（発見的手法）と呼ばれる。近似アルゴリズムは、解精度が保証されているものの、良い精度を求めることが困難であり、計算時間が長いものも多い。一方、Heuristic に関しては、近年 Modern Heuristic の研究が進み、その利用が有効であることが分かり、盛んに研究されるようになった。Heuristic は解を求めるアルゴリズムから、構築法と改良法に分類される。構築法は一回のシーケンスで解を得るのに対して、改良法は得られたある解を改善していき最終解を得るという複数回のシーケンスを行う。Heuristic の発展の変遷を追うと、まず構築法が研究され、その後改良法の順に研究が進んでいる。初期の改良法は改善方向にのみ解の推移を行い、改善される推移が無くなった時点で終了という逐次改善法（Local search）を利用していた。Local search は解を得るまでは速いが、解の精度が悪く、最適解からは程遠いものであった。ところが、90 年代に入ると、Genetic Algorithm (GA), Simulated Annealing (SA), Tabu Search (TS), などが提案され、これにより従来の Local search のようにすばやく解を得ることができ、解の質も良くなった。以下に共通する特徴を述べる。

-
1. 初期解に依存しない.
 2. 解の精度が高い.
 3. 解の推移を制御する.
 4. 解を逐次改善するのではなく, 改悪をも許すことで局所解からの脱出を図る.
 5. 幾つかのパラメータを持ち, それを変化させることで解の推移も変わる. 即ち, パラメータの設定が問題に対する Modern Heuristic の精度を決定する重要な要素である.
 6. 計算時間は設定するパラメータに依存する.

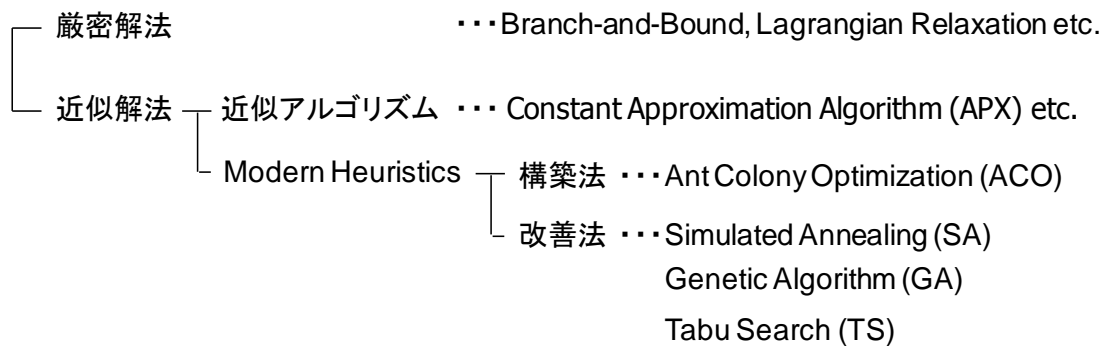


図 2.7 組み合わせ最適化問題への解法アプローチの体系図

2.4.2. 代表的な Modern Heuristic

改良法の Modern Heuristic の代表的手法として，以下の 3 つが挙げられる．

1. Simulated Annealing (SA)
2. Genetic Algorithm (GA)
3. Tabu Search (TS)

2.4.2.1 Simulated Annealing (SA)

(1) SA の概略

SA は統計力学における焼きなましのプロセスを，組合せ最適化問題の最適化のプロセスに適応させた手法である．次節で述べる TS とはパラメータが全く異なるが，解の推移の過程は似通った部分が多く存在する．大きく異なる点を挙げれば，解を推移させる候補が無作為に選択されるという点と，改悪の判断が温度と評価関数値の差によって構成された式を基準になされるという点である．この基準により，温度が高い時点では大幅な改悪を認める傾向をもち，低下するにしたがって改悪を徐々に制限し，最終的には改悪を殆ど認めないという制御が行われる．以下に SA の特徴を述べる．

(2) SA の特徴

1. 最適性が保証されている．
2. 汎用性がある．
3. 決定変数による定式化が必要ない．
4. GA のような大局的最適解の存在する近傍空間を発見する能力と，TS のような一定のサイズの近傍空間を効率的かつ確実に検索する能力を兼ね備えている．
5. 任意の状態から次の状態へ推移する場合，近傍に存在する全ての組合せに対して同

じ確率で採択させる方法が難しい。

6. 近傍空間の定義が適当でなければ，探索の精度が低下する．
7. ランダム選択により，無駄な探索を数多く行う可能性がある．

(3) SA の概念

SA の基礎となる考え方は Metropolis らが 1953 年に発表した，焼鈍しと呼ばれる加熱炉内の固体の冷却過程をシミュレートするアルゴリズムに端を発する．固体が融解点を超えて加熱し再び凝固点まで冷却するとき，冷却された固体の構造的性質は冷却の速度に依存することが知られている．例えば，大きなガラスの結晶はゆっくり冷却することで成長することができるが，もし急速に冷却したりするとガラスの結晶は亀裂が生じて不完全なものになってしまう．基本的に Metropolis の理論は冷却プロセスについて，ある系が安定した凍結状態まで収束するエネルギーの変化を表したものであると言える．熱力学の法則が述べているように，温度 T においてエネルギーの大きさ δE の増加確率は次のように与えられる．

$$P(\delta E) = \exp(-\delta E / k \cdot T) \quad (k \text{ はボルツマン定数})$$

Metropolis のシミュレーションは，系に微動を与えその結果のエネルギーの変化を求めるものである．もしエネルギーが降下すると系は新しい状態になり逆に増加すると上の式で定義される確率に従って，この状態が採択される．各温度において予め決められた回数までこのプロセスを繰り返され，系が安定状態に落ち着くまで温度が下げられる．次の表に示すように，Kirkpatrick らは，物理的な冷却過程の各状態量を組み合わせ最適化問題の各項目と対比させることで，Metropolis のアルゴリズムが最適化問題に適用できることを示した．

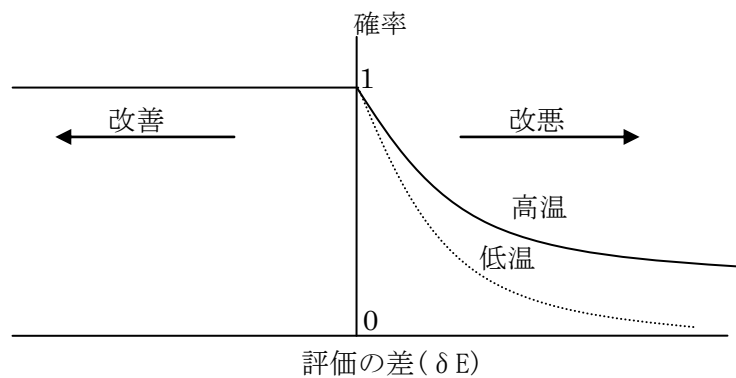
表 2.3 熱力学シミュレーションと組み合わせ最適化問題の比較

熱力学シミュレーション	組み合わせ最適化問題
システム状態	実行可能解
エネルギー	コスト
状態変化	近傍解
温度	制御パラメータ

上の式を組み合わせ最適化問題に適用するとランダムに採択された解が改悪となる場合($\delta E > 0$)それを採択する確率を評価関数の差 δE と温度 T により次のように表せる。

$$P(\delta E) = \exp(-\delta E / T)$$

組み合わせ最適化問題において温度 T は解の動きやすさの指標となっている。即ち、 T が十分高いときその確率は 1 に近づき、改悪となる推移も採択されやすく、 T が低くなれば 0 に近づくため、解はよくなる方向にしか採択されない。



以下に SA における状態採択の様子を図 3.4 に示す。

図 2.8 状態採択の様子

既に述べているように、近似解法の問題点は大域的最適解よりも局所最適解に陥ってしまうという点である。これに対して SA では改悪を許すことで、解決の糸口を与えてい

る. SA は近傍がランダムに選択されるという点で乱数降下法に似ている. ただ SA では評価関数の上昇を伴う近傍を許容し, しかもその許容度が制御パラメータとその上昇の大きさに依存する点に違いがある. SA 法のアルゴリズムを以下のように示す.

(4) SA のアルゴリズム

※評価関数 f , 状態 s

初期温度 T_0 , 終了温度 T_{end} , 温度降下系数 a , 繰り返し回数 N

繰り返し①

 繰り返し②

 ランダムに s_{next} (次の状態)選択 ; $\delta = f(s_{next}) - f(s_{now}(\text{現在の状態}))$ を算出

 if($\delta < 0$)

 { $s_{now} = s_{next}$ }

 else($\delta > 0$)

 { $(0,1)$ の範囲で均等にランダムに採択確率 x を選択

 if($x < \exp(-\delta / T)$)

 { $s_{now} = s_{next}$ }

 }

繰り返し回数 N まで同じことを繰り返す \Rightarrow ②

つぎの温度 $T = a \cdot T$ を設定し, $T_{end} < T$ ならば \Rightarrow ①

$T_{end} > T$ ならば探索終了

ここに T はもはや単なる制御パラメータとなり, 物理的意味合いを持たないことから, ボルツマン定数は採択確率の関数から取り除かれている. しかし, 以下の値は未だに Cooling schedule と呼ばれている.

