

博士論文

共進化モデルを用いた  
不良品回収制度分析のための  
社会シミュレーションに関する研究

指導教員 古田 一雄 教授

東京大学 大学院 工学系研究科 技術経営戦略学専攻

学生証番号 37-147311

渡辺 哲朗



---

博士論文 2017 年度（平成 29 年度）

共進化モデルを用いた  
不良品回収制度分析のための  
社会シミュレーションに関する研究

要旨

近年、工業製品の不良品回収（リコール）とそれに伴う製品事故は、世界的な問題となっている。不良品回収の実施の有無は、事業者の意思決定に一任されているため、社会の安全のためには、不良品回収を促進できるような制度設計が重要となる。不良品回収に関する従来の研究は経験的アプローチによるものが大半であるが、現代社会の複雑性や多様性に対応するにはもはや不十分であり、未知の事象に対する考察を可能とする予測的アプローチが不可欠である。

このような背景を踏まえ、本研究では、事業者と消費者の複雑な意思決定や関係性を考慮した予測的アプローチにより、安全な社会を実現するための不良品回収制度の改善に向けた知見を得ることを目的とする。より具体的には、不良品回収に関する社会シミュレーションモデルの構築を行う。そして、構築したモデルを用いたシミュレーション実験を行い、モデルの検証を実施すると共に、不良品回収にまつわる性質や傾向を分析し、不良品回収制度の改善に資するような予測や示唆を得ることを目指す。

本論文は全 11 章から構成される。本論文は、「社会シミュレーションモデルの構築・拡張」と、「モデルの検証のためのシミュレーション実験・結果分析」という 2 ステップのセットを繰り返しながら進行してゆく形式を取る。以下、章立ての区分に従う形で、本論文のあらま

---

しを記載する.

第1章は序論であり, 本研究の社会的背景と, 関連する従来研究の概要とその問題点を示した上で, 本論文の目的と構成を明らかにした.

第2章では, 事業者エージェントと消費者エージェントで構成される階層型共進化モデルを提案し, 同モデルによる社会シミュレーション全体のフローやエージェント設計, 確率モデルなどについて構築を実施した. また, エージェントの意思決定とその効率的な学習の実現の手法として, 新規手法として論理値型 GP を提案した. これらを用いることにより, 本研究における社会シミュレーションの基礎モデルを構築した.

第3章では, 第2章で構築した基礎モデルによるシミュレーション実験を実施し, その有用性の検証を実施した. 実験の結果, 事業者エージェント群と消費者エージェント群が, 相互作用を及ぼし合いながら共進化を行いつつ収束してゆくことが示された. また, 本論文の提案手法である論理値型 GP と, 従来手法である実数値型 GP とを比較した結果, 本シミュレーション実験における論理値型 GP の優位性が示されたと共に, 本シミュレーション実験のように進化計算を用いた他のマルチエージェントシミュレーション実験に対しても, 論理値型 GP が有効である可能性が示唆された. さらに, 製品事故への補償に対する制度の改善が, より安全な社会を実現する可能性を持っているという示唆を得ることができた.

第4章では, 第3章までに構築・検証を行った基礎モデルに対して, 価格競争モデルを導入し, より現実社会を反映できるようにモデルの拡張を行った. 具体的には, 販売される製品の売価を可変とし, それに合わせる形で多目的進化計算を適用した. さらに, 多目的最適化の応用として, 事業者エージェントに対する多目的好感度を新規手法として提案した. これらにより, 製品売価が多様かつ可変である経済状況下における社会シミュレーションを可能とするよう, 基礎モデルの拡張を実施した.

第5章では, 第4章にて拡張したシミュレーションモデルの検証を行うべく, シミュレーション実験を実行した. 実験の結果, 第4章で新規に導入した手法は, いずれも導入目的どおりに機能していることが確認できた. また, 第4章でのモデル拡張によって基礎モデルの基本的な性質が破壊されていないことが確認された. さらに, 目移りしすぎて損をしてし

---

まった消費者エージェントのクラスタが創発し、これらを多く相手にした事業者エージェントは不良品回収を積極的に実施していたが、結果的にあまり儲からなかった、といった実験結果が得られた。

第6章では、クラスタリングの手法と製品売上の追跡とを組み合わせた新たな分析手法の提案を行った。また、提案した分析手法を用いて、第4章までの拡張モデルによるシミュレーション実験とその結果分析を行い、社会的に好ましくない事業者エージェントに制裁を課すための制度改善の方策や、社会的に救済されることが望ましい事業者エージェントを援助するための制度改善の方策など、第5章までの実験と結果分析では得られなかった角度からの様々な知見を得た。さらに、優先的に保護されることが望ましい消費者エージェントクラスタを見出し、これらの保護が消費者エージェント自身の救済と悪質な事業者エージェントへの制裁の一石二鳥になりうる、ということも明らかにした。

第7章では、第6章までに構築・検証を行った拡張モデルに対して、消費者の金銭感覚の多様性を考慮し、現実社会の実態へとより近づけるべく、さらなるモデル拡張を実施した。具体的には、消費者エージェントの金銭感覚を表現するための新規手法として、金銭重要度を提案した。また、金銭重要度を用いることによって、各消費者エージェントから見たときの事業者エージェントの金銭感覚考慮好感度を規定した。さらに、実数値 GA の手法を用いた金銭重要度の進化の方法について定めた。

第8章では、第7章にて更に拡張されたモデルを用いた社会シミュレーション実験を実施し、拡張モデルの機能検証と、結果分析を行った。実験の結果、金銭重要度が目的通りに機能し、消費者エージェントの金銭感覚の多様性を考慮したシミュレーションを実現できた確認された。また、事業者エージェントと消費者エージェントの共進化の作用を受けて金銭重要度が進化し、消費者エージェントは製品事故から自らの身を守るような進化を遂げる様子が観測された。さらに、実験結果の分析の結果として、不良品回収の促進のためには、まず不良品回収自体のイメージを改善し、「不良品回収は、社会に必要な信用すべきアクションである」という認識を社会に広められるような制度改善が重要になり得る、という示唆を得ることができた。

---

第9章では、事業者エージェント間で不良品回収プロセスの巧拙に差があることを想定した実験を行い、不良品回収に対する消費者からの評価の差が、事業者および消費者の行動や、事業者の販売成績に与える影響について、考察を行った。実験の結果、不良品回収を上手に行うことで消費者からの信頼を得られることが、事業者エージェントの製品販売を有利に進める効果をもたらし、事業者が不良品回収の際の消費者への対応を適切に行えるような、不良品回収の発信方法などに関する制度改善が有効になりうる、という示唆を得ることができた。

第10章では、第9章までの議論を踏まえ、本論文全体に対する考察を実施した。従来研究には見られなかった本論文の独創的貢献として、不良品回収制度の改善にあたっては、事業者の行動への制約のみならず、消費者の行動や認識についても十分に考慮することが重要になり得るということを示した。また、ミクロレベルでのエージェント挙動の分析や、エージェントのクラスタ創発の原因究明については不十分にならざるをえない状況であることを、本研究の課題点として示した。

そして第11章では、本論文の結論として、本研究の達成事項と貢献についてまとめた。

こうして、本論文では、事業者エージェントと消費者エージェントによる共進化モデルを用いた、不良品回収制度の分析のための社会シミュレーションモデルを構築した。本論文により、不良品回収制度の改善を考える際に、事業者と消費者の複雑な関係性や意思決定要因を考慮した予測的アプローチをとることが可能となった。

## キーワード：

不良品回収制度，マルチエージェントシミュレーション，共進化モデル，Genetic Programming (GP)，価格競争，多目的最適化，クラスタリング，金銭感覚，不良品回収の巧拙

東京大学 大学院 工学系研究科 技術経営戦略学専攻

渡辺 哲朗

---

## 目 次

<b>第 1 章 序論</b>	<b>1</b>
1.1 研究の社会的背景 . . . . .	1
1.2 従来研究 . . . . .	2
1.2.1 本節のあらまし . . . . .	2
1.2.2 実施手順の観点から不良品回収を論じた従来研究 . . . . .	2
1.2.3 経済的観点から不良品回収を論じた従来研究 . . . . .	2
1.2.4 予測的アプローチの必要性 . . . . .	3
1.2.5 予測的アプローチによる従来研究とその課題 . . . . .	3
1.3 本研究の目的 . . . . .	4
1.4 社会シミュレーションモデル構築の方針 . . . . .	4
1.4.1 本節のあらまし . . . . .	4
1.4.2 従来研究に基づく不良品回収関連の重要な要素 . . . . .	5
1.4.3 事業者の製品売価 . . . . .	5
1.4.4 消費者の金銭感覚の多様性 . . . . .	6
1.5 本論文の構成 . . . . .	7
<b>第 2 章 社会シミュレーションの基礎モデルの構築</b>	<b>9</b>
2.1 本章のあらまし . . . . .	9
2.2 シミュレーションモデル構築の前提 . . . . .	9
2.2.1 社会全体の賢さに関する前提 . . . . .	9
2.2.2 シミュレーションで扱う製品の性質 . . . . .	10
2.3 階層型共進化モデル . . . . .	10

---

2.3.1	共進化モデル . . . . .	10
2.3.2	階層型共進化モデルの概要 . . . . .	11
2.3.3	消費者エージェントの移籍 . . . . .	13
2.3.4	経済市場エージェントシミュレーションの従来研究に対する本モデル の位置付け . . . . .	13
2.3.5	問題分割型進化計算の従来研究に対する本モデルの位置付け . . . . .	14
2.4	社会シミュレーションの概要 . . . . .	14
2.4.1	シミュレーション全体の流れ . . . . .	14
2.4.2	進化計算における適合度と自然淘汰 . . . . .	18
2.4.3	信用度および総信用度 . . . . .	19
2.4.4	製品事故の発生時の処理と発生確率モデル . . . . .	22
2.4.5	不良品回収の実施時の処理 . . . . .	24
2.4.6	製品の製造・販売と製品寿命 . . . . .	25
2.5	論理値型 GP . . . . .	27
2.5.1	エージェント学習への GP の適用 . . . . .	27
2.5.2	Booleanized GP の導入 . . . . .	27
2.5.3	実数値パラメータの Boolean 値への変換 . . . . .	28
2.5.4	Three Value Logicized GP (3VL-GP) . . . . .	30
2.5.5	実数値パラメータの 3 値論理値への変換 . . . . .	34
2.5.6	GP 木構造の出力とエージェントの意思決定の対応 . . . . .	36
2.5.7	本章のまとめ . . . . .	39
<b>第 3 章</b>	<b>基礎モデルの検証実験</b>	<b>41</b>
3.1	実験準備 . . . . .	41



---

3.1.1	実数値型 GP との比較による論理値型 GP の有効性の検証 . . . . .	41
3.1.2	GP 木構造の具体的なノード候補 . . . . .	44
3.1.3	実験条件の設定 . . . . .	44
3.2	実験結果と考察 . . . . .	47
3.2.1	各実験条件における各種指標の進化推移の結果 . . . . .	47
3.2.2	度外視マージン（閾値）の設定による影響 . . . . .	53
3.2.3	各エージェントの進化推移と共進化の効果 . . . . .	53
3.2.4	論理値型 GP の有効性の検証 . . . . .	55
3.2.5	制度変更による影響の予測 . . . . .	56
3.3	本章のまとめ . . . . .	58
<b>第 4 章</b>	<b>事業者の価格競争モデルの導入</b>	<b>59</b>
4.1	本章のあらまし . . . . .	59
4.2	固定原価率を用いた製造コストと製品売価の連動 . . . . .	60
4.3	多目的進化計算を用いた消費者エージェントの多目的最適化 . . . . .	60
4.3.1	消費者エージェントの 2 目的関数 . . . . .	60
4.3.2	多目的進化計算の手法 . . . . .	61
4.3.3	エージェント種別ごとの最適化手法のまとめ . . . . .	65
4.4	多目的好感度 . . . . .	65
4.4.1	製品購入先の事業者エージェントの選定指標 . . . . .	65
4.4.2	多目的好感度の定義 . . . . .	67
4.4.3	消費者エージェントの移籍先の選定方法 . . . . .	68
4.5	本章のまとめ . . . . .	68
<b>第 5 章</b>	<b>事業者の価格競争モデルの検証実験</b>	<b>71</b>

---

5.1	実験準備	71
5.1.1	製品売価の変動を活用する GP 木構造ノード候補の追加	71
5.1.2	実験条件の設定	72
5.2	実験結果と考察	73
5.2.1	多目的進化計算の機能の検証	73
5.2.2	多目的好感度の機能の検証	75
5.2.3	制度変更による影響の予測	75
5.2.4	目移りしすぎて損をした消費者エージェントの創発とその分析	81
5.3	本章のまとめ	84
<b>第 6 章</b>	<b>クラスタリングと製品追跡による分析手法の構築と検証</b>	<b>85</b>
6.1	本章のあらまし	85
6.2	クラスタリングを用いた分析手法	86
6.2.1	クラスタ分析の意義	86
6.2.2	クラスタ分析と製品売買の追跡	86
6.3	実験条件	88
6.4	実験結果と考察	90
6.4.1	エルボー法を用いたクラスタ数の決定	90
6.4.2	事業者エージェントのクラスタ分析	92
6.4.3	消費者エージェントのクラスタ分析	94
6.5	本章のまとめ	97
<b>第 7 章</b>	<b>消費者の金銭感覚モデルの導入</b>	<b>99</b>
7.1	本章のあらまし	99
7.2	金銭重要度	100

---

7.2.1	消費者の金銭感覚の差異 . . . . .	100
7.2.2	金銭重要度に基づく金銭感覚考慮好感度 . . . . .	101
7.2.3	実数値 GA による金銭重要度の進化 . . . . .	102
7.2.4	本章のまとめ . . . . .	107
<b>第 8 章</b>	<b>消費者の金銭感覚モデルの検証実験</b>	<b>109</b>
8.1	実験準備 . . . . .	109
8.1.1	実験条件の設定 . . . . .	109
8.1.2	エージェント分布の分析の方法 . . . . .	109
8.2	実験結果と考察 . . . . .	111
8.2.1	金銭重要度と製品購入先の関係性 . . . . .	111
8.2.2	共進化による金銭重要度の進化推移 . . . . .	113
8.2.3	不良品回収制度の改善に向けた示唆 . . . . .	115
8.3	本章のまとめ . . . . .	116
<b>第 9 章</b>	<b>不良品回収実施時の対応の巧拙差を想定したシミュレーション</b>	<b>117</b>
9.1	不良品回収によって生じる信用の差異 . . . . .	117
9.2	不良品回収信用度の異なる複数の事業者エージェント集団 . . . . .	118
9.3	その他の実験条件の設定 . . . . .	118
9.4	実験結果と考察 . . . . .	120
9.4.1	事業者エージェント集団ごとの進化推移の差異 . . . . .	120
9.4.2	製品追跡を用いたエージェント分布の分析 . . . . .	124
9.5	本章のまとめ . . . . .	129
<b>第 10 章</b>	<b>考察</b>	<b>131</b>

---

10.1 消費者の行動や認識に対する考慮の重要性に関する貢献 . . . . .	131
10.2 エージェントの挙動のミクロレベルでの分析に関する課題 . . . . .	133
10.3 クラスタ創発の原因究明に関する課題 . . . . .	138
 <b>第 11 章 結論</b>	 <b>139</b>
 <b>参考文献</b>	 <b>141</b>
 <b>謝辞</b>	 <b>154</b>

---

## 図 目 次

2.1	階層型共進化モデルの概要 . . . . .	12
2.2	シミュレーション全体の流れ . . . . .	15
2.3	GP 木構造の交叉の例 . . . . .	17
2.4	GP 木構造の突然変異の例 . . . . .	17
2.5	製造コストと不良品回収実施回数による製品事故発生確率 ( $\beta = 5.0 \times 10^{-5}$ , $cost_p \in [0.05, 1]$ , $r = 0.5$ とした場合の例) . . . . .	23
2.6	Booleanized GP における GP 木構造の概要と例 . . . . .	31
2.7	3VL-GP における GP 木構造の概要と例 . . . . .	37
3.1	事業者エージェントの資産の平均値の進化推移 . . . . .	49
3.2	消費者エージェントの満足度の平均値の進化推移 . . . . .	49
3.3	事業者エージェントの不良品回収の実施回数合計の進化推移 . . . . .	50
3.4	社会シミュレーションフローの最終タームにおける事業者エージェントの製 造コストの平均値の進化推移 . . . . .	50
3.5	破産した事業者エージェント数の進化推移 . . . . .	51
3.6	消費者エージェントの移籍の実施回数合計の進化推移 . . . . .	51
3.7	事業者エージェントによる製品事故の発生回数合計の進化推移 . . . . .	52
4.1	シミュレーション全体の流れ (消費者エージェントの多目的最適化を追加し たもの) . . . . .	66
5.1	SPEA2 環境選択前の消費者エージェント分布 . . . . .	76
5.2	SPEA2 環境選択後の消費者エージェント分布 . . . . .	76
5.3	事業者エージェント分布 (移籍受入回数, 総信用度) . . . . .	77

---

5.4	事業者エージェント分布（移籍受入回数，製品売価）	77
5.5	事業者エージェントの資産の平均値の進化推移	78
5.6	事業者エージェントの製品売価の平均値の進化推移	78
5.7	消費者エージェントの満足度の平均値の進化推移	79
5.8	消費者エージェントの支払累計額の平均値の進化推移	79
5.9	事業者エージェントの不良品回収の実施回数合計の進化推移	80
5.10	事業者エージェントによる製品事故の発生回数合計の進化推移	80
5.11	消費者エージェント分布（平均購入額，支払累計額）	82
5.12	事業者エージェント分布（製品売価，不良品回収実施回数）	82
5.13	事業者エージェント分布（資産，製品事故発生回数）	83
6.1	事業者エージェントのクラスタ数とクラスタ内 SSE の推移（エルボー法）	91
6.2	消費者エージェントのクラスタ数とクラスタ内 SSE の推移（エルボー法）	91
6.3	事業者エージェントのクラスタリング結果と，製品販売先の消費者エージェ ントの追跡結果	93
6.4	消費者エージェントのクラスタリング結果と，製品購入先の事業者エージェ ントの追跡結果	95
7.1	BLX- $\alpha$ によって2つの親個体から生成される子個体の金銭重要度の出現確率 密度の例示	103
7.2	シミュレーション全体の流れ（消費者エージェントへの実数値 GA の適用を 追加したもの）	106
8.1	金銭重要度の値に基づく消費者エージェントの分類結果と，製品購入先の事 業者エージェントの追跡結果 ( $\beta = 0.015$ )	112
8.2	事業者エージェントの製品売価の平均値の進化推移	114

---

8.3	消費者エージェントの支払累計額の平均値の進化推移 . . . . .	114
8.4	消費者エージェントの金銭重要度の平均値の進化推移 . . . . .	115
9.1	異なる不良品回収信用度を持つ複数の事業者エージェント集団の設定 . . . . .	119
9.2	事業者エージェントの資産の集団別平均値の進化推移 . . . . .	121
9.3	事業者エージェントの資産の集団別標準偏差の進化推移 . . . . .	121
9.4	事業者エージェントの総信用度の集団別平均値の進化推移 . . . . .	122
9.5	事業者エージェントの製品売価の集団別平均値の進化推移 . . . . .	122
9.6	事業者エージェントの不良品回収実施回数の集団別の進化推移 . . . . .	123
9.7	事業者エージェントの顧客数（最終ターム）の集団別平均値の進化推移 . . . . .	125
9.8	各事業者エージェントが消費者エージェントの移籍先に選ばれた回数の集団 別平均値の進化推移 . . . . .	125
9.9	消費者エージェントの金銭重要度の平均値の進化推移 . . . . .	126
9.10	消費者エージェントの金銭重要度の平均値の進化推移 . . . . .	127
10.1	資産が最高となった事業者エージェント：不良品回収実施有無の意思決定を 司る GP 木構造 . . . . .	134
10.2	資産が最高となった事業者エージェント：製造コスト変更の意思決定を司る GP 木構造 . . . . .	134
10.3	満足度が最高となった消費者エージェント：移籍有無の意思決定を司る GP 木構造 . . . . .	135
10.4	支払累計額が最低となった消費者エージェント：移籍有無の意思決定を司る GP 木構造 . . . . .	135

---

## 表 目 次

2.1	3 値論理における AND 演算の真理値表 . . . . .	33
2.2	3 値論理における OR 演算の真理値表 . . . . .	33
2.3	3 値論理における NOT 演算の真理値表 . . . . .	33
2.4	論理値型 GP における GP 木構造の出力とエージェントの意思決定との対応 . . . . .	38
3.1	比較実験を行った GP の手法一覧 . . . . .	43
3.2	GP 木構造のノード候補セット . . . . .	45
3.3	シナリオ間で共通の実験条件 . . . . .	46
3.4	複数のパターンを設定する実験条件シナリオ . . . . .	48
4.1	各エージェント群に適用する最適化手法の一覧 . . . . .	65
5.1	GP 木構造のノード候補セット . . . . .	72
5.2	シナリオ間で共通の実験条件 . . . . .	74
6.1	実験条件 . . . . .	89
6.2	クラスタリングに用いる特徴ベクトル . . . . .	90
7.1	エージェント種別ごとに適用する進化計算手法とその決定内容の一覧 . . . . .	105
8.1	実験条件 . . . . .	110



# 第1章 序論

## 1.1 研究の社会的背景

近年、工業製品の**不良品回収（リコール）**にまつわる問題が、全世界的に様々な産業において頻発している。不良品回収を伴う工業製品の事故には、近年特に問題となっている自動車用エアバッグの不具合による事故多発 [1] に代表されるように、深刻な被害を伴うものも多い。社会の安全を保つためには、不良品回収が適切に行われ、問題のある製品の品質改善が実施されることが不可欠である [2, 3]。

多くの先進国の大半の産業において、不良品回収が実施されるか否かは、製品を生産・販売する事業者の自主的な意思決定に一任されている [4]。日本においても、各省庁から不良品回収に関する指針 [5, 6] が提示されているものの、不良品回収はあくまで事故発生後の事業者の努力義務であるという位置付けであり、実質的な法的拘束力を持つものではない [7]。

そのため、もし不良品回収にまつわる制度の設計が不適切な場合は、悪意を持つ事業者が不良品回収の実施を意図的に行わず、社会全体の安全が脅かされる危険性がある。実際に、過去には悪質な事業者による意図的な「リコール隠し」に起因する重大な事故が多数発生しており、湯沸給湯器による死亡事故 [8] やトラック車両による死亡事故 [9] に代表されるように、深刻な社会問題となってきた。従って、安全な社会を実現するためには、事業者による不良品回収実施の促進につながる、不良品回収制度のより良い設計が重要である。

## 1.2 従来研究

### 1.2.1 本節のあらまし

本節では、不良品回収について論じた従来研究について、いくつかの紹介を行う。その過程で、従来研究に内在する問題点を指摘し、問題意識を明確にすることによって、次節にて述べる本論文の目的への橋渡しを行う。

### 1.2.2 実施手順の観点から不良品回収を論じた従来研究

Berman は、過去の事例に基づいて不良品回収の体系的な分類を試した [10]。そして、不良品回収自体とその前後の多様な手順について整理を実施した。

また、Laufer らは、不良品回収実施時の事業者から消費者へのコミュニケーションの方法と、消費者から事業者に対するイメージや消費行動との関係性について、架空のブランドのノートパソコンの不良品回収を題材とした被験者実験を行った [11]。その結果、心理学における制御適合 (regulatory fit) [12] を考慮し、不良品回収に応じた場合にもたらされる利点についての記述を消費者へ送るメッセージに追加した場合、消費者は不良品回収に応じる意欲が高まるが、将来の購買に対する意欲は減退する可能性がある、という実験結果を得た。

### 1.2.3 経済的観点から不良品回収を論じた従来研究

Davidson らは、不良品回収が事業者の株価や株主利益に与える影響について、事例研究を展開した [13]。その結果、自動車産業のみならず、自動車産業以外の市場においても、不良品回収の発表によって異常なマイナスのリターンを生じさせるという分析結果を得た。また、Chen らによる同様の調査研究では、消費者からの苦情対応と不良品回収に積極的な事業者は、積極的でない事業者と比べて、製品の問題が深刻であるというイメージを市場に与えてしまい、その市場価値をより下落させてしまうという調査結果が得られた [14]。

また、近藤は、管理会計学の立場から不良品回収の多発原因について論じ、原価企画活動が不良品回収に与える影響について多角的な分析を試みた [15].

#### 1.2.4 予測的アプローチの必要性

1.2.2 節および 1.2.3 節にて紹介したものを含め、不良品回収に関する従来研究の大半は、**経験的アプローチ**によるものである。つまり、過去の事例や公表されている情報のみ、あるいは実際に行われた被験者実験の結果のみに基づく議論にとどまっている。

しかし、現代社会の複雑性や多様性に対応するためには、もはや経験的アプローチのみでは不十分である。すなわち、将来起きうる未知の事象に対する多角的な視点での考察を可能とする、**予測的アプローチ**による考察が不可欠である。

#### 1.2.5 予測的アプローチによる従来研究とその課題

1.2.4 節での議論を踏まえ、本節では、予測的アプローチにより不良品回収を論じた数少ない従来研究を紹介すると共に、それらにおける課題点について述べる。

Min は、不良品回収が実施された際に、消費者から事業者へと不良品が回収される際の逆方向物流経路について、ゴールプログラミング (Goal Programming) の手法を用いた数理計画シミュレーションを行った [16]. これは、将来起こりうる不良品回収に関する予測を予測的アプローチによって試みた研究事例である。しかし、当該研究は、不良品回収が実施された後のことについての予測であり、そもそも事業者が不良品回収を実施するという意思決定を下さない限りは、この予測は活用できないという課題が存在する。こうした研究の成果をより活かすためには、まずは事業者の不良品回収実施の意思決定の促進を考えることが重要となる。

光藤らは、事業者エージェントと消費者エージェントとを設けたシミュレーション実験により、不良品回収行動の傾向分析を試みた [17]. この研究では、様々な実験条件を設定することによって、「売り手市場」「買い手市場」といった様々な市場特性をシミュレーション環

境に実現し、各条件下における不良品回収の実施傾向についての考察を行った。しかし、当該研究においては、エージェントの行動学習モデルは、ヒューリスティックな事前の場合分けによって単純化されたものであった。現実社会においては、事業者および消費者は共に様々な要因を複雑に考慮しながら意思決定を行っており、現実社会をシミュレーション実験により正確に反映するためには、意思決定に関連する事前の人為的な場合分けを極力排除したシミュレーションを実現することが重要である。

## 1.3 本研究の目的

このような背景を踏まえ、本研究では、事業者と消費者の複雑な関係性や意思決定要因を考慮した予測的アプローチにより、安全な社会を実現するための不良品回収制度の改善に向けた知見を得ることを目的とする。

より具体的には、事業者エージェントと消費者エージェントによるマルチエージェントシステムとして、不良品回収に関する社会シミュレーションモデルの構築を行う。そして、構築したモデルを用いたシミュレーション実験を行い、モデルの検証を実施すると共に、不良品回収にまつわる性質や傾向を分析し、不良品回収制度の改善に資するような予測や示唆を得ることを目指す。

## 1.4 社会シミュレーションモデル構築の方針

### 1.4.1 本節のあらまし

2章以降の本論に入る前に、ここで、本論文における社会シミュレーションモデル構築の方針について述べる。すなわち、どのような考え方にに基づき、どのような要素を考慮して社会シミュレーションモデルに組み入れるか、という点について、2章以降で採る本論文の方向性の概要を説明する。

#### 1.4.2 従来研究に基づく不良品回収関連の重要な要素

1.2 節で挙げたような不良品回収に関する従来研究 [10, 11, 13, 14, 15, 16, 17] のうち、複数の研究で着目・言及されており、不良品回収というアクションを論じるにあたり重要になると考えられる要素には、中心となる「不良品回収の実施」の他に、次のようなものが挙げられる。

- 事業者の資産、もしくは株価
- 事業者における製品の製造コスト
- 消費者の満足度
- 消費者が事業者に抱く信用（印象の良さ）
- 事業者から消費者への製品の販売
- 製品事故の発生
- 消費者による他社製品への乗り換え

不良品回収に関する分析を主目的とする本論文においても、上記の各種要素を重要視し、これらを社会シミュレーションモデルの枠組みとして取り入れる方針を採る。ただし、事業者の株価については、株価を扱う場合は株式市場を考慮に入れなければならなくなり、モデルが複雑になりすぎてしまう恐れがあるため、本論文では事業者の株価は扱わず、事業者の資産のみを社会シミュレーションで扱うこととする。

#### 1.4.3 事業者の製品売価

従来研究ではあまり触れられていないが、事業者から消費者間への製品の販売アクションを扱うにあたっては、「事業者における製品の売価」という要素も考慮すべきであることは、現実社会での製品販売を考えれば明らかである。

従って、本論文では、製品売価についても社会シミュレーションモデルに明示的に組み込む方針を採る。ただし、モデルが最初から複雑になりすぎてしまうことを避けるため、最初

の基礎的なモデル（第2章，第3章）では，まずは製品売価は一定のものとして扱うに留める．また，消費者の金銭の支払いについても，基礎的なモデルの時点では考慮しないこととする．そして，拡張モデル（第4章以降）において，製品売価を本格的に考慮してゆく方針とし，段階的に考慮する要素を追加することとする．

なお，このように，基礎モデルを起点として段階的にモデル拡張を行うアプローチは，社会シミュレーションモデルの構築に際して採用される典型的な手法であり [18]，妥当なものであると言える．

##### 1.4.4 消費者の金銭感覚の多様性

消費者，すなわち生身の人間の行動をモデリングするにあたっては，人間の認知や心理といったものを考慮することも重要となる．特に，本論文にて扱う購入行動という観点においては，消費者の金銭感覚が影響する．

心理学の領域では，お金に対する態度，意識，行動の個人差に関して，従来より多くの研究がなされており [19]，こうした金銭感覚に個人差があることが確認されている [20, 21, 22, 23]．そして，本論文で用いるマルチエージェントシステムによるモデリングは，個々の消費者に対して異なる性格付けを施すことが可能であるという利点を持つ方法である．

従って，本論文では，個々の消費者の金銭感覚，すなわち，お金に対する認識についても，社会シミュレーションモデルに組み込む方針を採る．ただし，1.4.3節にて述べた製品売価の扱いと同様に，こちらについても，モデルが複雑になりすぎることを避けるため，最初の基礎的なモデル（第2章，第3章）および拡張モデルの第一段階目（第4章，第5章，第6章）においては，まずは消費者の金銭感覚は一定のものとして扱うに留める．そして，拡張モデルの第二段階目（第7章，第8章，第9章）において，消費者の金銭感覚を本格的に考慮してゆく方針とし，段階的に考慮する要素を追加することとする．

## 1.5 本論文の構成

以降、本論文は、1.4節にて述べた方針に基づき、「社会シミュレーションモデルの構築・拡張」と「モデルの検証のためのシミュレーション実験・結果分析」という2ステップのセットを繰り返しながら、段階的に進行してゆく形式を取る。この「モデルの構築・拡張」と「検証実験・結果分析」を繰り返して進んでゆくことによって、社会シミュレーションで実現できる範囲を、段階的かつ着実に広げてゆく。また同時に、各段階での実現範囲における実験結果に対する考察を深めてゆく。基本的に、本論文の各章の内容は直列につながっており、ある章の記述はそれより前の章までの進行を踏まえた内容となるような構成となっている。