-
- ・ 初期温度
 - ・ 終了温度
 - ・ 温度降下係数
 - ・ 各温度における繰り返し回数

※温度降下係数について

温度降下係数とは初期温度からどのように温度を降下させるか決定する係数である。温度を急激に下げるとガラスの結晶の例で不完全な結晶が出来てしまうように、局所解に陥ってしまう。そこでゆっくりと下げることで十分な解の探索を行うことが望ましい。一般的には降下係数は **0.85** から **0.95** が良いとされている。

※繰り返し回数について

各温度において次の温度に移行する条件として定性的に解の値の分布が定常状態になっていることが望ましいが、その判断は難しく、一般的には規定の繰り返し回数を終了したら次の温度に移行する方法を用いる。

2.4.2.2. Genetic Algorithm (GA)

(1) GA の概略

GA とは、生物進化の原理を用いた手法であり、特に近年あらゆる組み合わせ最適化問題に適用されて、その有効性が実証されつつある。具体的には自然界における生物の進化モデル、すなわち世代を形成している集合の中で、個体同士の交配を繰り返し、適応度の高い個体を次世代に残し、低いものは淘汰されていくことで、最終的に優れた個体（解）を生み出そうというものである。突然変異などの特別な操作を組み入れることで、GA は SA や TS に比べ、より広範囲の解空間を探索することができる。

(2) GA の特徴

1. 対象となる問題の解をコーディングし、それらの解を交叉させる事で次世代の解を生成する。
2. 交叉する解（親）同士の特徴を子に遺伝する事ができる。
3. 生成した解を含めた個体の集合に対し、適応度の低いものを淘汰することで次世代に優れた解を残すことが可能である。
4. 突然変異操作により、個体の一様性を取り除き、広い範囲の解空間を探索することができる。
5. コーディング可能な問題ならば全て適応できるが取り込む制約により解の精度が著しく低下する場合がある。
6. 交叉の方法により収束にかなりの差がある。
7. 個体群のサイズ終了世代、交叉確率、突然変異確率はすべてパラメータであり、これらは実験により妥当なものを見つける必要がある。
8. 多くの谷を探索可能な反面、谷ごとの細かな探索は SA、TS に劣る。

このように GA は大局的な探索が得意な反面、局所的な探索は苦手である。この GA の

弱点を補うため GA に LS(Local Search)を組み合わせた Hybrid GA の提案が行われている。代表的なものとして、各世代で淘汰し残った固体に対し、何らかの近似解法を適用しさらに適用度を上げる、といったものがある。いずれにしても、Hybrid GA も含めていまだ未発達な部分も多く、今後の研究に期待がかかっている。

一方で GA はいくつかの実験では TSP (Traveling Salesman Problem) に対しあまり有効でないことも実証されているため、VRP のルートの構築に対し GA を用いることは適当でないと考えられている。しかしながら、ジョブショップスケジューリングなどで有効性が確かめられていることを考えると、VSP においてルートを各車両に割り当てるなどのスケジュール部分への適用には有効性を発揮する。

(3) GA の概念

自然界における生物の進化において、ある世代 (generation) を形成している個体 (individual) の集合、すなわち個体群 (population) の中で、環境への適応度 (fitness) の高い個体が高い確率で生き残るように再生 (reproduction) される。更に、交叉 (crossover)、突然変異 (mutation) によって、次の世代の個体群が形成されていく。GA では、個体群の中に含まれる個体の数を個体群サイズ (population size) と呼び、各個体はそれぞれ、染色体 (chromosome) によって特徴付けられている。さらに、染色体は複数の遺伝子 (gene) の集まりにより構成される。生物では、特定の個数の染色体の集まりによって個体の集まりによって個体が決定されているが、GA では 1 つの染色体で個体を表現することが多い。染色体上で各遺伝子の置かれている位置を遺伝子座 (locus) いい、また各遺伝子の取ることの出来る遺伝子候補を対立遺伝子 (allele) という。生物の場合には、ある染色体がその個体の特徴を詳細に決めることとなる。例えば、髪が黒いという特徴には染色体の中にその特徴を現す遺伝子の組み合わせが存在する。このように、遺伝子によって定まる個体の形質は表現型 (phenotype) と呼ばれている。

これに対し、それを醸し出している染色体の構造は遺伝子型 (genotype) と呼ばれている。また、表現型が複数個の遺伝子座の影響を受けて複雑な形で決定されることをエピスタシ (epistasis) という。なお、表現型から遺伝子型へ写像することをコード化 (coding), 逆に遺伝子型から表現型へ写像することをデコード化 (decoding) という。

(4) GA のアルゴリズム

～概略フロー～

最も基本の GA である SGA の概略フローは以下のようになる。

GA の概略フロー

～手順～

1.初期化

ランダムに M 個の個体を生成して初期個体集合 $P(0)$ をつくり、世代 $t=0$ とする。繰り返し回数(世代数) T を設定する。

2.評価(適応度の計算)

個体集合 $P(t)$ 内の個体について、その適応度 g を計算する。

3.選択

個体集合 $P(t)$ に選択演算子を適用し、 $P'(t)$ を生成する。

4.交叉

$P'(t)$ に交叉演算子を適用し、 $P''(t)$ を生成する。

5.突然変異

$P''(t)$ に突然変異演算子を適用し、次世代の個体集合 $P(t+1)$ を生成する。

6.判定

$t \leq T$ ならば $t=t+1$ として 1 へ、そうでなければ計算を終了する。これまでに得られた最大適応度の個体を解(近似最適解)とする。

2.4.2.3 Tabu Search (TS)

(1) TS の概略

TS は近似解法の局所最適性を乗り越えるための手法として始まったものである。TS は逐次改善法に近いものであると言えるが、改悪を認めるために、たとえ評価関数が悪くなる推移であっても一定の条件を満たすならば実行する。それに加えて、改善の見込みがありそうな解空間では深い探索を、なさそうなところでは浅い探索を、と探索にメリハリをつけることで効果的な探索を行える。そのため近傍の定義は重要であり、パラメータの設定と並んで TS の能力を決定する重要な要素である。以下に TS の特徴を示す。

(2) TS の特徴

1. 従来の近似解法をベースとしている。
2. 解の推移には従来の Local Search(LS)を用いることが多い。
3. Tabu List を用意することで過去の状態に戻ることを防ぐ。
4. SA の場合、ランダムに近傍は選ばれるが、TS の場合、評価関数を最も改善する近傍が選ばれる。この点で他の手法より局所解に陥りやすい。
5. 近傍の定義が重要であり、適当でなければ探索が不十分となり解の精度は低下する。

(3) Hill Climbing の特徴

TS の詳細を示す前に、TS における局所最適性からの脱出の様子を山登りの例から示す。

山登りを行う場合、登山者は頂上を目指して出来るだけ高いところへと向かうであろう。この時、周りを見回しても上り坂が見当たらないため、そこを頂上である判断し、山登りを中断してしまうのが近似解法である。ところが、その地点が頂上であることはまれ

で(頂上と勘違いしたのは局所解)さらにそこから少し山を下ることで頂上に続く上り坂が見つかることが殆どである。このように標高の高そうなところ(局所解)にたどり着いても、さらに少し道を下り(改悪を許す)、上り坂を見つけてはそこを登る、ということを何度も繰り返して頂上(最適解)を見つけることが TS である。このときに登山者は道を下るにしても出来るだけ緩やかな道を下るであろうし、また過去に登った道は登山者の頭 (Tabu List) に記憶されており、またその記憶の方法 (Tabu Condition) やどれくらいの期間覚えているかという記憶力 (Tabu Length) も登山者により様々である。さらには道を下るにしても一定期間(Iteration)歩きつづけてもそれまでの最高地点を超えなければ、最高標高地点が頂上と判断し歩くのをやめてしまうだろう(探索終了)。そのほか、歩き方(Heuristic)も大股のものもあれば、そうでないものもあるであろう。以上のように、記憶の方法 (Tabu Condition) , 記憶力 (Tabu Length) 諦めの悪さ (Iteration), 歩き方 (Heuristic) は登山者によって異なるものであり、頂上を見つけようとするれば記憶力の悪いものは (Tabu Length の短いもの)はできるだけ正確な記憶 (Tabu condition) になるなど、全てが互いに関係するのである。従って、山の形や高さ (問題構造や規模)によって変更し、効率的に頂上 (最適解) を見つける必要がある。

(4) TS の概念

TS の主要な概念を表すための基礎となる幾つかの定義と考え方について述べる。まず、数理最適化問題を以下のように表現する。

Minimize $f(x)$

Subject to $x \in X$

評価関数 $f(x)$ は線形または非線形で、条件 $x \in X$ はベクトル x に対する制約を表す。

これらの制約は線形または非線形の不等式を含むことがあり、 \mathbf{x} の要素の一部は離散値をとる場合がある。組み合わせ最適化への応用の多くは、先に述べたようにこのような明示的な定式化が出来ない場合が多い。この場合、上記の定式化はコードとしての定式化を行う。例えば、条件 $\mathbf{x} \in X$ は数学的に定式化の難しい論理的条件や関係を表す場合もあり、ルール形の言語による表現のままにしておく方が良い場合もある。

(5) TS のアルゴリズム

手順 1 ; 初期化

履歴 H を空とする。

(a) 初期解 $\mathbf{x}_{\text{now}} \in X$ を選択する。

(b) 現状で知り得る最善の解を $\mathbf{x}_{\text{best}} = \mathbf{x}_{\text{now}}$ として記録し、 $\text{best_cost} = f(\mathbf{x}_{\text{best}})$ とする。

手順 2 ; 選択と終了

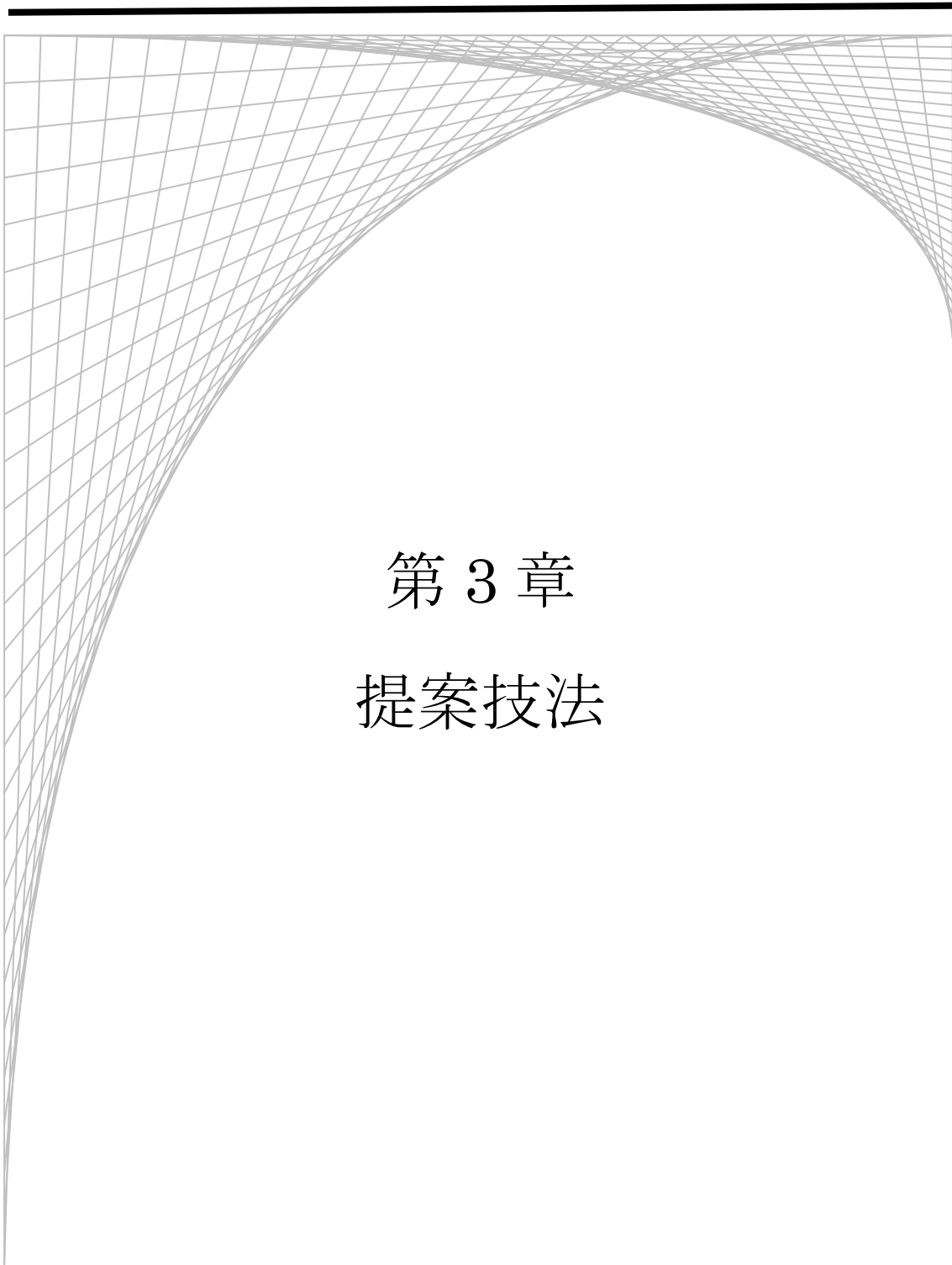
$N(H, \mathbf{x}_{\text{now}})$ の部分集合として $\text{Candidate_N}(\mathbf{x}_{\text{now}})$ を決定する。