第2章では、本研究における社会シミュレーションのための基礎モデルの構築について述べる。具体的には、**事業者エージェント**と**消費者エージェント**によって構成される**階層型共進化モデル**という新規モデル、および**論理値型 GP (Genetic Programming)**という新規手法を、それぞれ提案する。続く第3章では、第2章で構築した基礎モデルを用いた社会シミュレーション実験を実施し、基礎モデルの有用性を検証する。

第4章では、第3章までに構築・検証を行った基礎モデルに対して、価格競争モデルを導入し、より現実社会を反映できるようにモデルの拡張（第一段階目）を行う。具体的には、販売される製品の売価を可変とし、それに合わせる形で**多目的進化計算**を適用する。さらに、多目的最適化の応用として、事業者エージェントに対する**多目的好感度**を新規手法として提案する。続く第5章では、第4章までに構築・拡張したモデルを用いた社会シミュレーション実験を実施し、拡張モデルに対する基礎的な有用性の検証と結果分析を行う。さらに、第6章では、シミュレーション実験の結果の分析手法としてクラスタリングと製品追跡による方法を提案し、当該分析手法を用いた結果分析を行う。

第7章では、第6章までに構築・検証を行った拡張モデルに対して、消費者の金銭感覚の多様性を考慮し、現実社会の実態へとより近づけるべく、さらなるモデル拡張（第二段階目）を行う。具体的には、消費者エージェントに対する**金銭重要度**を新規手法として提案し、さらにそれを用いて事業者エージェントに対する**金銭感覚考慮好感度**を提案する。続く第8章

では、第7章でより拡張されたモデルを用いた社会シミュレーション実験を実施し、拡張モデルの機能検証と、結果分析を行う。さらに、第9章では、事業者エージェント間で不良品回収プロセスの巧拙に差があることを想定した実験を行い、不良品回収に対する消費者からの評価の差が、事業者および消費者の行動や、事業者の販売成績に与える影響について、考察を行う。

第10章では、第9章までの議論を踏まえ、本論文全体に対する考察を実施する。そして、第11章で、本論文の結論として、本研究の達成事項と貢献についてまとめる。



## 第2章 社会シミュレーションの基礎モデルの構築

### 2.1 本章のあらまし

本章では、事業者と消費者の学習による意思決定の改善や、現実社会での事業者と消費者との関係性をシミュレーションに反映するべく、**事業者エージェント**と**消費者エージェント**で構成される**階層型共進化モデル**を提案する。また、複数の要因が関連する複雑な意思決定の効果的な学習を実現するべく、遺伝的プログラミング (Genetic Programming, GP) の応用として、本論文の新規手法である **Three Value Logicized GP (3VL-GP)** を含む**論理値型 GP** を提案する。

これらを用いることにより、本研究における社会シミュレーションの基礎モデルを構築する。

### 2.2 シミュレーションモデル構築の前提

#### 2.2.1 社会全体の賢さに関する前提

本論文では、社会全体の事業者や消費者はある程度賢く、各自がある程度合理的に各自の資産や満足度を高めるべく行動できる、という前提のもとで、シミュレーション実験と考察を進める。

これを実現するべく、本論文のシミュレーションモデルでは、エージェント群による人工社会を構築すると共に、エージェントの学習に**進化計算**の手法を用いる。エージェントに進

化を施すことにより、エージェントは各自の適合度を最適化することを目指した学習を行う。これにより、本シミュレーションモデルにおける人工社会は、全体として最適に近い状態（準最適化された状態）となる。

### 2.2.2 シミュレーションで扱う製品の性質

以降、本論文のシミュレーションモデルにおいて扱う「製品」は、特段の具体的な分野や品種を想定したものではないが、次のような性質を持ったものを想定している。

- 複数の事業者が同種の製品を製造・販売しており、消費者には事業者の選択肢が存在する。
- 製品寿命が存在し、消費者は定期的な買い替えが必要である。
- 消費者が怪我をするような、深刻な製品事故が発生しうる。
- 製造技術が確立し、成熟した市場を持つ製品であり、高品質な高級品から低品質な廉価品まで幅広い品質・価格帯の同種製品が市場に存在する。

モデル中では具体的な製品カテゴリーの特定はしていないが、例えば家電は、上記の性質に当てはまる製品と言えるカテゴリーである。従って、以降に登場する「製品」は、家電のようなものを想像すれば、本論文で想定しているシミュレーションのイメージが誤解なく伝わるものとする。なお、本論文では、以降、製品売価は無次元のパラメータ値として表現されるが、本論文中での製品売価 1 は、現実社会における 1 万円程度の価値として想像すれば、上記の家電のイメージとも合致するものとする。

## 2.3 階層型共進化モデル

### 2.3.1 共進化モデル

本論文では、事業者 (producer) と消費者 (consumer) の学習モデルとして、遺伝的アルゴリズム (GA) [24] に代表される進化計算手法の一形態である **共進化モデル** を用いる。共

進化モデルでは、関連し合う複数の種が各々の都合で独立に進化してゆくが、進化の過程において異なる種の間で相互作用が働くため、結果として全体の最適化が進む方向へ進化してゆく。共進化モデルは、元来は生物学の概念であるが（例えば、蜂と花は共進化の関係にあることが知られている [25]）、近年では計算機科学、特に進化計算への応用が進められている [26]。

一般的な GA に即して言えば、典型的な共進化モデルにおいては、各々の種の個体は独立した適合度を持ち、その適合度関数（目的関数）は種ごとに異なる。また、進化計算の過程では、各々の種に対して独立に進化操作（自然淘汰、交叉、突然変異など）が施される。

現実社会では、事業者と消費者とでは目的関数が異なるものの、製品の不良品回収においては両者が複雑に相互作用を及ぼし合う関係にある。従って、現実社会の実態をより正確に社会シミュレーションに反映するためには、共進化モデルの適用は有効であると考えられる。

### 2.3.2 階層型共進化モデルの概要

さらに、現実社会における事業者と消費者の関係を、より高精度に社会シミュレーションに反映するために、本論文では新たに**階層型共進化モデル**を提案する。階層型共進化モデルの概要を図 2.1 に示す。

本論文では、シミュレーション環境の人工社会に、2 種のエージェント群：**事業者エージェント群**と**消費者エージェント群**を設ける。事業者エージェントは製品の製造・販売、製造コストの変更、不良品回収を実施し、消費者エージェントは製品の使用、別の事業者エージェントの製品への乗り換えを行う。階層型共進化モデルにおいては、2 種のエージェント群は階層構造を形成する。上層に配置される事業者エージェントは任意の数の**顧客**（配下の消費者エージェント）をその直下に持ち、下層に配置される消費者エージェントは各々必ずひとつの事業者エージェントの**顧客グループ**に属するという構造になっている。

この階層構造は、各事業者は自らの顧客を持ち、また、各消費者は特定の事業者の顧客であるという、現実社会での事業者と消費者の構造を反映したものである。そして、事業

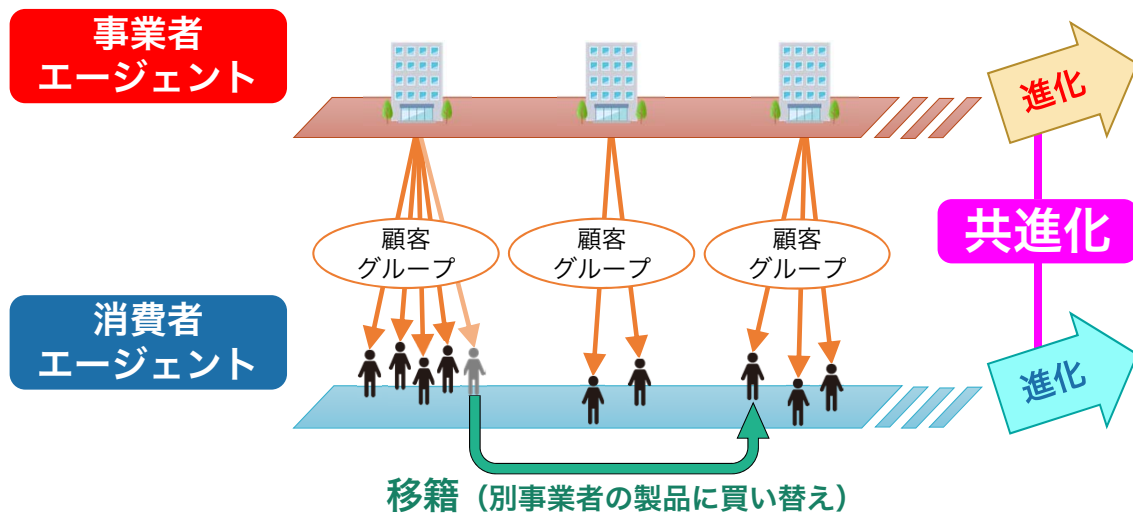


図 2.1: 階層型共進化モデルの概要

事業者エージェント群と消費者エージェント群は共進化の関係にあり、事業者エージェント群は各々の**資産**を、消費者エージェント群は各々の**満足度**をそれぞれの適合度とし、それぞれの群が各自の適合度を最大化する方向へ独立に進化をしてゆく。資産と満足度は、エージェントの各種行動や、シミュレーション中の各種事象の発生により変動する。

なお、ここで消費者エージェントに設定する満足度は、製品の利用、製品の買い替え、不良品回収および製品事故との遭遇に関連する満足・不満の程度のみを示す概念である。従って、製品の利用・買い替え・不良品回収・事故発生の関与しない事象については、本論文では対象とせず、シミュレーションでは説明されない。また、製品購入に際して生じる金銭の支払いについては、満足度とは別に**支払累計額**として独立に扱う。ただし、1.4節にて述べたように、支払累計額については、本章で構築する基礎モデルの時点では考慮せず、第4章以降にて詳しく扱う。

### 2.3.3 消費者エージェントの移籍

階層型共進化モデルの独自の概念に、消費者エージェントによる**移籍**がある。消費者エージェントは、使用してきた製品の使用を中止し、他の事業者エージェントが製造・販売する別製品を新たに購入することで、別の新たな事業者エージェントへ乗り換えることができる。この乗り換え行動を、本論文においては移籍と呼称する。移籍は、消費者エージェントが現在所属している事業者エージェントの顧客グループを離脱し、他の事業者エージェントの顧客グループへ移動することを意味する。

### 2.3.4 経済市場エージェントシミュレーションの従来研究に対する本モデルの位置付け

マルチエージェントシステムによって人工社会を構築し、経済的な市場に関するエージェントシミュレーションを行うというスタイルの従来研究は、数多く存在する。特に、株式市場およびオークション市場においてトレーダーをエージェントとしてモデリングを行う従来研究が、その大部分を占める（一例として [27] など）。

他方、本研究のように、株式などではなく物理的な取引を伴う市場について、エージェントシミュレーションを行う例は、株式市場を対象としてもものと比べると少数である。株式市場以外を扱う経済市場エージェントシミュレーションの従来研究には、事業者側のみ、あるいは消費者側のみをエージェントとして操作するものが存在する。

事業者側のみをエージェントとする研究には、事業者間でのサプライヤーとメーカーの取引関係を想定したもの [28]、部品調達の際の部品欠損と補償金支払の有無による契約の違いを想定したもの [29] などがある。また、消費者側のみをエージェントとする研究には、事業者から配信されるテレビ番組の視聴者の視聴行動を想定したもの [30]、事業者が運営する商店街を消費者が買い物して回遊する場を想定したもの [31] などがある。

これらの従来研究に対して、本論文で提案する階層型共進化モデルの独創的な点は、事業者側と消費者側の双方をマルチエージェントシステムとして構築し、両者を同時に扱い、行

動や学習をさせることが可能である点である。消費者をエージェントとして学習や進化をさせる従来研究では、事業者の行動や戦略は所与のものとして扱うが、現実社会では、事業者もまた、消費者の動向に応じてその行動や戦略を変えてゆくものである。こういった、事業者と消費者の間にある、相互に観測し行動を学習してゆく関係を、シミュレーション環境に反映できることは、本モデルの利点である。

### 2.3.5 問題分割型進化計算の従来研究に対する本モデルの位置付け

続いて、進化計算（数理最適化）の手法の観点から、従来研究と本研究との比較を行う。

階層の概念を取り入れた進化計算の近年の研究には、分類器の生成に関するもの [32, 33] や、ウイルスとその宿主との関係を模したものの [34] などが挙げられる。しかし、これらの従来研究は、いずれも対象問題を部分問題へ概念的に分割し、解探索効率を向上させるための手段としての階層の概念の利用にとどまっている。

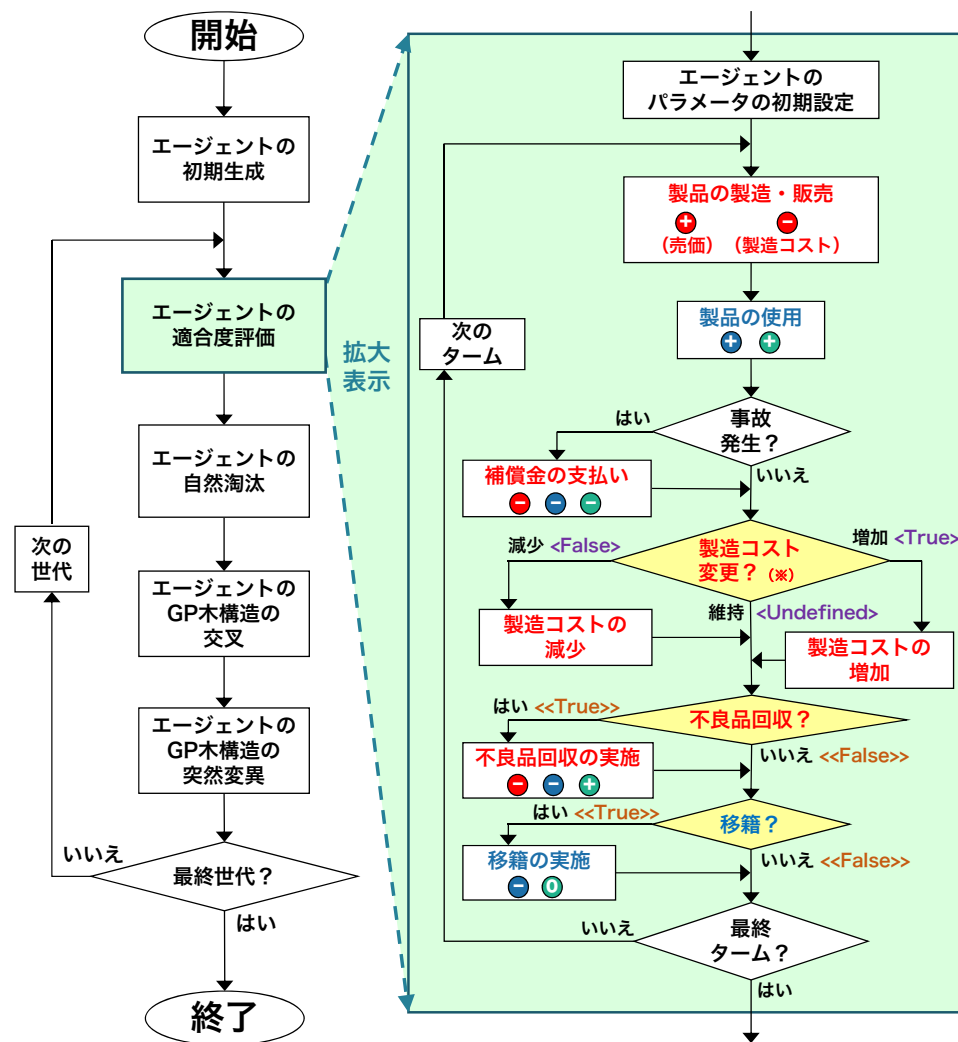
本論文で提案する階層型共進化モデルは、対象問題を部分問題へ分割して探索効率を向上させるだけでなく、現実社会における複数のステークホルダー間に存在する構造を、より正確にシミュレーション環境へ反映することを可能とした点に、その新規性を有するものである。

## 2.4 社会シミュレーションの概要

### 2.4.1 シミュレーション全体の流れ

本論文にて実施するシミュレーションの全体の流れを表したフローチャートを、図 2.2 に示す。本シミュレーションは、**エージェント最適化フロー**と**社会シミュレーションフロー**に大別され、社会シミュレーションフローはエージェント最適化フローに内包されている。

エージェント最適化フローは一般的な GA のものと同様である。すなわち、開始時に乱数を用いたエージェントの初期生成を実施した後、規定の世代数が経過するまでの間、エー



**エージェント最適化フロー**  
(進化計算によるエージェントの学習フェーズ)

**社会シミュレーションフロー**  
(エージェントが時系列で行動するフェーズ)

### ■ 凡例

**赤字** : 事業者エージェントの行動・意思決定, **青字** : 消費者エージェントの行動・意思決定

⊕ / ⊖ : 事業者エージェントの資産の増加 / 減少

⊕ / ⊖ : 消費者エージェントの満足度の増加 / 減少

⊕ / ⊖ / 0 : 顧客の消費者エージェントが事業者エージェントに対して抱く信用度の増加 / 減少 / ゼロリセット

◇ : GP木構造の演算による意思決定

<Value> : 意思決定に対応するGP木構造からの出力値 (論理値型GPの場合) [2.4節 参照]

<<Value>> : 意思決定に対応するGP木構造からの出力値 (論理値型GP・Boolean値出力タイプの実数値型GPの場合) [2.4節 および 3.1節 参照]

(※) 実数値出力タイプの実数値型GPの場合は、製造コスト変更はフローの分岐ではなく、GP木構造から出力される実数値の分だけ製造コストを直接変更する。 [3.1節 参照]

(注) フロー中の各ステップにおける資産、満足度、信用度の具体的な増減値は、実験条件として与えられる。 [表3.3 参照]

図 2.2: シミュレーション全体の流れ

ジェントの適合度の評価と自然淘汰の実施と、GP で用いる木構造の遺伝子（GP 木構造）に対する交叉と突然変異の実施，という進化演算を繰り返すことで，エージェントが学習をするフェーズである．なお，ここで事業者エージェント群と消費者エージェント群は共進化の関係にあり，両エージェント群は独立に進化をするため，これらの進化演算は各エージェント群の内部で完結する．すなわち，片方の種のエージェントの適合度は，もう片方の種のエージェントの自然淘汰には影響を及ぼさない．また，片方の種のエージェントの持つ GP 木構造が，もう片方の種のエージェントの持つ GP 木構造と交叉されることも一切ない．

GP 木構造の交叉および突然変異には，GP で一般的に用いられている方法を用いる．まず，交叉の例を図 2.3 に示す．交叉では，親となる 2 個体の GP 木構造を，それぞれランダムに選ばれたエッジで切断し，切断点より終端ノード寄りにある木構造を親の 2 個体で交換し，新たな子の 2 個体とする．次に，突然変異の例を図 2.4 に示す．突然変異では，ランダムに選ばれたノードを，同じくランダムに生成したノードもしくは木構造に置換する．なお，GP 木構造全体の深さには上限を設定し，深さが上限を越えるような交叉・突然変異は行われないう，制約を施す．GP 木構造全体の深さの上限，および，突然変異でノードと置換される木構造の深さの上限は，それぞれ実験条件として与えられる．また，図 2.3 および図 2.4 では，GP 木構造の各ノードに一意のアルファベットを割り当てているが，実際にはノードに割り当てられる演算子や値の重複が許容される．

人工社会フローは，エージェント最適化フローにおけるエージェントの適合度評価を行うためのフローであり，人工社会におけるエージェントの行動や製品事故の発生などが時系列に発生する，社会シミュレーションとしての本質を担うフェーズである．社会シミュレーションフローは，**ターム**を単位とする時系列となっており，規定のターム数が経過するまでの間，事業者エージェントと消費者エージェントはフローに従って行動を繰り返す．なお，本モデルでは，事業者エージェントと消費者エージェントの行動・学習の時間的な間隔は，同列に扱うものとする．そして，規定のターム数が経過した時点での最終的なエージェントのパラメータ値によって，各エージェントの適合度が評価され，エージェント最適化フローにフィードバックされる．



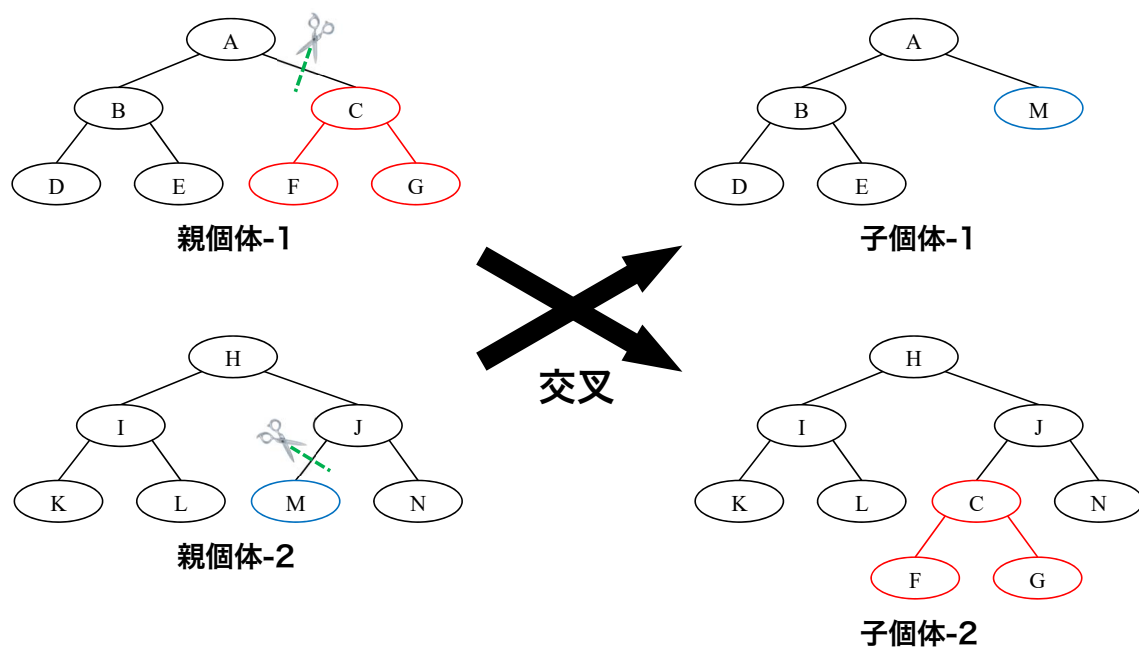


図 2.3: GP 木構造の交叉の例

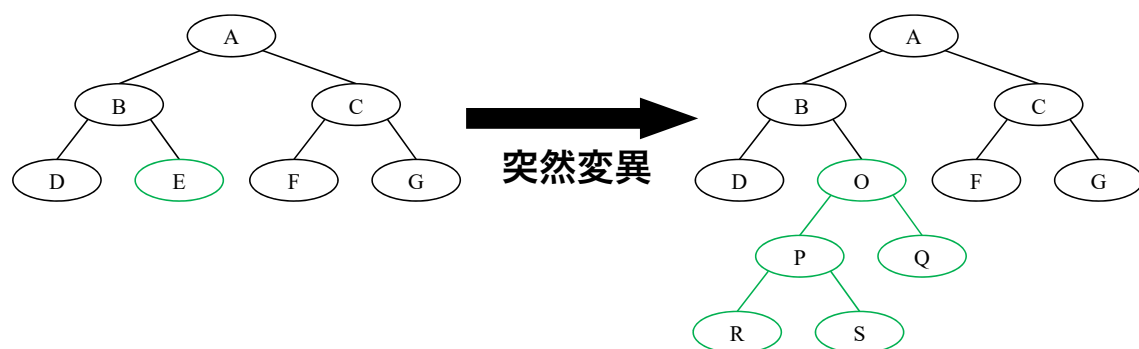


図 2.4: GP 木構造の突然変異の例

### 2.4.2 進化計算における適合度と自然淘汰

2.3 節にて述べたように、事業者エージェントの適合度は社会シミュレーションフロー完了時に最終的に保有する**資産**とし、消費者エージェントの適合度は同時点で最終的に保持する**満足度**とする。資産と満足度は、各タームにおけるエージェントの行動や各種事象の発生に応じて、エージェントごとに独立に増減する。資産および満足度の増減する箇所を、図 2.2 に赤色および青色の丸印で囲われた  $+$ 、 $-$  の表示によって示す。

社会シミュレーションフローの途中で資産が 0 以下となってしまった事業者エージェントは破産として扱い、当該世代における以降の社会シミュレーションフローでは行動せず、消費者エージェントの移籍先として選ばれることもない。破産した事業者エージェントの顧客グループに破産時に属していた消費者エージェントは、全員が強制的に他の事業者エージェントの顧客グループへ移籍する。消費者エージェントには破産の概念は存在せず、満足度は 0 以下の値も取りうるものとする。

エージェントの自然淘汰には、各エージェントの適合度に基づくルーレット選択を用いる。ただし、適合度が 0 以下となったエージェントについては、一律に適合度を 0 として扱う。つまり、あるエージェントが選択される確率は、そのエージェントの持つ適合度に比例する。ただし、社会シミュレーションフローによる評価の結果、適合度（資産および満足度）が 0 以下となったエージェントについては、一律に適合度を 0 として扱う。従って、あるエージェント  $a$  の適合度  $f_a$  に対して、

$$f_a^+ = \begin{cases} f_a & (f_a \geq 0 \text{ のとき}) \\ 0 & (f_a < 0 \text{ のとき}) \end{cases} \quad (2.1)$$

という式 (2.1) にて与えられる 0 以上の値  $f_a^+$  を導入し、ある事業者エージェント  $p$  が自然淘汰において選択される確率  $P_{\text{ProSel}}(p)$ 、および、ある消費者エージェント  $c$  が自然淘汰において選択される確率  $P_{\text{ConSel}}(c)$  を、それぞれ以下の式 (2.2)、式 (2.3) により規定する。

$$P_{\text{ProSel}}(p) = \frac{f_p^+}{\sum_{a \in \mathcal{P}_{\text{producer}}} f_a^+} \quad (2.2)$$

$$P_{\text{ConSel}}(c) = \frac{f_c^+}{\sum_{a \in \mathcal{P}_{\text{consumer}}} f_a^+} \quad (2.3)$$

ここで、 $\mathcal{P}_{\text{producer}}$  は全事業者エージェントの集合 (Population),  $\mathcal{P}_{\text{consumer}}$  は全消費者エージェントの集合をである。式 (2.2) および式 (2.3) の確率に応じて選択されたエージェントは都度複製され、規定のエージェント数に至るまでの選択と複製が完了した時点で自然淘汰を完了する。この際、同一のエージェントが重複して選択・複製されることが許容される。そして、この自然淘汰によって新たに選択・複製されたエージェント群によって、既存のエージェント群は置換され、以降のエージェント最適化フローのステップへ進んでゆく。

なお、すべての事業者エージェントが破産した場合、および、すべての消費者エージェントの満足度が0以下となった場合は、ルーレット選択による自然淘汰が機能しなくなるため、その時点で処理を中断し、当該世代の社会シミュレーションフローを最初からやりなおす。さらに、もし同一世代中に連続5回のやりなおしが生じた場合は、その時点でシミュレーションを終了とする。

### 2.4.3 信用度および総信用度

消費者エージェントは、自身が顧客となっている事業者エージェントに対して抱いている信用の程度を表すパラメータ値として**信用度**を保持する。信用度はエージェントの適合度ではないが、本シミュレーションモデルにおいて重要な役割を持つ、本論文の独自の概念である。資産や満足度と同様に、信用度は社会シミュレーションフローにおける行動や事象発生に応じて、消費者エージェントごとに独立に増減する。また、消費者エージェントが移籍する際は、その消費者エージェントが持つ信用度は0になり、移籍先の事業者エージェントに対する信用度を新たに増減させてゆく。信用度の増減する箇所および0となる箇所を、図2.2に緑色の丸印で囲われた+、−、0の表示によって示す。なお、信用度は0以下の値も取りうるものとする。

事業者エージェントは、自身の顧客グループにいる全顧客が自身に対して持っている信用

度の合計値を、**総信用度**として保持する．すなわち，ある事業者エージェント  $p$  の持つ総信用度  $T_p$  を，以下の式 (2.4) により規定する．

$$T_p = \sum_{user \in \mathcal{U}_p} t_{user} \quad (2.4)$$

ここで， $t_{user}$  は  $p$  の顧客グループに属する消費者エージェント  $user$  が  $p$  に対して持つ信用度， $\mathcal{U}_p$  は  $p$  の顧客グループに属する消費者エージェント全体の集合である．

消費者エージェントが移籍する際の新たな移籍先となる事業者エージェントの選択には，各事業者エージェントが持つ総信用度に基づくルーレット選択を用いる．つまり，ある事業者エージェントが新たな移籍先として選択される確率は，その事業者エージェントが持つ総信用度に比例する．ただし，総信用度が0以下である事業者エージェントについては，一律に総信用度を0として扱う．従って，ある事業者エージェント  $p$  の持つ総信用度  $T_p$  に対して，

$$T_p^+ = \begin{cases} T_p & (T_p \geq 0 \text{ のとき}) \\ 0 & (T_p < 0 \text{ のとき}) \end{cases} \quad (2.5)$$

という式 (2.5) にて与えられる0以上の値  $T_p^+$  を導入し，消費者エージェント  $c$  が移籍直前に事業者エージェント  $p_{\text{now}}$  の顧客であるとしたとき，事業者エージェント  $p_{\text{dest}}$  が  $c$  の移籍先として選択される確率  $P_{\text{MigSel}}(p_{\text{dest}} \leftarrow c)$  を，以下の式 (2.6) により規定する．なお，事業者エージェントが1個体を除いてすべて破産してしまっている場合は，消費者エージェントの移籍は行われない．

$$P_{\text{migsel}}(p_{\text{dest}} \leftarrow c) = \frac{T_{p_{\text{dest}}}^+}{\sum_{p \in \mathcal{P}_{\text{producer}} \wedge p \neq p_{\text{now}}} T_p^+} \quad (2.6)$$

ただし，

$$c \in \mathcal{U}_{p_{\text{now}}}$$

$$p_{\text{dest}} \neq p_{\text{now}}$$

現実社会では，消費者が新たな事業者に乗り換える際には，事業者に対する社会的な信用や評判，いわゆる「クチコミ」を参照することで，より良いクチコミを持つ事業者の製品を

乗り換え先として選択することが一般的である。本論文の社会シミュレーションモデルにおいては、より総信用度の高い事業者エージェントが移籍先として選択されやすくなるモデリングとしており、総信用度は現実社会でいうクチコミの良否を反映する概念として用いる。

ここで、事業者のクチコミを顧客からの信用度を用いて表現することを考えたときに、前述の総信用度で用いた「合計値」の他にも、代表値として「平均値」や「中央値」を用いることも考えられる。本論文で、クチコミを反映する概念として「合計値」を用いた理由は、現実社会における顧客数の「規模」を反映するためである。現実社会においては、「顧客が多い」というという事実そのものも、クチコミの良さを構成する要素に含まれると推測される。つまり、現実社会においては、多くの顧客に使われている製品であるという事実そのものが、新規顧客を誘引する力を持っていると言える。逆に、もし顧客からの評判の平均値が非常に良い事業者があったとしても、その顧客数があまりに少なければ、新規顧客に選ばれる可能性は低くなると推測される。従って、本論文では、顧客の信用度の「合計値」を事業者エージェントの信用度の代表値として用い、これを総信用度と呼称する。総信用度を用いることにより、クチコミの良さが向上するためには、個々の顧客からの信用のみならず、同時に顧客数の規模も重要となるようなモデルとしている。