$\text{Candidate_N}(\mathbf{x}_{\text{now}})$ の要素から $f(H, \mathbf{x}_{\text{now}})$ を最小化する \mathbf{x}_{next} を選択する。

設定された繰り返し条件を満たせば終了する。

手順 3 ; 更新

$\mathbf{x}_{\text{now}} = \mathbf{x}_{\text{next}}$ とし、もし $f(\mathbf{x}_{\text{now}}) < \text{best_cost}$ (best 解更新) である場合は、手順 1 (b) を実行し、手順 2 にもどる。



第 3 章

提案技法

3.1 問題概要

食品スーパー内には複数の売場（精肉・海産・野菜/果物・菓子・惣菜）、及び顧客エージェント（以下顧客とする）が存在する．顧客は食品スーパー内を自由に移動し、売場で購入選択を行う．本研究では、売場をメッシュ単位で表し、売場の入れ替えはこのメッシュ単位で行う． よって、解探索数が膨大となる為 3 つの試みを行う．1 つ目は厳密解法に代わり SA を用いた近似最適解の導出、2 つ目は従来知見を活かした初期解の生成である．

3.2 前提条件

- ・対象は単層の食品スーパー
- ・出入口は 1 つ
- ・店舗面積は固定 (300 m²: 中型食品スーパーを想定 出所: 日本スーパーマーケット協会)
- ・店舗レイアウトはロ型/八の字型の 2 種類
- ・店舗は定常状態を想定（特売タイムや季節性は考慮しない）
- ・食品スーパーには複数の売場が存在
- ・顧客は計画購買・非計画購買の両方を行う

下図は本研究で使用する 2 種類のレイアウトである．食品スーパーのレイアウトは上記の 2 種類に大別できる為、本研究で対象とした．

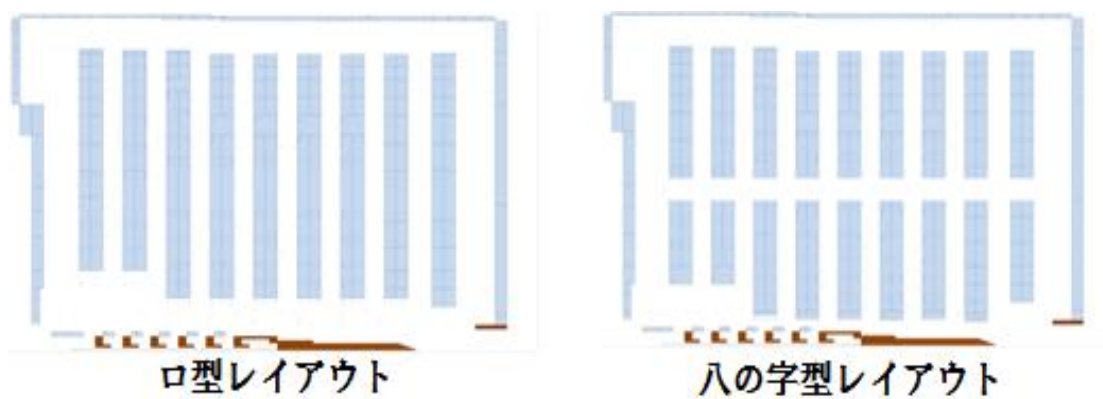


図 3.1 入力店舗レイアウト

3.3 入力情報・出力情報

<入力情報>

- ・ 売場毎棚数の合計
- ・ 目視購買選択確率（顧客が売場に隣接した際の商品購買確率）
- ・ 顧客数
- ・ 顧客の総予算

<出力情報>

- ・ 店舗内売場配置
- ・ 売上

3.4 目的関数

本研究における目的関数は総顧客購買額，すなわち売上の最大化であり（式 3.1）に示す．これらは各エージェントによって値の総和をとったものである．

$$\text{Max } \sum_{i=1}^n C_i \quad \dots(\text{式 3.1})$$

C_i : 顧客 i の総購買額 n : 総顧客数 i : 顧客

3.5 提案技法

本研究は食品スーパーを対象とした，配置決定問題である．配置決定問題は配置作成と配置検証の 2 段階から構成され，本研究では売場を配置対象とする．提案技法では売場配置作成技法に近似解法である SA を用い，売場配置検証方法には岸本[7]が開発した顧客シミュレータを使用し，評価関数最大となる売場配置の導出を目的とした．

以下に本研究のフローチャートを示す．

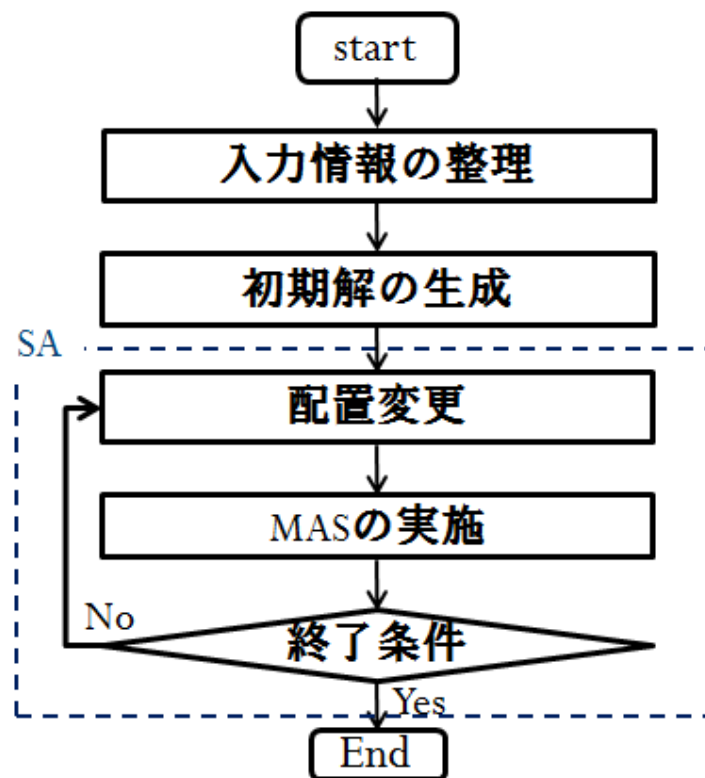


図 3.2 提案技法フローチャート

本技法では売場配置作成方法が、売場配置検証方法の顧客シミュレーターを前提に考案されたものである為、先に売場配置検証方法について言及する。

3.5.1 売場配置検証方法について

本研究では岸本[3]が開発した食品スーパー内での購買行動シミュレーター用 MAS を引用する。以下にモデルの概要及びの整合性について説明する。

3.5.1.1 モデル概要

本研究で使用する顧客シミュレーターのモデルについて説明する。以下に対象商品、顧客の保持する情報、顧客の購買行動フロー・店舗内での移動アルゴリズムについて詳しく記した。