#### 2.4.4 製品事故の発生時の処理と発生確率モデル

本論文において、製品事故とは、使用者が怪我を負うような深刻なものを想定する。製品事故が発生した場合、事業者エージェントは補償金を資産から支払うと共に、製造コストを資産から支払うことで製品の新品を製造し、製品事故に遭遇した顧客へ無償で提供する。製品事故に遭遇して被害を受けた顧客は、自身の満足度と、当該事業者エージェントに対する信用度を著しく失う。さらに、製品事故に遭遇した顧客と同じ顧客グループにいる他の顧客も、事業者エージェントへの不快感・不信感を募らせることから、満足度と信用度を失う。なお、製品事故1件あたりの支払補償金の額と、満足度および信用度の変動値は、それぞれ実験条件として設定される。

次に、本論文における製品事故の発生確率モデルについて述べる。ある事業者エージェント  $p$  の製造する製品の製品事故の発生確率  $\lambda(p)$  を、以下の式 (2.7) により規定する。

$$\lambda(p) = \frac{\beta}{cost_p} \cdot r^{n_p}$$

ただし、

$$\beta > 0$$

$$cost_p > 0$$

$$0 < r \leq 1$$

$$n_p \geq 0$$
(2.7)

ここで、 $\beta$  は製品事故の発生確率のベースとなる定数、 $cost_p$  は  $p$  が自社製品に対して設定している製品1個あたりの製造コスト、 $r$  は1回の不良品回収の実施によって製品事故の発生確率変動する倍率を表す定数、 $n_p$  は当該世代の社会シミュレーションフロー内における  $p$  の不良品回収の累積実施回数である。

この確率モデルにおいては、不良品回収の実施によって  $n_p$  の値が増加すると  $r^{n_p}$  の値は減少するため、不良品回収の実施が製品事故の発生確率を減少させる効果を持つ。例として、 $\beta = 5.0 \times 10^{-5}$ ,  $cost_p \in [0.05, 1]$ ,  $r = 0.5$  としたときの  $\lambda(p)$  の値を表すグラフを、 $n_p = 0, 1, 2, 3$  の場合に区分して図 2.5 に示す。ただし、実際には、 $n_p$  は0以上の任意の整

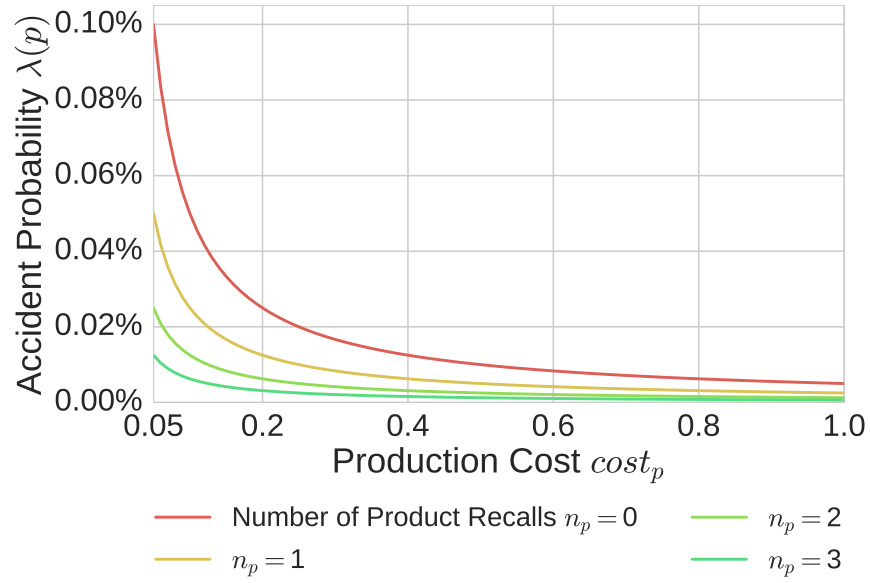


図 2.5: 製造コストと不良品回収実施回数による製品事故発生確率 ( $\beta = 5.0 \times 10^{-5}$ ,  $cost_p \in [0.05, 1]$ ,  $r = 0.5$  とした場合の例)

数を取りうる。なお、3.1.3 節にて後述する実験条件の設定においては、図 2.5 の図示に用いた  $\beta$  と  $r$  の値、および  $cost_p$  の範囲をそのまま用いている。

式 (2.7) による製品事故発生の確率モデルは、特段の実証的な裏付けのあるものではないが、現実社会と関連する以下の要素 i. , ii. , iii. を反映しており、妥当なものであると考える。

- i. 現実社会では、一般的に、製品の製造コストを高くすることでその品質を向上させることは、製品事故の発生確率の減少につながる。ただし、製造コストが高くなるほど、製品品質改善の限界効用は逓減してゆき、また、いくら製造コストをかけたとしても、絶対に故障しないという製品を製造することは不可能であることが、経験的に予想される。
- ii. 現実社会における不良品回収の本質的な役割は、製品の不具合の原因を調査して改善を施すことにより、製品事故の発生を防止することである [35, 36]。また、1 回の回

収と調査で発見できなかった不具合が残ってしまったとしても、回収と調査を重ねることにより、製品事故の発生確率をさらに減少させることが可能であると、経験的に予想される。

- iii. 図 2.5 に示したように、式 (2.7) による確率モデルにおいては、製造コストが高くなるほど、不良品回収による製品事故発生確率の改善の効果は小さくなる。現実社会における不良品回収は、文字通り「不良品」を回収して製品の品質改善を実施するものであり、そもそもの品質が良好な製品については、不良品回収の意義は小さくなると考えられる。

式 (2.7) にて規定した確率モデルにより、本論文の社会シミュレーションモデルにおいては、事業者エージェントは

- 不良品回収の実施
- 製品の製造コストの増加

という 2 種の行動によって、自らの製品の事故発生確率を減少させることが可能である。

### 2.4.5 不良品回収の実施時の処理

事業者エージェントが不良品回収を実施すると、事業者エージェントは不良品回収追加費用を資産から支払うと共に、製造コストを資産から支払うことで製品の新品を製造し、自身の顧客グループに属しているすべての顧客へ無償で提供する。不良品回収に遭遇した顧客は、不便が生じることから満足度を減少させる。

ここで、本章においては、「不良品回収は悪ではなく、社会の安全を確保するために必要な手段である」という認識が一般的となっているような望ましい状況 [35, 36] の社会を想定することとし、消費者エージェントは不良品回収を誠実な対応として好意的にとらえ、信用度を増加させる。なお、製品 1 個あたりの不良品回収追加費用の額、および不良品回収 1 件あたりの満足度および信用度の変動値は、それぞれ実験条件として設定される。



不良品回収の実施により、式 (2.7) における  $n_p$  の値が 1 増加するため、当該事業者エージェントの製造する製品の製品事故発生確率は減少する。

#### 2.4.6 製品の製造・販売と製品寿命

本論文のシミュレーションモデルにおいては製品寿命が存在し、すべての事業者エージェントの製造するすべての製品に一律で  $\ell$  タームである。ここで、 $\ell$  は実験条件として設定される定数である。

消費者エージェントは、事業者エージェントによる販売、もしくは、製品事故発生時および不良品回収実施時の無償提供によって、新品の製品を 1 個入手し、そこから連続で  $\ell$  タームまでは同一製品を使用し続けることが可能である。連続使用期間が  $\ell$  タームに達した場合、消費者エージェントは次タームに事業者エージェントからの販売によって新品の製品を 1 個入手する。また、移籍により別の事業者エージェントの顧客となった場合も、消費者エージェントは移籍先の新たな事業者エージェントからの販売によって新品の製品を 1 個入手する。新品の製品を入手した消費者エージェントは、それまで使っていた製品の使用を中止し、入手した新品の製品の使用を開始する。なお、消費者エージェント 1 個体が一度に保持・使用する製品は必ず 1 個であり、これはすべての消費者エージェントに共通である。従って、製品を保持・使用しない消費者エージェントや、2 個以上の製品を同時に保持・使用する消費者エージェントは存在しない。

この処理を事業者エージェントの立場から見ると、事業者エージェントは、次に挙げる条件 a. もしくは b. のいずれかを満たす消費者エージェント対して、新品の製品を製造・販売する。

- a. 自身の顧客グループに属し、前タームに製品の連続使用期間が  $\ell$  タームに達した消費者エージェント（ただし、前タームに製品事故発生や不良品回収実施によって製品の無償提供を受けた消費者エージェントを除く）
- b. 自身の顧客グループに属し、前タームに自身の顧客グループへ新たに移籍してきた

## 消費者エージェント

新品の製品の製造・販売に際して、事業者エージェントは、製造コストを資産から支払うと共に、製品の売価を資産に加える。なお、本章での基礎モデルにおいては、製品の売価はすべての事業者エージェントの製造するすべての製品において一律とし、その額は実験条件として設定される。すなわち、事業者エージェント  $p$  が製品 1 個を製造・販売したときに  $p$  の資産に加えられる利益  $\pi_p$  を、以下の式 (2.8) により規定する。

$$\pi_p = price - cost_p \quad (2.8)$$

ここで、 $cost_p$  は  $p$  の製品 1 個あたりの製造コスト、 $price$  は全事業者エージェントに共通の製品 1 個あたりの売価である。

## 2.5 論理値型 GP

### 2.5.1 エージェント学習への GP の適用

事業者エージェントと消費者エージェントは、それぞれの適合度を増加させるべく、進化計算により行動を学習してゆく。本論文の社会シミュレーションモデルにおいては、図 2.2 において黄色い菱形で表示したフローの分岐箇所、各エージェントは行動するか否か、あるいは、どのような行動をするかという意思決定を行う。

本論文では、エージェント両種の意思決定の学習に**遺伝的プログラミング (Genetic Programming, GP)** [37] を用いる。GP は GA の代表的な派生系であり、GP 木構造を用いた進化計算によって、複雑な解探索や学習が可能である。GP を学習モデルとするエージェントシミュレーションに関する研究は、人間を模したエージェントによる複雑なブログネットワーク形成シミュレーション [38] や、競争型ゲームにおけるプレイヤーエージェントの戦略学習シミュレーション [39] をはじめ、近年も多方面で行われており、エージェントの学習モデルとしての GP の有用性が報告されている。従って、本論文においても、エージェントの学習モデルとして GP を適用することは妥当な選択であると言える。

社会科学関連の研究に対する GP の適用事例は、株式市場における株価分析 [40] や取引戦略分析 [41]、世界各国の CO<sub>2</sub> 排出量の分析 [42] などのように、価格や重量などの数値データを主として扱うことによって、純粋な数値最適化問題に帰着させるタイプのものが多い。数値データではない研究対象に対する GP の適用は、社会科学関連の研究としての本論文の独創的な点である。

### 2.5.2 Booleanized GP の導入

本論文では、すべてのエージェントは自身に固有の GP 木構造を持ち、各タームにおける自身のパラメータ値に応じて GP 木構造の終端ノードへ入力する値が決定される。そして、各 GP 木構造が規定する演算の結果、すべてのエージェントは GP 木構造のルートノードか

らの最終的な出力として **True** または **False** の 2 値のいずれか (Boolean 値) を毎ターム得る。この GP 木構造からの出力が True であればエージェントは行動 (事業者エージェントであれば不良品回収, 消費者エージェントであれば移籍) を実施し, False であれば行動を実施しない。なお, 事業者エージェントによる製造コスト変更については, True と False のみの単純な Boolean 値の出力では対応できないため, その扱いについては 2.5.4 節にて後述する。

このように, 本論文では Boolean 値の出力を得る目的で GP 木構造を活用するため, GP 木構造のノード設計もそれに適したものであることが望ましい。Eggermont らの研究では, 元々の実数値である各種パラメータ値を, 事前に定めた閾値との比較によってすべて Boolean 値に変換した上で GP 木構造の終端ノードへ入力し, さらに GP 木構造の非終端ノードも論理演算子で構成された **Booleanized GP (Boolean 化された GP)** を用いることにより, 実数値と四則演算子を用いた一般的な GP 木構造よりも 2 値分類器の精度が向上することを示した [43]。同様に, Booleanized GP を用いることで GP 木構造の性能を向上させた研究は, 医療データセットの分類に関するもの [44] や, クレジットカード取引への与信承認の自動化に関するもの [45] など, 近年にも複数存在し, Booleanized GP の有効性が報告されている。本論文においても, こうした近年の研究動向と, ルートノードからの最終的な出力が Boolean 値であることを踏まえ, 終端ノードを Boolean 値とし, 非終端ノードを論理演算子とすることによって, GP 木構造の Boolean 化 (Booleanization) を行う。

### 2.5.3 実数値パラメータの Boolean 値への変換

本論文では, GP 木構造の終端ノードへ入力する値を決定する際に, 意思決定時における各エージェント各種パラメータ値を利用する。その際, パラメータ値そのものはすべて実数値であるため, GP 木構造の Boolean 化のためには, これらをすべて Boolean 値に変換してから終端ノードへ入力する必要がある。従来研究においては, 事前に定めた閾値との大小比較によって実数値を Boolean 値に変換している。これらに対し, 本論文では, タームによる時系列のダイナミクスを考慮し, さらに, 現実社会での事業者や消費者の意思決定プロセ

スを反映するべく、パラメータの現在値と、同じパラメータの過去タームにおける値（過去値）との大小比較によって実数値を Boolean 値へ変換するという、本論文の独自の手法を用いる。具体的には、「現在値が過去値よりも増加した場合は True、減少した場合は False」という変換規則を設けることで、パラメータの実数値から Boolean 値を得る。従って、本論文では GP 木構造の Boolean 化に閾値の事前設定を必要としない。

上記の変換規則を定式化する。社会シミュレーションフローにおいて、GP 木構造の終端ノードへ入力される Boolean 値  $L_k^2(prm)^1$  を、以下の式 (2.9) により規定する。

$$L_k^2(prm) = \begin{cases} \text{True} & (\delta_k(prm) > 0 \text{ のとき}) \\ \text{False} & (\delta_k(prm) \leq 0 \text{ のとき}) \end{cases}$$

(2.9)

ただし、

$$\delta_k(prm) = v_{\text{now}}(prm) - v_{\text{now}-k}(prm)$$

$$k \geq 1$$

ここで、 $prm$  はエージェントのあるパラメータの種類（例えば、 $prm = \text{「資産」}$ ）、 $v_{\text{now}}(prm)$  は  $prm$  の意思決定時の実数値、 $v_{\text{now}-k}(prm)$  意思決定を行う当該タームよりも  $k$  ターム過去の意思決定時の  $prm$  の実数値である。ここで、参照する  $k$  ターム過去が、社会シミュレーションフロー開始時の最初のタームよりも過去となってしまう場合は、 $prm$  の社会シミュレーションフロー開始時の初期値  $v_{\text{init}}(prm)$  を用いて、一律に  $v_{\text{now}-k}(prm) = v_{\text{init}}(prm)$  とする。

式 (2.9) において、 $\delta_k(prm)$  はパラメータの種類  $prm$  の  $k$  ターム過去の値から現在値までの変分を表す。つまり、式 (2.9) は、時系列を考慮したパラメータ値の大小比較によって実数値を Boolean 値に変換する式となっている。

上記の  $L_k^2(prm)$  に加え、意思決定を行う当該ターム中、ある事象  $evt$ （例えば、 $evt = \text{「自身が製品事故に遭遇」}$ ）が当該エージェントに発生したか否かを示す Boolean 値  $L_{\text{now}}^2(evt)$

<sup>1</sup> $L_k^2$  という表記において、 $L$  は Logic の頭文字を取ったものであり、右肩の 2 という数値は、この値が Boolean 値すなわち 2 値論理の値であることを示したものである。そして、2.5.5 節にて後述する  $L_k^3$  は、これを 3 値論理に拡張したものである。

を, 以下の式 (2.10) にて規定し,  $L_k^2(prm)$  と同様に GP 木構造の終端ノードへの入力に利用する.

$$L_{\text{now}}^2(evt) = \begin{cases} \text{True} & \begin{pmatrix} \text{現在のターム中, } evt \text{ が} \\ \text{発生していたとき} \end{pmatrix} \\ \text{False} & \begin{pmatrix} \text{現在のターム中, } evt \text{ が} \\ \text{発生していなかったとき} \end{pmatrix} \end{cases} \quad (2.10)$$

本論文において, Booleanized GP における GP 木構造の終端ノード候補は, 式 (2.9) にて得られる Boolean 値  $L_k^2(prm)$ , 式 (2.10) にて得られる Boolean 値  $L_{\text{now}}^2(prm)$ , および Boolean 値の定数値 True と False によって構成される. また, GP 木構造の非終端ノード候補は, 基本的な論理演算子のほか, IF-ELSE (条件分岐) も含む. IF-ELSE ノードは, 以下の 3 個の子ノードを持つ.