(1)対象商品情報

表 3.1 対象商品情報

商品名	保有棚数	単価	総売上点数	商品名	保有棚数	単価	総売上点数
野菜/果物	26	136	13537	塩	1	154	46
生ジュース	2	164	0	砂糖	1	161	124
ドレッシング	3	83	2	パスタ	1	219	61
生味噌・醤油	2	202	1	袋麺・米飯	1	189	67
漬物	3	202	280	袋麺・乾麺	3	189	69
けんちゃん漬	2	217	86	カップ麺	2	110	170
佃煮	2	139	205	乾麺	1	222	0
練り物	2	144	510	海外PB	1	111	38
塩干	4	286	495	自然味	2	105	51
海産関連	6	232	3120	サンエス	1	105	50
精肉関連	11	211	3851	袋スナック	3	111	128
香辛料	2	185	3	筒スナック	2	126	34
魚肉ソーセージ	2	149	121	緑クッキー	2	97	72
中華	2	97	282	袋・ビス	2	150	58
ヤスダ	1	141	37	箱・ビス	2	152	69
麺	1	103	327	玩具	2	86	33
牛乳	2	159	650	駄菓子	2	98	40
納豆	2	112	364	ポケット	2	129	150
野菜ジュース	1	151	285	殺虫剤	2	553	0
こんにゃく	1	104	285	畠山製菓	2	211	4
コーヒー飲料	1	145	136	米菓	2	126	72
揚げ	1	112	454	焼菓子	2	189	45
豆乳・寒天	1	161	155	夏の半生	1	156	50
豆腐	3	79	459	豆でかどく	1	143	55
ブリック飲料	1	122	0	キャンディー	2	174	46
飲料	5	147	367	文具電池	1	252	16
チーズ	1	219	89	生理用品	1	343	7
マーガリン	1	215	113	ヘアケア	2	454	6
コココーラ	3	149	101	オーラル	5	296	28
惣菜	16	268	3009	芳香剤	3	292	39
プリン・ゼリー	1	124	93	線香ローソク	1	347	19
ヨーグルト	1	132	197	果実酒	1	645	0
パン	8	134	2569	洗剤・仕上剤	2	322	10
玉子	2	124	1027	住居洗剤	1	230	12
お茶	2	186	183	食器洗剤	1	237	36
コーヒー	2	364	75	台所用品	4	254	192
ジャム	2	316	71	焼酎	1	483	0
涼菓材料	2	191	69	柔軟剤	1	214	21
健康飲料	2	166	112	珍味	1	262	0
米	2	2497	17	日本海	1	343	1
乾物	2	145	95	雑酒	2	313	11
ごま	2	162	168	発泡酒	1	348	78
だし	2	184	74	ビール	1	457	73
かつお・いりこ	3	190	67	チュウハイ	1	349	38
昆布	3	217	78	紹興酒	1	343	39
海苔	3	157	73	本	1	1280	1
魚肉・佃煮	4	192	145	花(みやげ)	1	193	929
粉	2	176	0	タバコ	1	2859	17
もんじゃ焼き	1	226	45	制汗材	1	309	24
お好み焼	1	159	64	シリアル	1	117	0
揚げ粉	1	172	65	ガム	1	94	105
カレー・シチュ	2	182	50	萬年堂	1	179	11
レトルト米飯	1	182	81	丸京製菓	1	179	30
ごまだれ	1	222	48	ケーキ	1	340	2
焼肉だれ	1	97	22	マヨネーズ	1	273	72
ソース・ケチャップ	1	143	40	厚紙	1	100	51
油	1	171	60	缶詰	1	126	3
冷凍食品	4	181	92	水煮	1	165	9
こだわりの逸品	1	237	33	寿司	1	357	13
麺つゆ	1	197	14	フライ	1	87	17
味噌・味噌汁	1	272	112	サラダ	1	178	14
つゆ・ぼん酢	1	212	96	水	2	132	98
醤油	1	289	79	高級お供え	1	2700	2
酢・みりん	1	244	42	アイスクリーム	3	134	32

表 3.1 は本研究で対象とする製品の 1 例である．対象商品は全部で 128 種類とし，商品毎に保有棚数が決まっている．単価・総売上点数は岸本[3]で前述したとおり島根県浜田市にある食品スーパーの POS データによるものである．

(2)顧客の保持する情報

顧客は，事前購入予定のあった商品を購入する計画購買と，店内を巡回中突発的に商品を購入する非計画購買の両方を行う．計画購買は入店時に購買対象商品が計画購買リストに格納され，リスト内の商品に対して購買行動を行う．非計画購買は顧客が計画購買リスト内商品の売場へと移動途中，巡回した売場で一定確率の下行われる．また顧客は各々予算を持ち，予算内で上記の計画/非計画購買を行う．図 3.3 は顧客保持情報の一例である．全顧客の計画購買リストは補足資料に記載した．

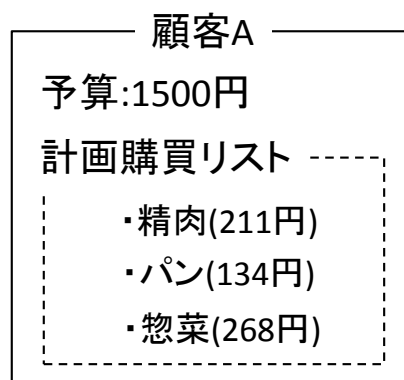


図 3.3 顧客保持情報の一例

(3)顧客の購買行動フロー・店舗内移動アルゴリズム

前述したとおり，顧客は入店時から各々保持する計画購買リストを下に，リスト内商品の最短距離売場へと向かう．途中巡回する売場・通路は移動アルゴリズム（図 3.4）によって確率的に選択されメッシュ単位で移動する．移動中売場に隣接する場合，非計画購買を行うかどうかは目視購買確率により確率的に決定される．こうして購買行動を続け購買額が予算に達した場合，購買行動をやめる．また計画購買リスト内の商品を買った終わった顧客はレジへ向かいレジに達した場合購買行動をやめる．以下に前述した顧客購買行動のフローチャート（図 3.4）並びに途中巡回する売場・通路の詳細アルゴリズム（図 3.5）を図示した．

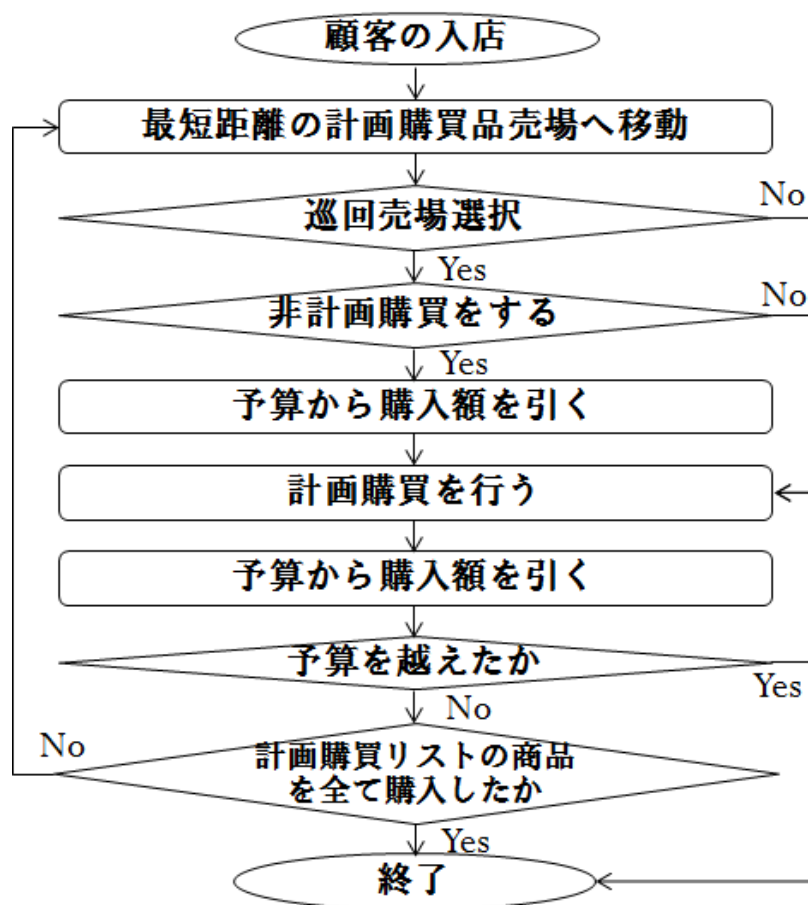
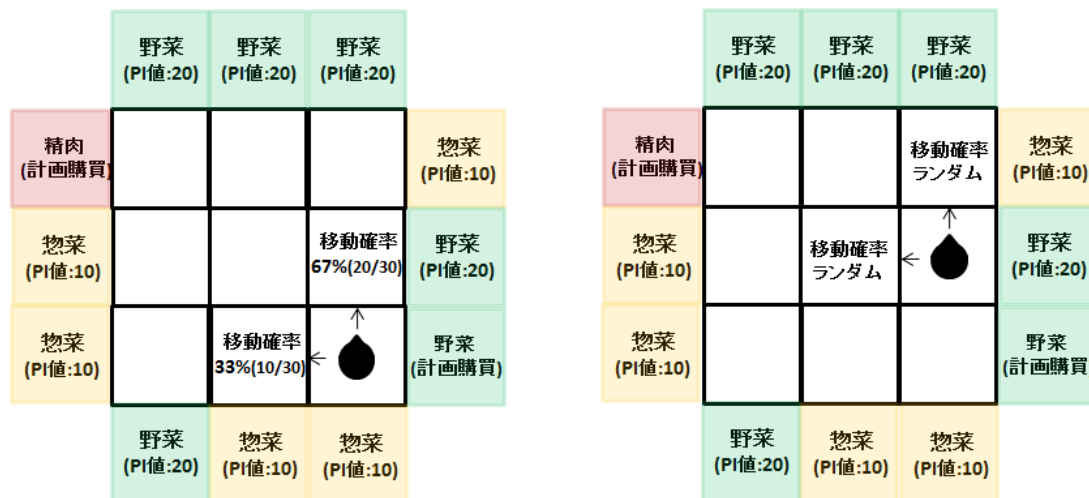


図 3.4 顧客の購買行動フロー



パターン1:全進行可能メッシュが売場に隣接している パターン2:売場に隣接していない進行可能メッシュがある

図 3.5 店舗内移動アルゴリズム

顧客の店舗内移動アルゴリズムについて説明する。顧客が店舗内を移動する際以下の3つが前提条件となる。

- ・顧客は最短距離にある計画購買品売場へと最短経路で向かう
- ・移動可能方向は縦横4方向の1メッシュである
- ・移動メッシュは確率的に選択され、存在する2パターンによって選択確率方法が異なる

パターン1：全進行可能メッシュが売場に隣接している場合

進行メッシュは、前提条件を満たしつつ時間当たり購買点数であるPI値を用いて確率的に選択される。移動確率は以下の式2.1で算出される。

$$\text{移動確率(\%)} = \frac{\text{隣接売場のPI値}}{\text{全進行可能メッシュの隣接売場のPI値}} \times 100 \quad \dots(\text{式 3.2})$$

上記式から購買点数の多い商品売場ほど巡回確率が高くなる. また PI 値は POS データの購買点数から算出した. 表 3.2 は各売場の PI 値の一例である.

表 3.2 売場 PI 値

商品	総売上点数 (点)	PI値
野菜/果物	13537	265.2
精肉	3851	75.4
惣菜	3009	58.9
パン	2569	50.3
牛乳	650	12.7

パターン 2 : 売場に隣接していない進行可能メッシュが有る場合

進行メッシュは前提条件を満たしつつランダムに決まる.

売場配置検証の為に顧客購買行動モデルを説明した. 次に本モデルの現実との整合性について説明する.