1. 条件式
2. 条件式が True の場合の戻り値
3. 条件式が False の場合の戻り値

こうして得られる GP 木構造の概要と例を, 図 2.6 に示す. なお, 本章の実験において設定する終端ノードおよび非終端ノードの候補セットの詳細については, 3.1.2 節にて後述する.

#### 2.5.4 Three Value Logicized GP (3VL-GP)

Booleanized GP では, True および False の 2 種類の出力を GP 木構造から得ることによって, エージェントの行動の「実施する」「実施しない」を決定することが可能である. しかし, 図 2.2 にて示したように, 事業者エージェントの製品の製造コスト変更の意思決定においては, 製造コストの「増加」「維持」「減少」という 3 種類の選択肢が存在するため, Booleanized GP によって得られる True および False の 2 種類の値のみでは, 意思決定の選択肢の数に対して不足であり, そのままでは対応が不可能であるという問題が存在する. な

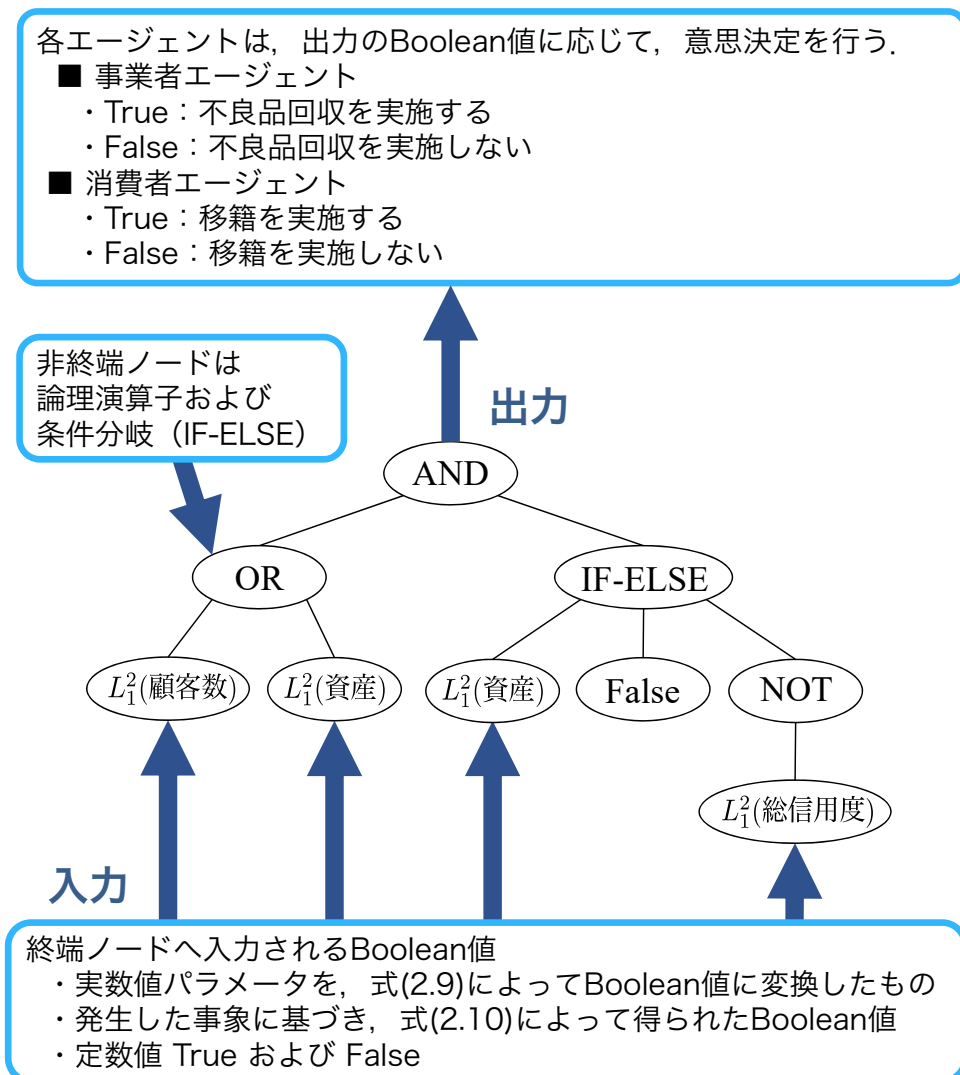


図 2.6: Booleanized GP における GP 木構造の概要と例

お、本論文においては、製造コストを増加および減少させる際の変更量の単位  $u_{\text{cost}}$ （ただし  $u_{\text{cost}} > 0$ ）は一定とし、実験条件として設定されるものとする。

この問題を解決するべく、本論文では、Booleanized GP を拡張する論理値型 GP の新たな手法として、**Three Value Logicized GP (3 値論理化された GP, 3VL-GP)** を提案する。Booleanized GP では True および False による 2 値論理の体系を用いたのに対して、3VL-GP では、True と False に加えて**第 3 の論理値**を導入した**3 値論理**の体系を用いる。3VL-GP は、終端ノードを True, False, 第 3 の論理値のいずれかの論理値（3 値論理値）とし、非終端ノードを論理演算子とすることによって、GP 木構造を 3 値論理化し、ルートノードからの最終的な出力として 3 値論理値を取得する手法である。この手法によって、出力として得られる論理値の種類を 3 種類に拡張し、事業者エージェントの製造コストの「増加」「維持」「減少」という 3 種類の選択肢への対応を実現する。

3 値論理の体系は、2 値論理の拡張として、従来より数学・論理学の分野にて理論的な研究がなされてきたが、純粋な理論の側面のみならず、論理プログラミング [46]、電子回路設計 [47]、データベース [48] など、様々な分野でその有用性が報告されている。また、3 値論理は、近年の主要なリレーショナルデータベースに広く実装されており [49]、その実用性の高さも実証されている。よって、本論文においても、2 値論理の拡張として 3 値論理を適用することは妥当な選択であると言える。

第 3 の論理値については様々な扱いが提唱されており、Łukasiewicz によるもの [50, 51]、Kleene によるもの [52, 53]、Sobociński によるもの [54] などが代表的である。第 3 の論理値は、その詳細な扱いの差異によって様々な名称によって呼ばれる [55] が、本論文では、Kleene による提唱における呼称に基づき、第 3 の論理値を **Undefined** と呼称し、True, False と共に 3 値論理を形成する。3 値論理における演算の定義は、IMP（含意,  $\rightarrow$ ）などの発展的な論理演算においては提唱により差異があるものの、基本的な論理演算である AND（論理積,  $\wedge$ ）、OR（論理和,  $\vee$ ）、NOT（否定,  $\neg$ ）の定義は前述の代表的提唱のすべてで共通であり、当該定義におけるそれぞれの論理演算の真理値表を表 2.1, 表 2.2, 表 2.3 に示す。本論文においても、表 2.1, 表 2.2, 表 2.3 に示した基本的な論理演算の定義を用いる。



表 2.1: 3 値論理における AND 演算の真理値表

<b>AND</b>	<b>False</b>	<b>Undefined</b>	<b>True</b>
<b>False</b>	False	False	False
<b>Undefined</b>	False	Undefined	Undefined
<b>True</b>	False	Undefined	True

表 2.2: 3 値論理における OR 演算の真理値表

<b>OR</b>	<b>False</b>	<b>Undefined</b>	<b>True</b>
<b>False</b>	False	Undefined	True
<b>Undefined</b>	Undefined	Undefined	True
<b>True</b>	True	True	True

表 2.3: 3 値論理における NOT 演算の真理値表

	<b>NOT</b>
<b>False</b>	True
<b>Undefined</b>	Undefined
<b>True</b>	False

### 2.5.5 実数値パラメータの3値論理値への変換

3VL-GP においては、2.5.3 節で述べた Booleanized GP の場合と同様に、各エージェントの各種パラメータ値の現在値と過去値との大小比較によって、パラメータ値の実数値から3値論理値への変換を行う。

実数値から論理値への変換式である式 (2.9) を、3VL-GP へ拡張することを考える際、パラメータの「現在値が過去値よりも増加した場合は True、減少した場合は False」という変換規則は維持しつつ、さらに「現在値と過去値とで変動が無かった場合は Undefined」という変換規則を追加するというのは、自然な発想である。しかし、パラメータの現在値と過去値が厳密に同じ値となる場合のみを「変動なし」と判定すると、仮に過去値から現在値への変動が微小（ノイズ）であったとしても、それを明確な変動と同一に扱ってしまうため、エージェントの意思決定が不安定になってしまうという懸念が存在する。

そこで、パラメータ値の微小な変動への対策として、閾値として各パラメータに対して**度外視マージン (Disregard Margin)**を設定し、パラメータ値を「変動なし」と判定する領域を拡大することで、意思決定の安定化を図る。パラメータの種類  $prm$  の  $k$  ターム過去の値から現在の値までの変分の絶対値  $|\delta_k(prm)|$  が度外視マージン以下である場合、パラメータ値の変分は度外視され、「変動なし」と判定される。また、パラメータの過去値から現在値への増加量が度外視マージンよりも大きくなったときのみパラメータ値が「増加した」と判定され、パラメータの過去値から現在値への減少量が度外視マージンよりも大きくなったときのみパラメータ値が「減少した」と判定される。

以上のように、度外視マージンを適用したパラメータ値の現在値と過去値の大小比較によって、実数値から3値論理値への変換を行う。なお、度外視マージンは0以上の値とする。また、タームの進行による変動値の分布はパラメータの種類によって異なるため、度外視マージンは各パラメータに対して異なる値が実験条件として独立に設定される。

上記の変換規則を、式 (2.9) と同様に定式化する。社会シミュレーションフローにおいて、GP 木構造の終端ノードへ入力される3値論理値  $L_k^3(prm)$  を、以下の式 (2.11) により規定

する.

$$L_k^3(prm) = \begin{cases} \text{True} & \begin{pmatrix} \delta_k(prm) > dm(prm) \\ \text{のとき} \end{pmatrix} \\ \text{Undefined} & \begin{pmatrix} |\delta_k(prm)| \leq dm(prm) \\ \text{のとき} \end{pmatrix} \\ \text{False} & \begin{pmatrix} \delta_k(prm) < -dm(prm) \\ \text{のとき} \end{pmatrix} \end{cases} \quad (2.11)$$

ただし,

$$\delta_k(prm) = v_{\text{now}}(prm) - v_{\text{now}-k}(prm)$$

$$dm(prm) \geq 0$$

$$k \geq 1$$

ここで,  $dm(prm)$  はエージェントのパラメータの種類  $prm$  に対して設定される度外視マージンである. なお, 式 (2.9) の際と同様に, ここで参照する  $k$  ターム過去が, 社会シミュレーションフロー開始時の最初のタームよりも過去となってしまう場合は, 一律に  $v_{\text{now}-k}(prm) = v_{\text{init}}(prm)$  とする.

加えて, 3VL-GP においては, 式 (2.10) にて規定する  $L_{\text{now}}^2(evt)$  も, GP 木構造の終端ノードへの入力として用いる.  $L_{\text{now}}^2(evt)$  は True と False の 2 値のみをとりうる Boolean 値であるが, 本論文で扱う基本的な論理演算の範囲においては, Boolean 値と 3 値論理値の間での演算はすべて可能であり,  $L_k^3(prm)$  と  $L_{\text{now}}^2(evt)$  の併用に問題は生じない.

こうして得られる 3VL-GP の GP 木構造の概要と例を, 図 2.7 に示す. なお, 非終端ノード候補となる IF-ELSE ノードは, 3VL-GP においては以下の 4 個の子ノードを持つ.

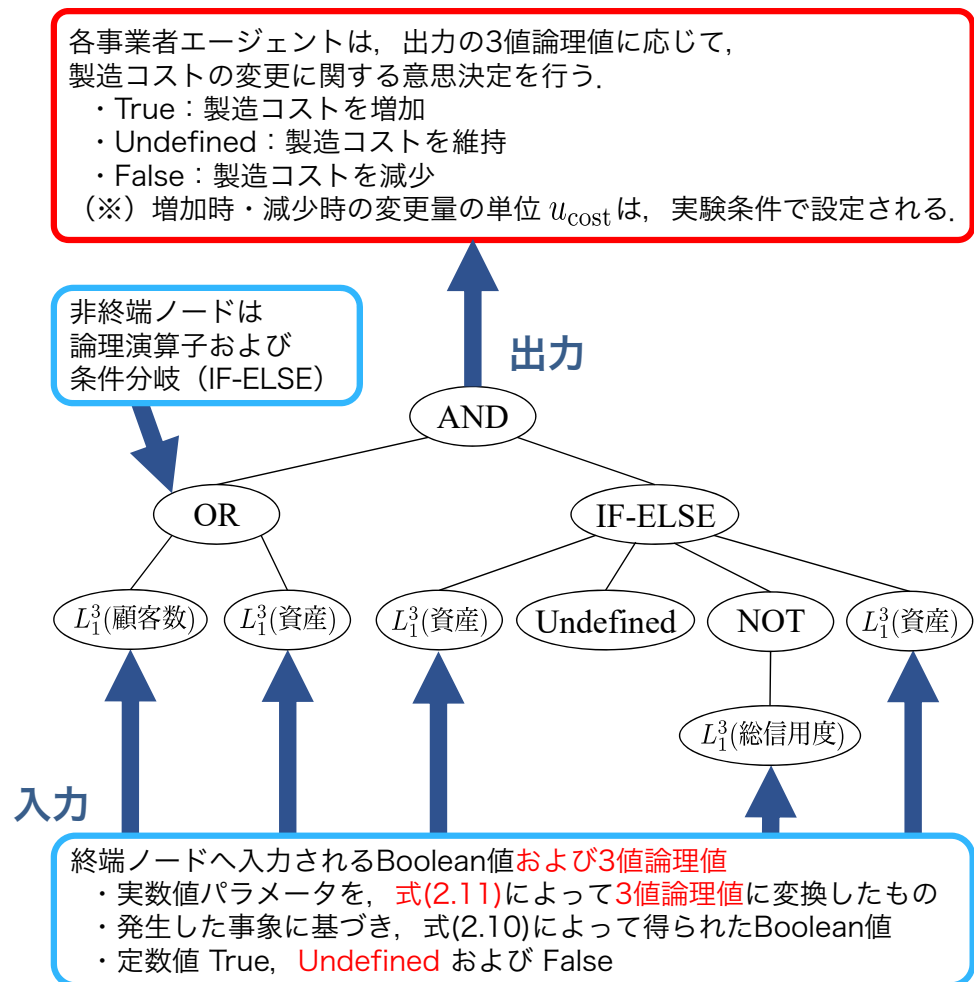
1. 条件式
2. 条件式が True の場合の戻り値
3. 条件式が Undefined の場合の戻り値