3.5.1.2 モデルの整合性検証

シミュレーション結果と実際の店舗データにおいて営業時間内の購買点数を比較しモデルの整合性を検証した。非計画購買確率は売場移動確率と選択確率の積で算出される。選択確率が 0.3 の時、検証対象の 6 配置で総購買点数に占める非計画購買点数の割合が 69.8, 71.4, 70.5, 70.7, 72.1, 71.1%となった。これは実世界での食品スーパーの非計画購買点数率 68~76%[1][2]の範囲に収まり、モデルの整合性が証明された。

よって本研究では岸本のモデルを引用し売場配置の検証を行った。

3.5.2 売場配置作成技法について

次に売場配置決定手法について説明する。本研究では配置変更を棚単位で行う為、解空間が膨大であり効率的な探索を行う必要がある。これに対し提案技法では①従来知見を活かした初期解を生成し探索範囲を絞る②近似解法の SA を配置変更に応用し効率的な探索を行う、の 2 点を実行し膨大な解空間から数理的に近似最適解を導出する。

まず初期解の生成について言及する。

3.5.2.1 初期配置の生成について

食品スーパーを場とした売場配置決定問題に関する多くの従来研究から、顧客動線を長くする配置が購買点数最大となる配置となることが証明されてきた。従来の最適配置を初期解とし、その解に SA による配置変更をすることで、無駄な探索を無くし効率的な解探索ができると考え、初期解として顧客動線が最大となる配置を導出した。この初期配置は PI 値が高い商品から出入口から遠い棚へと配置していくことで、理論的に顧客動線が最大になるという考えに基づいたものである。以下に口型・八の字型レイアウト

トでの初期配置を図示する.

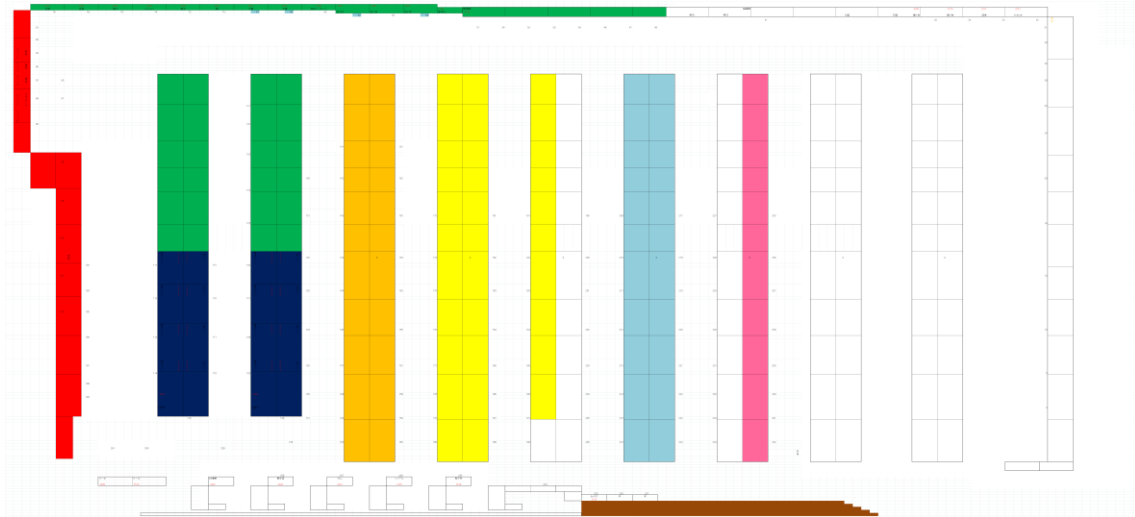


図 3.6 ロ型レイアウト初期配置



図 3.7 八の字型レイアウト初期配置

次に導出した初期解に対して，SA による配置変更を行う．

3.5.2.2 配置の変更方法 - SA の近傍探索手法 -

本技法では配置の変更（近傍探索）に 2 パターンを用意した。尚配置の変更は棚単位での入れ替えを行う。

(1) ランダム入れ替え：商品 2 つをランダムに選択し、配置場所を入れ替える。

I. 全商品からランダムに 2 商品を選択する

II. 選択した商品を入れ替える



図 3.8 ランダム入れ替えイメージ

前述した通り本研究は組み合わせ最適化問題に分類され、解構造は局所最適を多数含む多峰性となる。よってランダム入れ替えでは、棚単位で商品が無作為に移動することで不規則な解推移を実現し、局所解から脱却を図る。

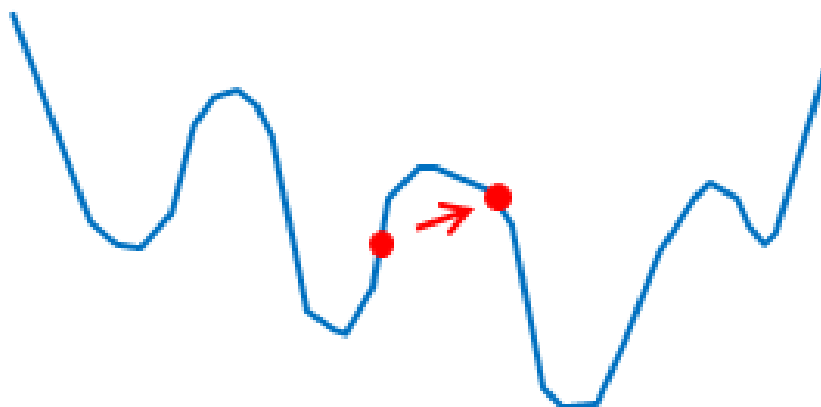


図 3.9 ランダム入れ替えによる解推移イメージ

(2) 単価×PI 値判定入れ替え：商品 2 つをランダムに選択した後，単価×PI 値が高い商品が入口近くになれば入れ替える．

I.全商品からランダムに 2 商品を選択

II.選択した 2 商品の『単価×PI 値』を比較

III.値の高い商品を出入口近くへと入れ替える

以下に商品毎の『単価×PI 値』を算出した一例と単価×PI 値判定入れ替えのイメージ図を記載した．

表 3.3 商品の『単価×PI 値』一例

商品	単価×PI値
野菜/果物	36067.2
精肉	15909.4
惣菜	15785.2
パン	6740.2
牛乳	2019.3

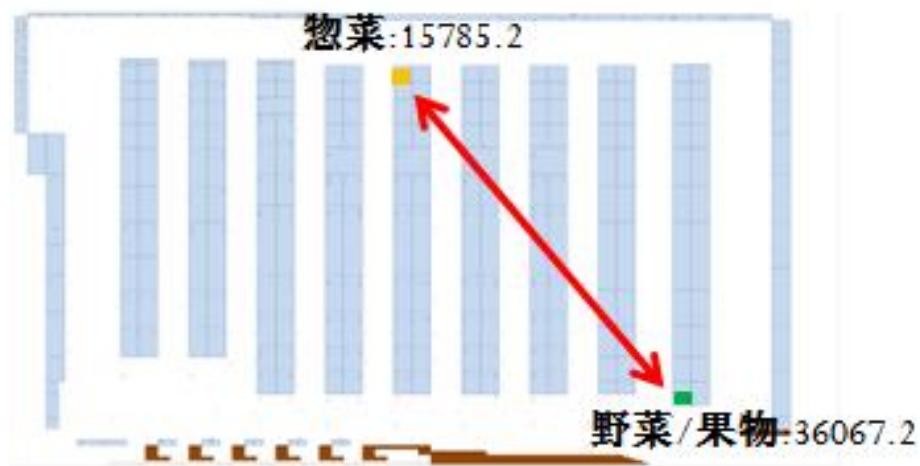


図 3.10 単価×PI 値判定入れ替えイメージ

顧客の購買行動は、計画購買の終了もしくは総購買額が予算に達した場合終了となることを前節で説明した。売上を向上させるためには、顧客一人当たりの購買額を向上させることが重要である。よって顧客が計画購買を全て終わる前に、予算から総計画購買額を引いた額、乃ち非計画購買用予算をできるだけ使わせる必要がある。

商品を単価と PI 値の 2 軸で 4 つの象限に分類した時、非計画購買対象となる商品を商品単価・購買確率が両方とも高い第 1 象限とすると最も効率的だと言える。よってこの高単価・高 PI 値の商品を回遊回数の多い出入口付近から最短距離順に配置することで、顧客 1 人当たりの非計画購買額を向上させる。

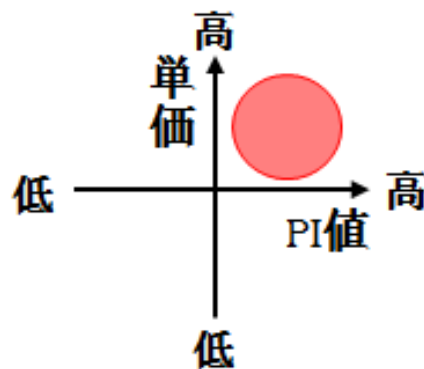


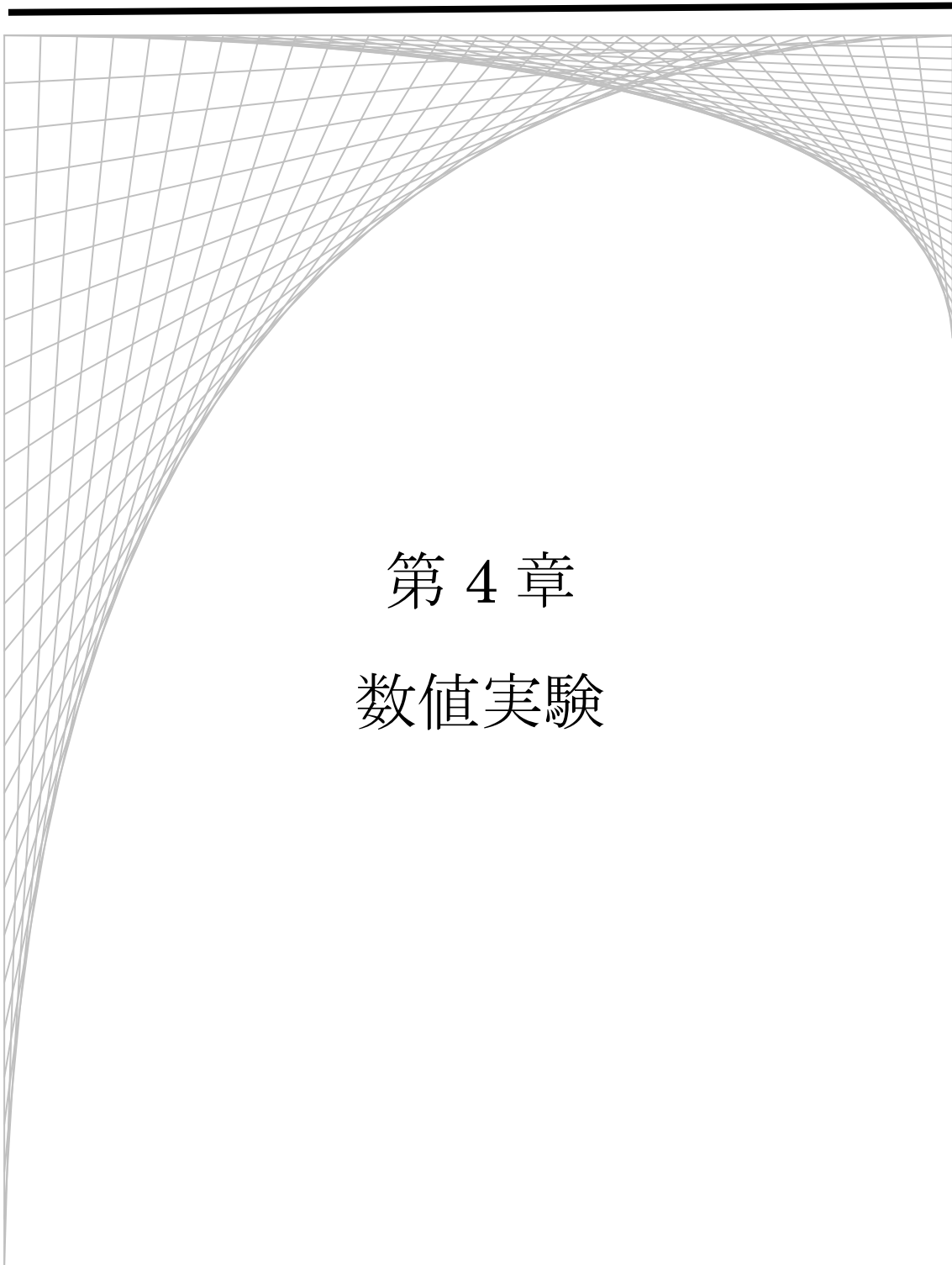
図 3.11 商品のセグメント化

3.5.3 本研究に SA を適用する理由

前述したとおり本研究は組み合わせ最適化問題に分類され、膨大な解空間を誇る。よって完全列挙による厳密解法の適用は困難であるため、近似解法の中でも汎用性の高い Modern Heuristic の改良法を本研究への適用対象とした。代表的な Modern Heuristic の改良法として Genetic Algorithm (GA), Simulated Annealing (SA), Tabu Search (TS) の 3 種類が挙げられるが、本研究では SA を用いた。GA は大局的な探索が得意な反面、局所的な探索は苦手であり、初期解で良解が得られる本研究には不向きである。TS は 1 つの峰の探索に優れる反面、局所解に陥りやすいという特徴がある。SA は GA のような大局的最適解の存在する近傍空間を発見する能力と、TS のような一定のサイズの近傍空間を効率的に検索する能力を兼ね備えており汎用性が高い。

よって本研究では、①初期配置で良解が得られる②解構造が多数の局所解から成る多峰性である、の 2 点から SA を適用した。

売場配置作成技法について、初期配置の生成・配置の変更（SA の近傍探索手法）の 2 つについて説明した。初期配置では従来最適とされてきた動線長最大の配置を生成し、それに対して 2 種類の近傍探索を行い売上最大となる配置導出を目指した。次章の数値実験では初期配置と本技法による配置の比較を行い、有効性について検証する。



4.1 予備実験

提案技法で用いる SA についてパラメータ設定の予備実験を行った。SA のパラメータ予備実験の概要を以下 4.1.1～4.1.4 に示す。

4.1.1. 初期温度の決定

初期温度は SA において、改悪された解が次のステップに採択されるか否かの判断に関係した重要なパラメータである。

温度はその値により採択確率 $p(\Delta E)$ の値を変化させる。即ち、改悪値 ΔE が一定のものとする、温度 T が大きい時には $p(\Delta E)$ の値が大きく、 T が小さくなると $p(\Delta E)$ 値も小さくなる。つまり、温度は採択確率の関数に制御を加えている。初期温度があまりにも小さいと探索範囲が狭くなり、最終的に良い解を求めることができない。また、初期温度があまりにも高すぎると探索範囲が膨大になり、最適解に到達しにくくなる。そこで、最適な解を得るためには、初期温度も問題に適した、高すぎず低すぎない値を設定する必要がある。

また、初期温度の設定は一般的に、初期温度時の実行可能解の受理率が一定数以上となる温度や、最大の改悪となる状態遷移が一定の確率で受理される温度が良いとされている。本研究では、実行可能解が改善・改悪を問わず 95% の割合で採択される温度を初期温度とした。この実験で必要なパラメータは繰り返し数だけであるが、今回は暫定的に 5 回とし、実験を行った。

図 4.1 より，初期温度が 170,000℃の採択確率が 95%に一番近い値をとっている．そのため，提案技法の数値実験における初期温度は 170,000℃とする．

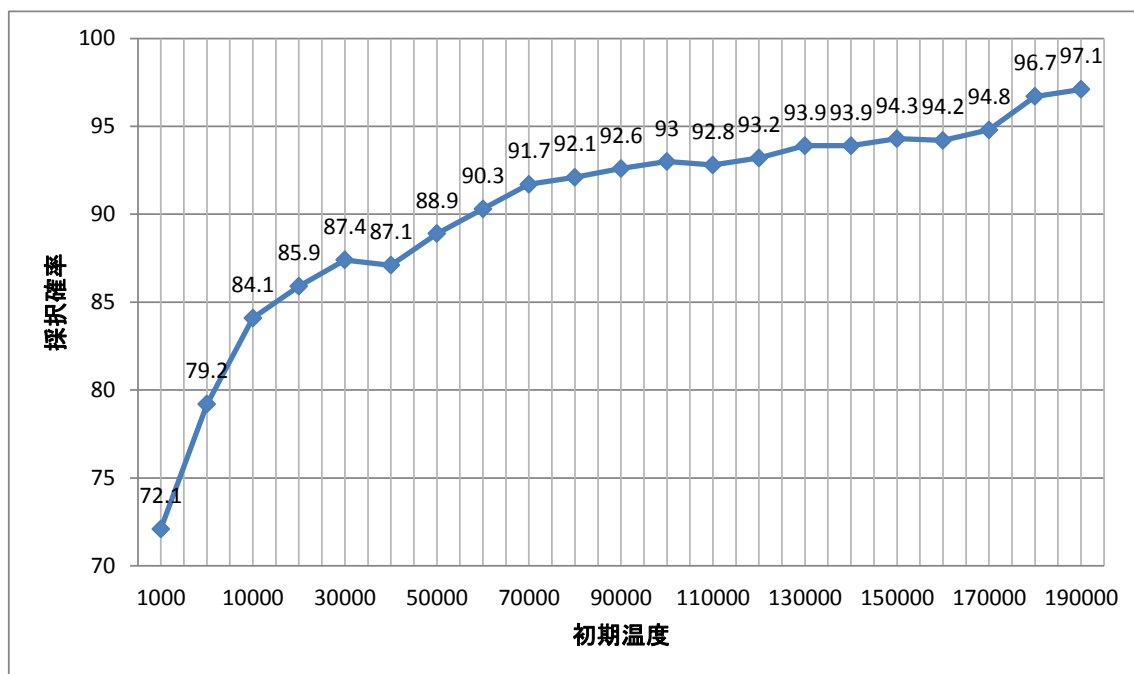


図 4.1 初期温度と採択確率

4.1.2. 冷却率の決定

SA を用いて問題を解く場合，一般的に良い解を導くとされる冷却率は 0.85～0.95 と
いわれている．そこで，本研究でも 0.85, 0.90, 0.95 にそれぞれ設定して，問題を解
いてみる．その他のパラメータの値は 4.2.1 で算出した初期温度 170,000℃以外は終了
温度 1000℃，繰り返し回数 5 回と暫定的に設定した．

以上の条件のもと，冷却率決定のための予備実験を行った．結果は図 4.2 の通りであ
る．以下の結果から評価関数は 0.90 付近で改善しなくなるため，これより本研究では
冷却率 0.90 を用いることとする．

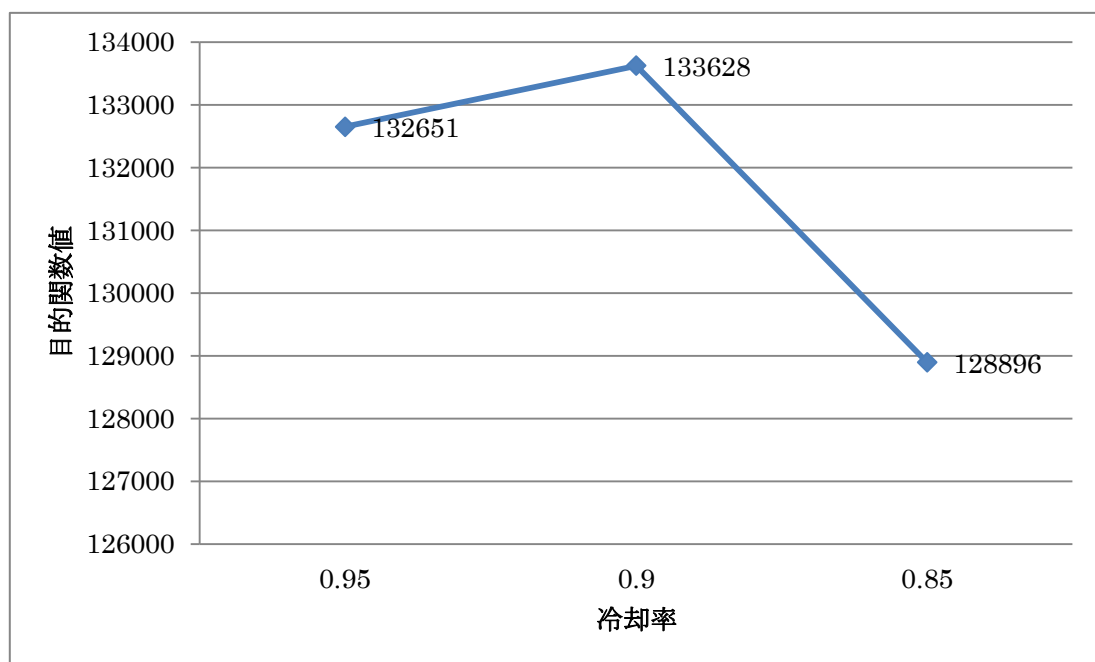


図 4.1 目的関数値と冷却率

4.1.3. 繰り返し回数の決定

繰り返し回数のパラメータ設定は、冷却率を用いて温度を一段階降下させる間に解の探索を何回するかを設定することである。各温度での繰り返し回数が大きければそれなりに解の探索範囲も大きくなる。しかし、あまりに多すぎても無駄な探索が増えるだけで、効率的に最適解に到達できない可能性がある。また、繰り返し回数の決定は技法ごとに異なり、その回数は最終的に大きな影響を与える事になる。