#### 4. 条件式が False の場合の戻り値

上記を含めた、本章の実験において設定する終端ノードおよび非終端ノードの候補セットの詳細については、3.1.2 節にて後述する。

### 2.5.6 GP 木構造の出力とエージェントの意思決定の対応

本章では、論理値型 GP によって GP 木構造のルートノードからの出力として論理値を取得し、その値を用いてエージェントの意思決定を規定する一連の手法について提案した。ここまで述べてきた、GP 木構造の出力である論理値と、エージェントの意思決定との対応を、表 2.4 にまとめる。なお、表 2.4 の内容は、図 2.2 にて示したフローの分岐箇所において、 $\langle \text{論理値} \rangle$  および  $\ll \text{論理値} \gg$  の形式にて表記した論理値と意思決定内容との組み合わせと同等である。



(注) 赤色の枠の内容、および赤色の文字の箇所は、図2.4に示した Booleanized GPにおけるGP木構造からの変更点である。

図 2.7: 3VL-GP における GP 木構造の概要と例

表 2.4: 論理値型 GP における GP 木構造の出力とエージェントの意思決定との対応

エージェント種別	意思決定内容	論理値型 GP の種類	GP 木構造の出力		
			True	Undefined	False
事業者	不良品回収の実施	Booleanized GP	実施する	—	実施しない
	製造コストの変更	3VL-GP	$u_{\text{cost}}$ 増加させる	維持 (変更しない)	$u_{\text{cost}}$ 減少させる
消費者	移籍の実施	Booleanized GP	実施する	—	実施しない

### 2.5.7 本章のまとめ

本章では、事業者エージェントと消費者エージェントで構成される階層型共進化モデルを提案し、同モデルによる社会シミュレーション全体のフローやエージェント設計、確率モデルなどについて構築を実施した。また、エージェントの意思決定とその効率的な学習の実現の手法として、論理値型 GP を提案し、その詳細について述べた。

これらを用いることにより、本研究における社会シミュレーションの基礎モデルを構築した。次の第3章では、社会シミュレーション実験を通じて、本章で構築した基礎モデルの有用性の検証を行う。





## 第3章 基礎モデルの検証実験

### 3.1 実験準備

#### 3.1.1 実数値型 GP との比較による論理値型 GP の有効性の検証

本論文で提案する論理値型 GP による手法の有効性を検証するべく、比較対象とする従来手法として、GP 木構造の終端ノードに実数値を用いる**実数値型 GP**を採用し、提案手法である論理値型 GP との性能の比較実験を行う。ここでは、**実数値出力タイプの実数値型 GP**と、**Boolean 値出力タイプの実数値型 GP**という、2種類の実数値型 GP を用いる。

実数値出力タイプの実数値型 GP とは、一般的に用いられる GP と同様のものであり、GP 木構造の終端ノードに実数値のみを用い、非終端ノードに四則演算子を用いることで、ルートノードから最終的に実数値の出力を得るものである。GP 木構造のルートノードからの出力として得られる実数値は、事業者エージェントの製造コスト変更値として用いる。

他方、Boolean 値出力タイプの実数値型 GP とは、GP 木構造の終端ノードに実数値を主に用い、非終端ノードには四則演算子に加えて不等号と論理演算子を用いることにより、GP 木構造の内部において実数値演算と Boolean 値演算を混在させ、ルートノードから最終的に Boolean 値の出力を得るものである。これは、2個の実数値を不等号で評価した結果によって Boolean 値が生成されることを利用したものである。なお、不等号で比較される実数値は GP 木構造の内部で自動的に生成されるため、Boolean 値の生成に際して閾値の事前設定を必要としない。また、各演算子において無効な演算（例えば、実数値と Boolean 値の加算）が実行されないように、各演算子に応じて値の型に対する制約を与えつつ、GP 木構造に進化計算を施す。GP 木構造のルートノードからの出力として得られる Boolean 値は、2.5

節での Booleanized GP の場合と同様、エージェントの行動の有無の決定に用いる。これは、図 2.2 にて示したフローの分岐箇所において、 $\ll$  論理値  $\gg$  の形式にて表記した論理値と意思決定内容との組み合わせと同等である。

実数値型 GP において、エージェントのパラメータ値を仮にそのまま終端ノードに入力してしまうと、GP 木構造の内部において、単位の異なる実数値同士の四則演算（例えば、資産と顧客数の加算）が行われることになってしまう。こうした演算を回避するため、実数値型 GP においては、各種パラメータ値を正規化した **Z 値** を終端ノードへの入力に用いることで、演算される実数値の無単位化を行う。すなわち、以下の式 (3.1) によって算出される  $prm$  の Z 値  $z(prm)$  を、GP 木構造への終端ノードへの入力に用いる。

$$z(prm) = \frac{v_{\text{now}}(prm) - \mu_{\text{now}}(prm)}{\sigma_{\text{now}}(prm)}$$

(3.1)

ただし、

$$\sigma_{\text{now}}(prm) > 0$$

ここで、 $v_{\text{now}}(prm)$  はエージェントのパラメータの種類  $prm$  の意思決定時の値、 $\mu_{\text{now}}(prm)$  は同種の全エージェントにおける  $prm$  の値の平均値、 $\sigma_{\text{now}}(prm)$  は同標準偏差である。

なお、全エージェントの  $prm$  が同一となることで標準偏差  $\sigma_{\text{now}}(prm)$  が 0 となってしまう場合は、式 (3.1) による Z 値の算出が不可能となるため、その時点で処理を中断し、当該世代の社会シミュレーションフローを最初からやりなおす。さらに、もし同一世代中に連続 5 回のやりなおしが生じた場合は、その時点でシミュレーションを終了とする。この処理は、2.4.2 節にて述べた自然淘汰の際のやりなおし処理と同様であり、やりなおし回数は自然淘汰の際に発生するものと合算する。

本節のまとめとして、本シミュレーション実験にて比較を行う GP の手法一覧を、表 3.1 に示す。

表 3.1: 比較実験を行った GP の手法一覧

GP の手法		GP 木構造の設計			エージェント種別：意思決定内容
		入力	非終端ノード	出力	
論理値型 GP (提案手法)	Booleanized GP	Boolean 値	論理演算子	Boolean 値	事業者：不良品回収の実施の有無の決定 消費者：移籍の実施有無の決定
	3VL-GP	3 値論理値	論理演算子	3 値論理値	事業者：製造コストの増加，維持，減少の決定
	実数値出力カタイブ	実数値 (Z 値)	四則演算子	実数値	事業者：製造コストの変更値の決定
実数値型 GP (従来手法)	Boolean 値 出力カタイブ	実数値 (Z 値) Boolean 値	四則演算子 不等号	Boolean 値	事業者：不良品回収の実施の有無の決定 消費者：移籍の実施有無の決定
			論理演算子		

### 3.1.2 GP 木構造の具体的なノード候補

本節では、本シミュレーション実験において用いた GP 木構造の具体的なノード候補について述べる。

本論文の提案手法として 2.5 節で述べた式 (2.9) および式 (2.11) では、パラメータの現在値と、任意の  $k$  ターム過去の値との大小比較によって、パラメータ値を論理値に変換することが可能であるが、本実験では、探索空間のサイズを考慮し、 $k = 1$  の場合のみ、つまり現在値と 1 ターム過去の値の大小比較を行う場合のみを扱った。

これを踏まえ、本シミュレーション実験において用いた GP 木構造のノード候補セットを表 3.2 に示す。進化計算フロー冒頭での GP 木構造の初期生成の際、および突然変異における新規ノード生成の際には、生成されるノードは表 3.2 に示したノード候補セットからランダムに選択される。なお、実数値型 GP における除算については、GP 木構造の進化の過程で、予期せぬゼロ除算処理が発生してしまう可能性があるため、ゼロ除算処理が発生した場合には例外的にその演算結果を 1 とする保護除算 (protected division) を用いた。

### 3.1.3 実験条件の設定

まず、本シミュレーション実験に対して設定した実験条件のうち、シナリオ間で共通であるものを、表 3.3 に示す。これらの値は、事前に実施した予備実験の結果の分析に基づいて設定したものである。この際、事業者エージェント  $p$  の製造コスト  $cost_p$  の取りうる値は、売価  $price$  を上回らないものとし、いわゆる逆ざや状態 ( $\pi_p < 0$ ) での販売は行えないこととした。また、進化計算における集団サイズに相当するエージェント数の比率は、日本国内の中規模以上の企業の数 [56] と人口 [57] との比率を参考にして設定したものである。

本シミュレーション実験では、3.1.1 節にて述べた通り、本論文の提案手法である論理値型 GP と、従来手法に相当する実数値型 GP の性能比較を行う。このうち、論理値型 GP については、実数値を論理値に変換する際の閾値に相当する度外視マージンに対して 4 種類の値の設定を設け、閾値の設定による影響についても調査を行う。

表 3.2: GP 木構造のノード候補セット

GP の手法		エージェント種別	終端ノード候補	非終端ノード候補
論理値型 GP (提案手法)	Booleanized GP	事業者	$L_1^2$ (資産) $L_1^2$ (自社製品の累計事故発生数) $L_1^2$ (顧客数) $L_1^2$ (総信用度) 定数値 True, False	AND OR NOT IF-ELSE (子ノード数 3)
		消費者	$L_1^2$ (満足度) $L_1^2$ (信用度) $L_{\text{now}}^2$ (自身が製品事故に遭遇) $L_{\text{now}}^2$ (自身が不良品回収に遭遇) 定数値 True, False	
	3VL-GP	事業者	$L_1^3$ (資産) $L_1^3$ (自社製品の累計事故発生数) $L_1^3$ (顧客数) $L_1^3$ (総信用度) 定数値 True, Undefined, False	AND OR NOT IF-ELSE (子ノード数 4)
		消費者	$L_1^3$ (満足度) $L_1^3$ (信用度) $L_{\text{now}}^3$ (自身が製品事故に遭遇) $L_{\text{now}}^3$ (自身が不良品回収に遭遇) 定数値 True, Undefined, False	
実数値型 GP (従来手法)	実数値 出力タイプ	事業者	$z$ (資産) $z$ (自社製品の累計事故発生数) $z$ (顧客数) $z$ (総信用度) -1 以上 1 以下のランダムな定数値	四則演算子 (+, -, ×, /)
	Boolean 値 出力タイプ	事業者	実数値出力タイプと同様	四則演算子
		消費者	$z$ (満足度) $z$ (信用度) $L_{\text{now}}^2$ (自身が製品事故に遭遇) $L_{\text{now}}^2$ (自身が不良品回収に遭遇) -1 以上 1 以下のランダムな定数値 定数値 True, False	(+, -, ×, /) 不等号 (>, <) AND OR NOT IF-ELSE (子ノード数 3)

表 3.3: シナリオ間で共通の実験条件

実験条件の種類	設定した値・方法
世代数	300
1 世代あたりターム数	120
$ \mathcal{P}_{\text{producer}} $ : 事業者エージェント数 (集団サイズ)	200
$ \mathcal{P}_{\text{consumer}} $ : 消費者エージェント数 (集団サイズ)	20,000
$\ell$ : 製品寿命のターム数	24
初期値 $v_{\text{init}}$ (資産)	500
初期値 $v_{\text{init}}$ (満足度)	0
初期値 $v_{\text{init}}$ (信用度)	0
$price$ : 全事業者エージェントに共通の製品売価 (固定)	1
事業者エージェントの製造コストの初期値	0.5
事業者エージェントの製造コストの範囲	$[0.05, 1]$
$u_{\text{cost}}$ : 事業者エージェントの製造コストの変更単位	0.05
製品 1 個あたりの不良品回収追加費用	1
製品を 1 ターム使用した際の消費者エージェントの満足度	+1
製品を 1 ターム使用した際の消費者エージェントの信用度	+1
移籍を実施した消費者エージェントの満足度	-1
製品事故に遭遇した際の消費者エージェントの満足度	-100
製品事故に遭遇した際の消費者エージェントの信用度	-100
製品事故を発生させた事業者の顧客である消費者の満足度 (事故に遭遇した当事者以外)	-3
製品事故を発生させた事業者の顧客である消費者の信用度 (事故に遭遇した当事者以外)	-3
不良品回収に遭遇した際の消費者エージェントの満足度	-1
不良品回収に遭遇した際の消費者エージェントの信用度	+100
式 (2.7) における定数 $\beta$ (事故発生確率のベース値)	$5.0 \times 10^{-5}$
式 (2.7) における定数 $r$ (不良品回収実施時の事故発生確率の変動倍率)	0.5
度外視マージン $dm$ (資産)	2
度外視マージン $dm$ (自社製品の累計事故発生数)	0
度外視マージン $dm$ (顧客数)	2
度外視マージン $dm$ (総信用度)	105
エージェント初期生成時の GP 木構造の深さの範囲	$[0, 3]$
進化計算フロー全体を通じた GP 木構造の深さの範囲	$[0, 5]$
進化計算の交叉率	0.8
進化計算の交叉方法	一点交叉
進化計算の突然変異率	0.02
進化計算の突然変異方法	一点変異
突然変異で既存ノードと置換する新規 GP 木構造の深さの範囲	$[0, 2]$

(注) 一部で、事業者エージェントを「事業者」、消費者エージェントを「消費者」と、それぞれ略記した。

また、現実社会での社会制度改善を念頭に置いたときに、本シミュレーションモデルによって制度設計に介入し得る要素のひとつに、製品事故を起こしてしまった事業者へのペナルティの強度が挙げられる。そこで、事業者エージェントが製品事故の発生時に被害者の顧客に支払う補償額（支払補償額）については、10 と 50 という大小 2 種類の値をシナリオとして設定し、それぞれのシナリオについて別々にシミュレーション実験を実施した。これは、現実社会において、万一深刻な製品事故を起こしてしまった場合に、事業者が事故の被害者へ支払う補償額の要求が、制度変更によって従来よりも高くなった場合を想定することに相当する。そして、それらのシナリオ間でのシミュレーション結果を比較することにより、制度の変更が不良品回収の実施頻度や製品事故の発生頻度に与える影響についての予測を行う。

上記の設定の組み合わせにより、本シミュレーション実験では合計 10 パターンのシナリオを設定する。これらのシナリオの一覧を表 3.4 に示す。ここで、度外視マージンの基礎値となる  $dm_{\text{base}}(prm)$  は、事前に実施した予備実験の結果の分析に基づいて、標準的な値として設定したものであり、その具体的な値は、エージェントのパラメータの種類  $prm$  ごとに表 3.3 に示す。

## 3.2 実験結果と考察

### 3.2.1 各実験条件における各種指標の進化推移の結果

表 3.4 に示した 10 種類のシナリオそれぞれに対して、2 回ずつのシミュレーション実験を行った。シミュレーションは、Intel® Xeon® CPU E5-2680 v2 (2.80GHz) 搭載の計算機にて実施し（プログラミング言語は Python）、シミュレーション 1 回あたりの平均所要時間は 20 時間 51 分であった。なお、2.4.2 節および 3.1.1 節にて述べた社会シミュレーションフローのやりなおし処理は、本実験では発生しなかった。

シミュレーション実験を実施したところ、各シナリオにおいて、2 回とも概ね同様の実験結果が得られた。よって、本章においては、以下で掲載対象とするシナリオそれぞれに対して 1 回分ずつの実験結果を掲載するが、各シナリオにおける他の回の実験結果を参照して