そこで、ここでは先に示したように初期温度は 170,000℃、冷却率は 0.90 とし、更に暫定的に探索の終了温度を 1000℃とした。結果を図 4.3 に示す。繰り返し回数 10 回付近で評価関数はそれ以上の改善を見せなくなる。つまり、本研究のモデルに適用した場合、各温度における探索回数は 10 回で十分であると判断できる。

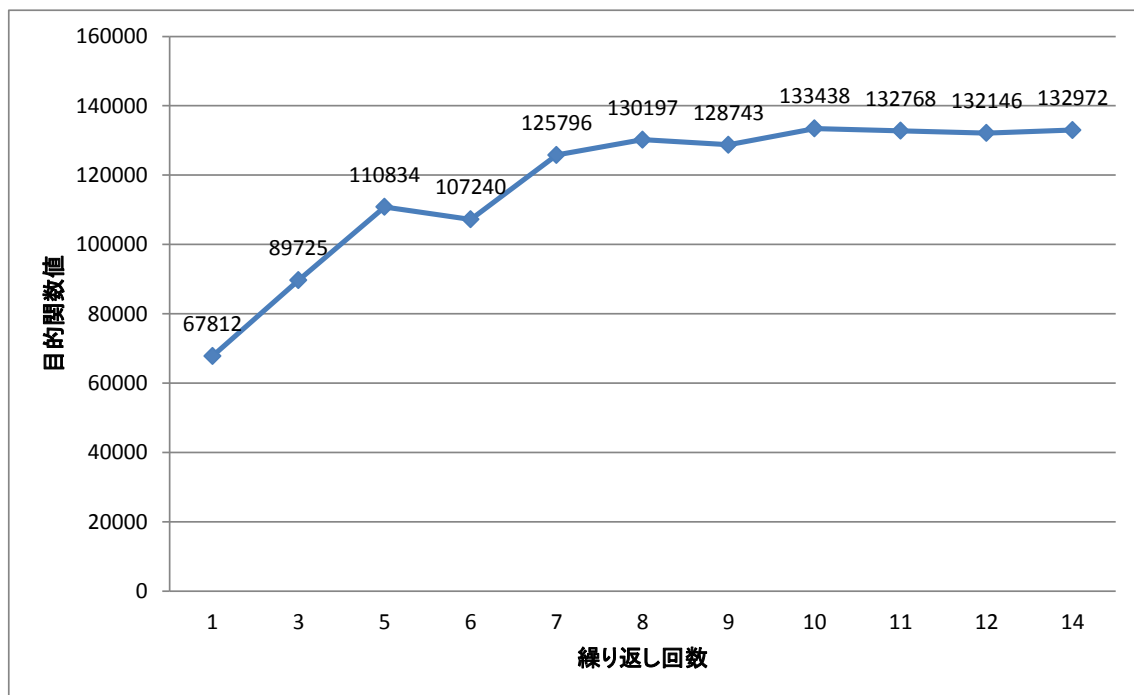


図 4.3 目的関数値と繰り返し回数

4.1.4. 終了温度の決定

SA では設定した初期温度によって解の探索を開始するが，最初のうちはその初期温度の影響で大幅な改悪も許される．そして，温度を下げていくにしたがって改悪を許す幅が狭まっていく．よって，極めて小さい改悪であるのに採択されなかった場合は，解はそれほど多くの探索を必要としない．つまり終了温度を必要以上に低く設定すると無意味な探索が繰り返されるだけとなる可能性がある．

この終了温度の設定方法は，解の推移を追ったグラフから解が収束する温度を発見するのが一般的である．ここでは 4.2.3 までで得られたパラメータである初期温度 170,000℃，冷却率 0.90，繰り返し回数 10 回としたときの解の推移を追う．結果は図 4.4 に示す

評価関数の推移を見ると，500℃付近で変動が収まり，安定状態に達していることがわかる．これより，本研究における終了温度は 500℃とする．

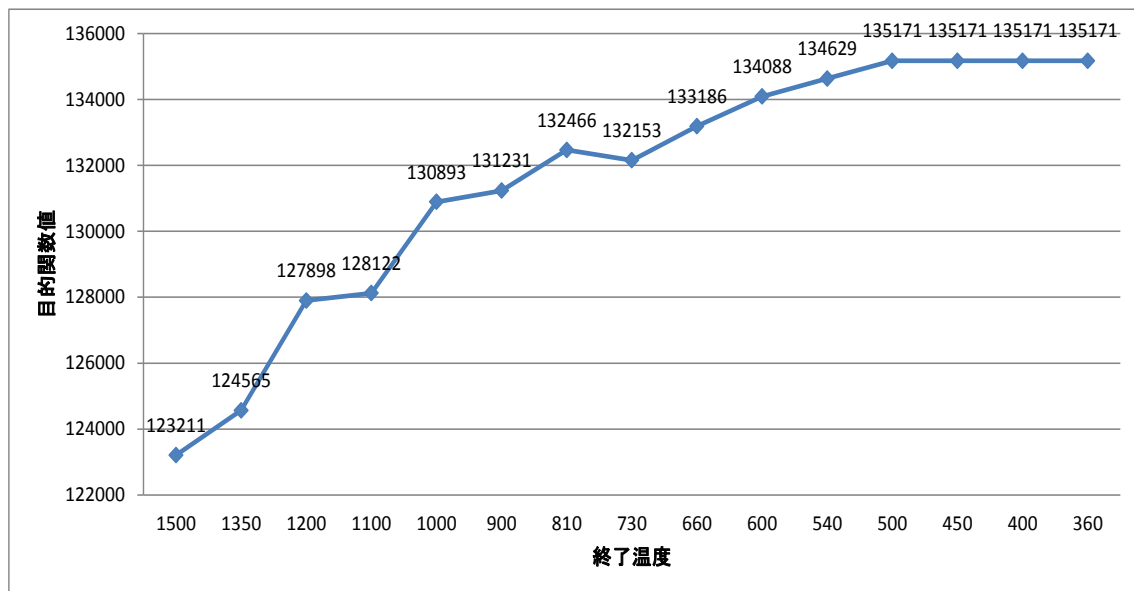


図 4.4 目的関数値と終了温度

4.2 数値実験

以下の問題設定のもと，提案技法の有効性を検証するために，数値実験を行った．

SA のパラメータは目的関数最大となるよう初期温度・終了温度・冷却率・繰り返し数を決定し，MAS のパラメータはモデルの整合性を図るために目視購買選択確率を 0.3 に，乱数によって結果が変化する為複数回シミュレーションを回してその平均を評価関数とした．

表 4.1 入力情報

SAパラメータ				MASパラメータ				レイアウトパラメータ
初期温度	終了温度	冷却率	繰り返し数	顧客数	目視購買選択確率	顧客総予算	シミュレーション回数	棚数
170,000℃	500℃	0.9	10回	73人	0.3	158,000円	5回	261個

数値実験では従来最適とされた配置と提案技法による配置を比較し本技法の有効性について検証した．本研究モデルの整合性については，非計画購買点数を初期配置・提案技法による配置両方で算出し，実世界での食品スーパーの非計画購買点数率 68～76% の範囲に収まるかどうかで判定した．

以下に数値実験の結果及び提案技法による売場配置を示す.

表 4.2 数値実験の結果

		売上 (円)	総購買点数 (点)	非計画購買点数 (点)	非計画購買点数割合 (%)
ロ型 レイアウト	従来最適 (初期解)	122,604	825	594	72.0
	本技法	131,246	894	663	74.2
八の字型 レイアウト	従来最適 (初期解)	123,856	834	603	72.3
	本技法	134,129	920	689	74.9

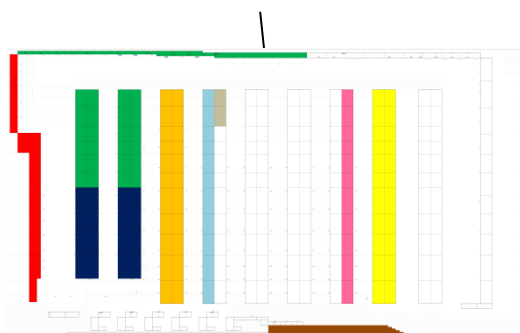
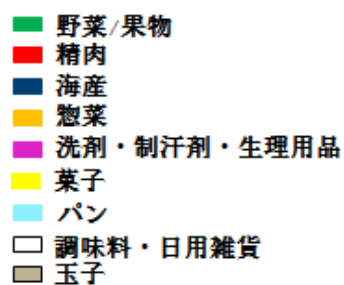


図 4.5 従来最適配置(ロ型)

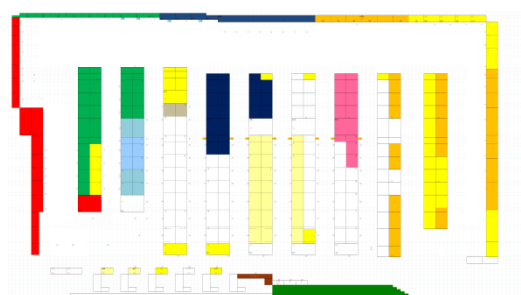


図 4.6 提案技法による売場配置 (ロ型)



図 4.7 従来最適配置(八の字型)

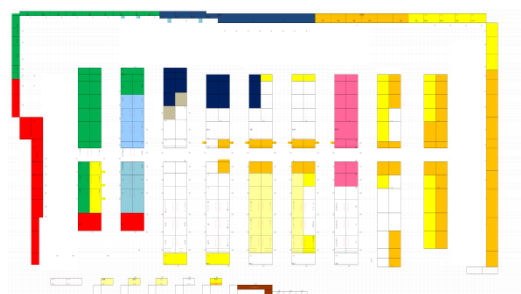


図 4.8 提案技法による売場配置(八の字型)

4.3 考察

表 4.2 から提案技法による売場配置が両レイアウト共、売場単位での配置変更を行った従来知見最適配置(初期解)よりも棚単位配置変更の最適売場配置の売上が高くなった。これは棚単位の売場配置変更施策が顧客の総購買額を増やしたと言え、本技法の有効性を示せた。また非計画購買点数割合が全配置において 3.5.1.2 節で詳述した実世界での 68~76%の間に含まれていることから、モデルの整合性が保証されたとと言える。

図 4.5 と 4.6, 図 4.7 と 4.8 を見比べると店舗奥から PI 値の高い順に配置された初期配置は、提案技法によって店舗出入口遠くから順に①野菜/果物・精肉等の総売上点数約 8 割を占める特高 PI 値エリア②パン・玉子等の低単価エリア(単価 120~130 円)③海産等の中単価エリア(単価 220~240 円)④惣菜等の高単価エリア(単価 270~円), の 4 つへと配置移動された。①は PI 値が高いという特徴から顧客動線を伸ばし、非計画購買を促す故出入口遠くに配置されたとと言える。それに対して惣菜等の④は計画購買では買うケースは少ないが、高単価で比較的購買確率が高い為、顧客回遊数の多い出入口近くに配置された。②③は上記の特徴から①と④の中間地に配置された。本研究では商品全体を単一セグメントと仮定して『単価×PI 値』による配置変更を行った。しかし結果的に、圧倒的に PI 値が高いセグメント(エリア①)と価格のみにより配置が決まるセグメント(エリア②③④)があることがわかった。

また両レイアウトとも提案技法による配置は出入口近くから順に④→③→②→①と大分された。しかし八の字型レイアウトにおいて新たに顧客が移動可能となった主通路の両脇には④が配置されたことから、顧客の通過頻度の高い通路に単価・PI 値の高い商品を配置する事が望ましいことが言える。本研究では両レイアウトにおいて出入口が一つであった故、顧客の回遊パターンに大きな違いが無い為、配置に大きな差異が出なかった。

今回は扱わなかったが、現在の食品スーパーで主流となっている出入口が2つの店舗を対象とした場合、顧客の回遊パターンが変化する為、売上最大となる配置は図4.9の様に店舗中央奥がPI値特高エリア、周りに商品が価格順に配置されるものと予想される。

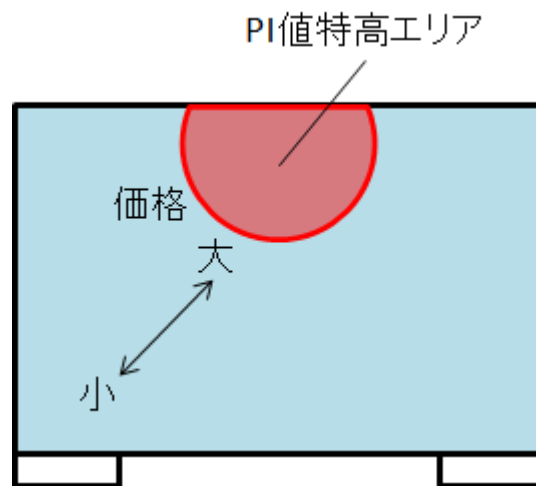
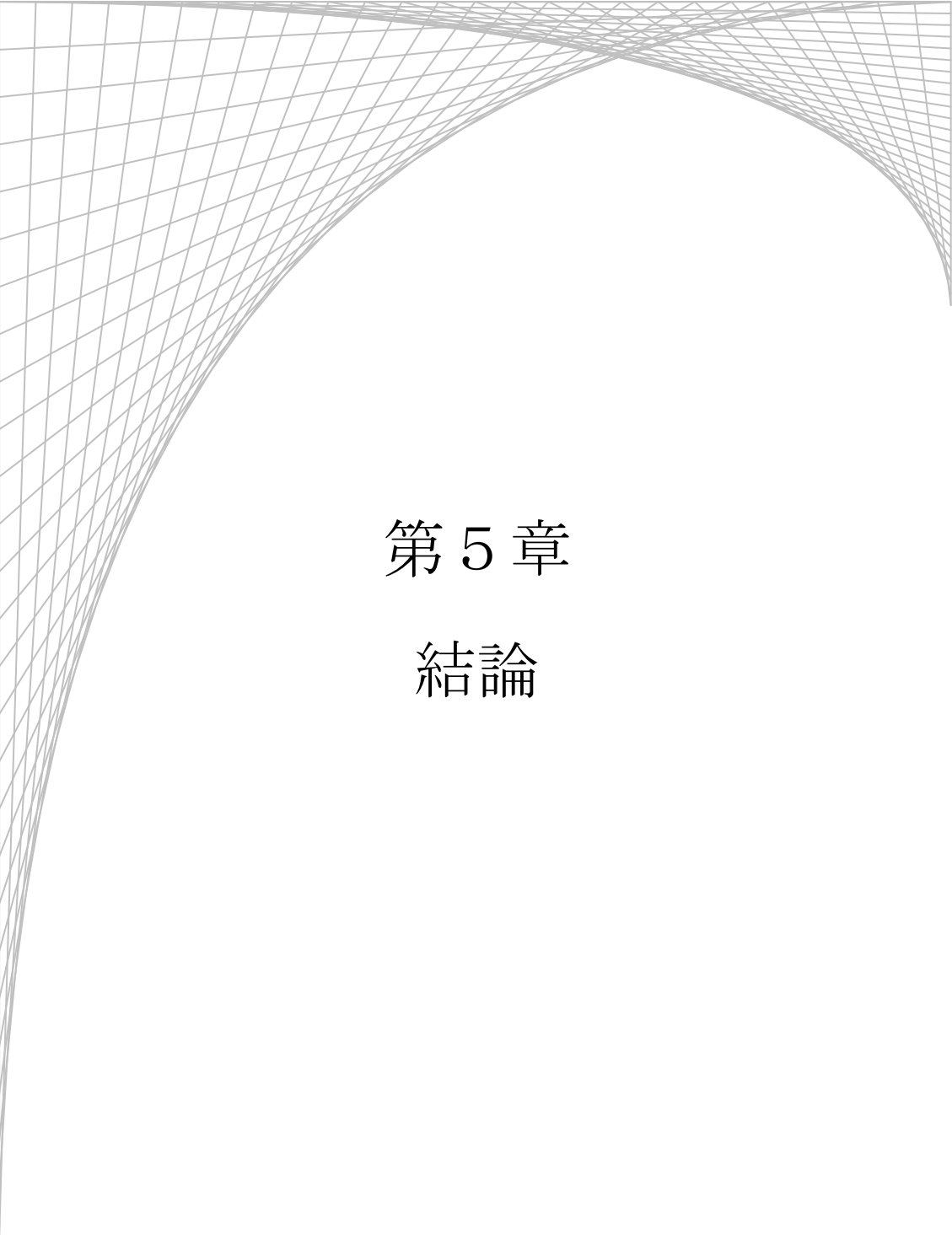


図 4.9 2 出入口店舗の予想アウトプット

この様に今回扱わなかったどのようなレイアウトに対しても、顧客動線を考えることでPI値優先・価格優先の2エリアを決定することができる。



第 5 章

結論

5.1 結論

本研究では、近年、売上低迷が続く食品スーパーの売上改善施策として、確率的売場配置決定技法の開発を目的とした。食品スーパーの売場配置決定問題は従来から多く研究されてきたが、①配置変更が売場単位で行われる為探索数が極端に少ないこと、②目的関数が売上ではないこと、の2点から売上最大となる配置の導出がなされていなかった。しかし配置変更の単位を細分化すると解空間が膨大になり、実用時間内での完全列挙による求解が難しい。

そこで本研究では、①目的関数を売上に設定する、②売場配置の配置変更を棚単位で行う、③売場配置の作成に近似解法のSAを用いる、の3点を提案した。提案した技法では従来知見を活かし初期配置で良解を求め、非計画購買額が多くなるような近傍と局所解脱却の近傍により実用時間内での解探索を実現した。数値実験の結果、非計画購買点数割合が3.5.1.2節で詳述した実世界の68~76%の範囲にあったことから、まず本研究の整合性が証明された。また目的関数値においても、提案技法による解が売場単位での配置変更を行った従来最適解を上回ったことから、配置変更を棚単位で行った本技法の有効性を示せた。また顧客動線と商品配置に関する新たな知見を得ることができた。

以上より実用時間内の1日で、精度の高い解を得る事のできる、有効な技法を開発する事ができた。

5.2 今後の課題

食品スーパーを対象とした本研究では、タイムセールや季節性といった状況を考慮せず定常状態での売上最大となる配置を導出しようとした。実際の店舗ではタイムセールで単価・購買点数が変わり、季節毎に陳列される品種が大きく異なる為、その状況毎の売上最大配置詳細な探索が必要である。また今回は顧客を一律で扱ったが、実世界では性別、年齢、趣向、など個人差が大きいため、顧客のセグメントを行った上での配置導出が必要である。

参考文献

- [1] JSA 日本スーパーマーケット協会(<http://www.jsa-net.gr.jp/>) , 2013/11/26
- [2] 森田大英「非計画購買規定要因の究明」, 東京学芸大学, 2006 年度卒業論文
- [3] 山田健司「計画・非計画購買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, pp243-244, (2005)
- [4] 田島義博「インストアマーチャンダイジング-流通情報化と小売経営革新」, ビジネス社, 1989
- [5] 増田浩通「ハイパーマーケットにおける食料品売り場の比較分析」, 東京理科大学, 2003
- [6] 菊池晋也「マルチエージェントシミュレーションによるドラッグストア店内レイアウトの効果分析」, 第 6 回 KKMAS コンペディション, (2006)
- [7] 岸本有之「エージェント・シミュレーションによる店舗内顧客行動と販売促進策の分析」, 情報処理学会「知能と複雑系」研究会予稿集, 2009
- [8] 増田浩通, 「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 Vol.60 No.3, 2009
- [9] 粕谷祐二, 「スーパーマーケットにおける消費者の同時購買を考慮したレイアウト評価方法に関する研究」, 早稲田大学卒業論文, 2006
- [10] Sam K. Hui, Eric T. Bradlow, Peter S. Fader, 「Testing Behavioral Hypotheses Using an Integrated Model of Grocery Store Shopping Path and Purchase Behavior」, Journal of Consumer Research, Vol.36, No.3(October 2009), pp.478-493