表 3.4: 複数のパターンを設定する実験条件シナリオ

本稿での表記	GP の手法	度外視マージン	支払補償額
[シナリオ 1]	論理値型 GP (提案手法)	$0.5 \times dm_{\text{base}}(prm)$	10
[シナリオ 2]			50
[シナリオ 3]		$dm_{\text{base}}(prm)$	10
[シナリオ 4]			50
[シナリオ 5]		$2 \times dm_{\text{base}}(prm)$	10
[シナリオ 6]			50
[シナリオ 7]		$3 \times dm_{\text{base}}(prm)$	10
[シナリオ 8]			50
[シナリオ 9]	実数値型 GP (従来手法)	—	10
[シナリオ 10]			50

も、本章で以下に述べる考察内容に影響は生じない。

シミュレーション実験の結果を、図 3.1 ～ 図 3.7 に示す。図 3.1 ～ 図 3.7 は、シミュレーションにおける各種指標の進化推移を示したものであり、縦軸は各指標の値を、横軸はエージェント最適化フローにおける経過世代数を、それぞれ表す。指標の種類は、それぞれの図の標題において示した。また、図 3.1 ～ 図 3.7 における線グラフの各色とシナリオとの対応関係は、図 3.7 の下部に凡例として示した。なお、図 3.1 に示した「事業者エージェントの資産の平均値の進化推移」において、社会シミュレーションフローの途中で破産してしまった事業者エージェントについては、その適合度を一律に 0 として平均値を算出した。



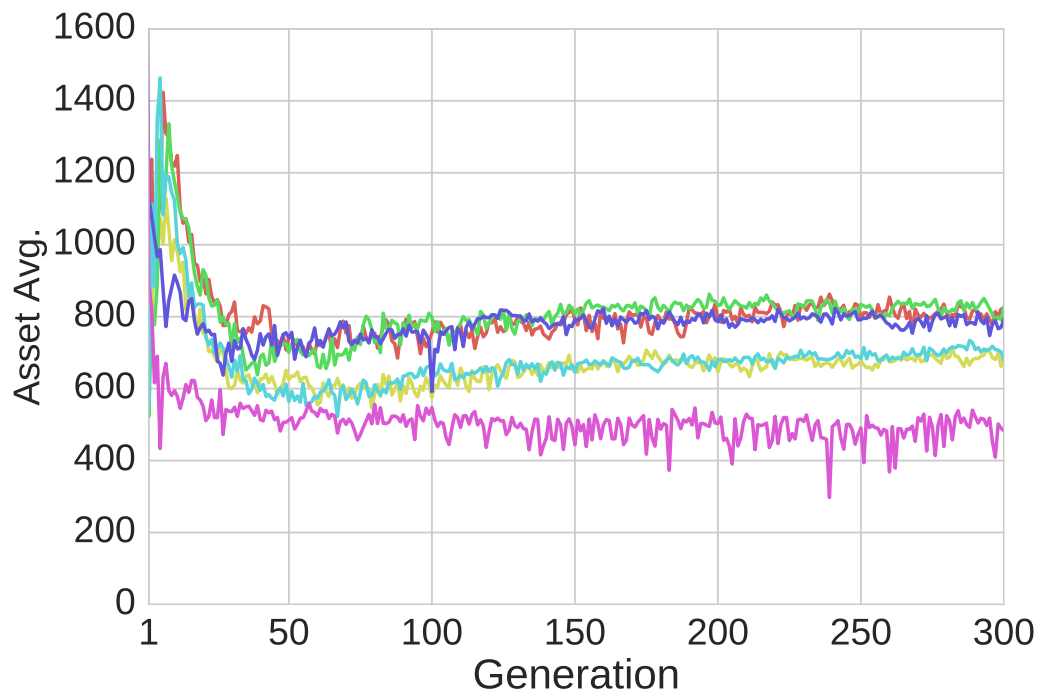


図 3.1: 事業者エージェントの資産の平均値の進化推移

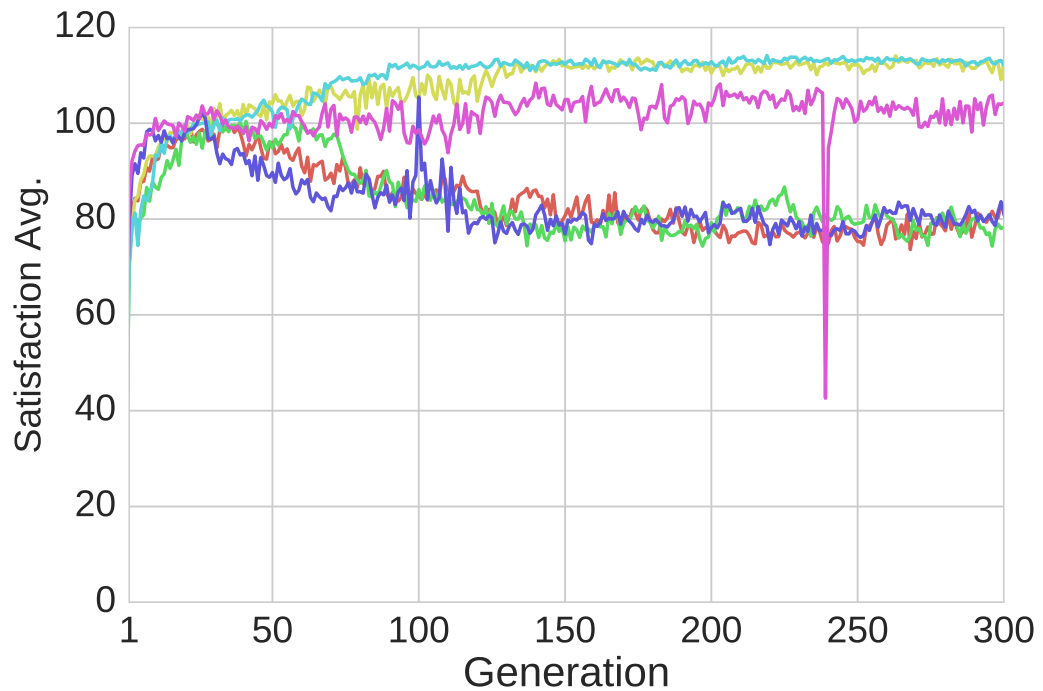


図 3.2: 消費者エージェントの満足度の平均値の進化推移

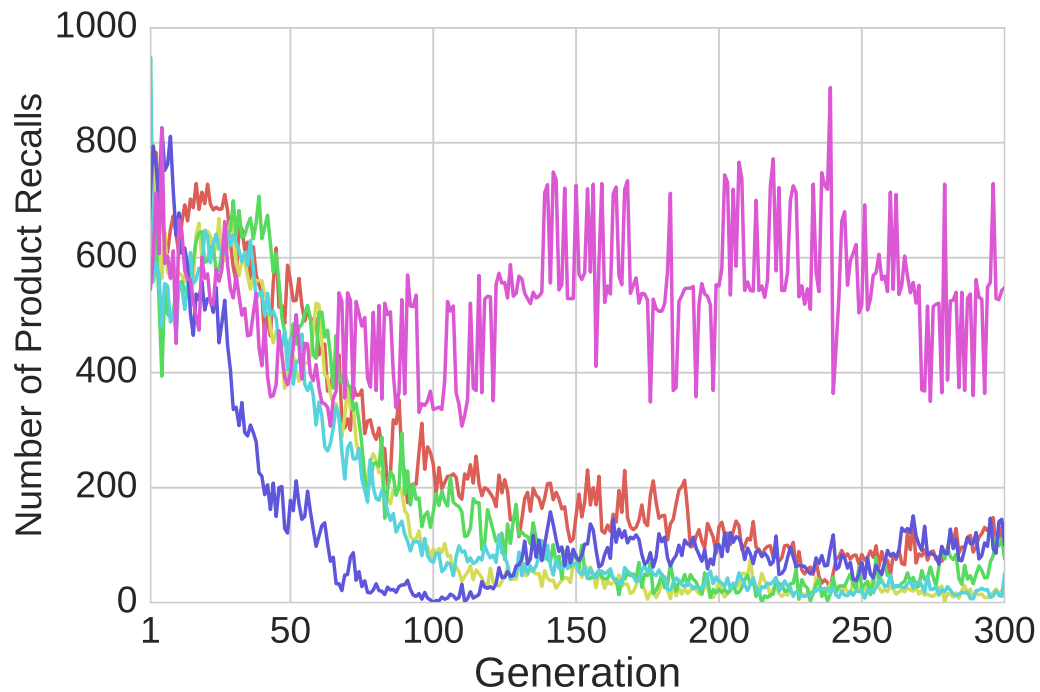


図 3.3: 事業者エージェントの不良品回収の実施回数合計の進化推移

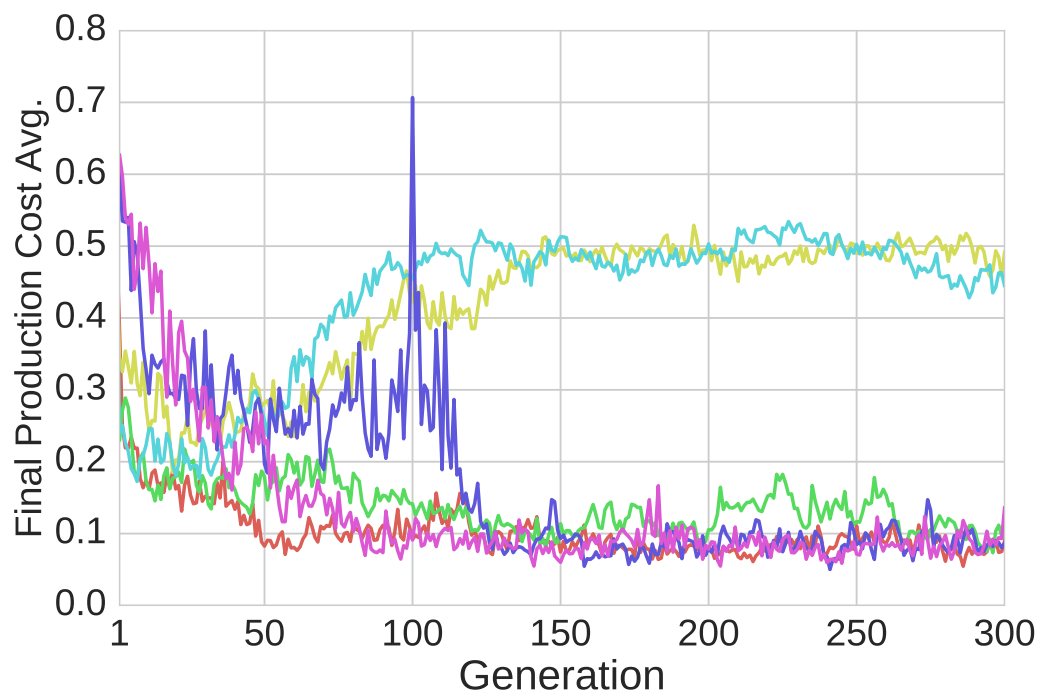


図 3.4: 社会シミュレーションフローの最終タームにおける事業者エージェントの製造コストの平均値の進化推移

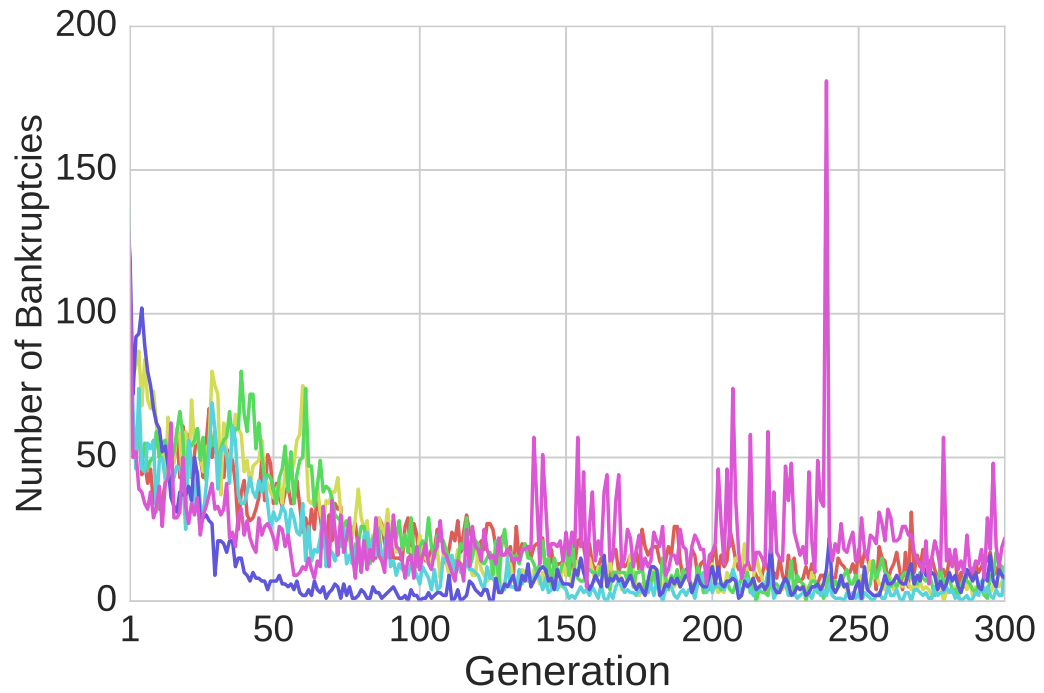


図 3.5: 破産した事業者エージェント数の進化推移

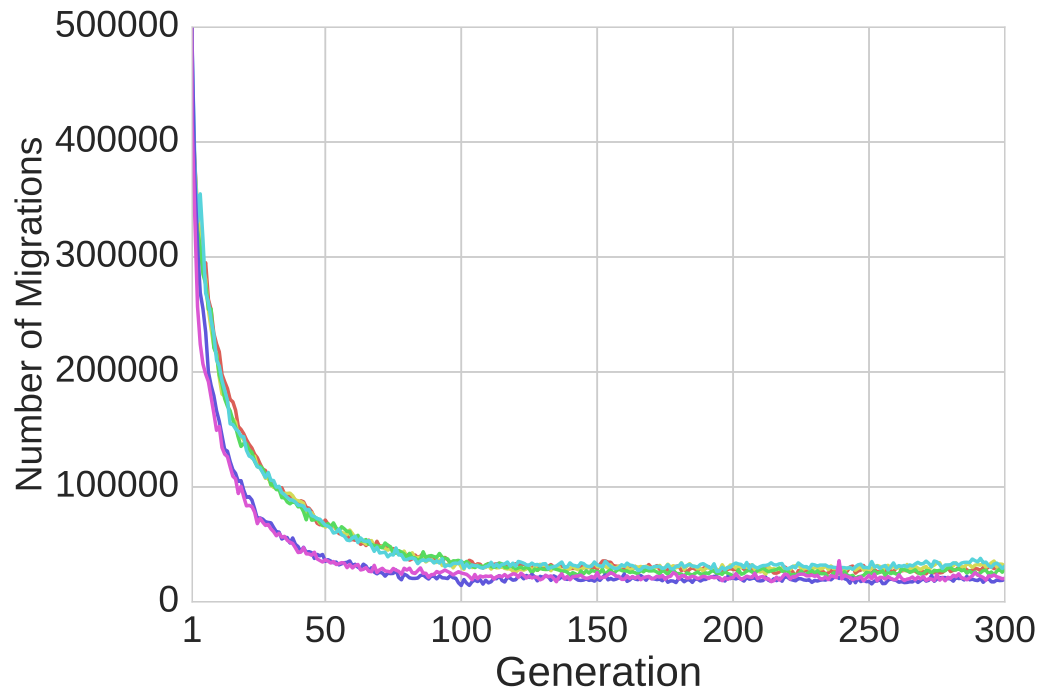


図 3.6: 消費者エージェントの移籍の実施回数合計の進化推移

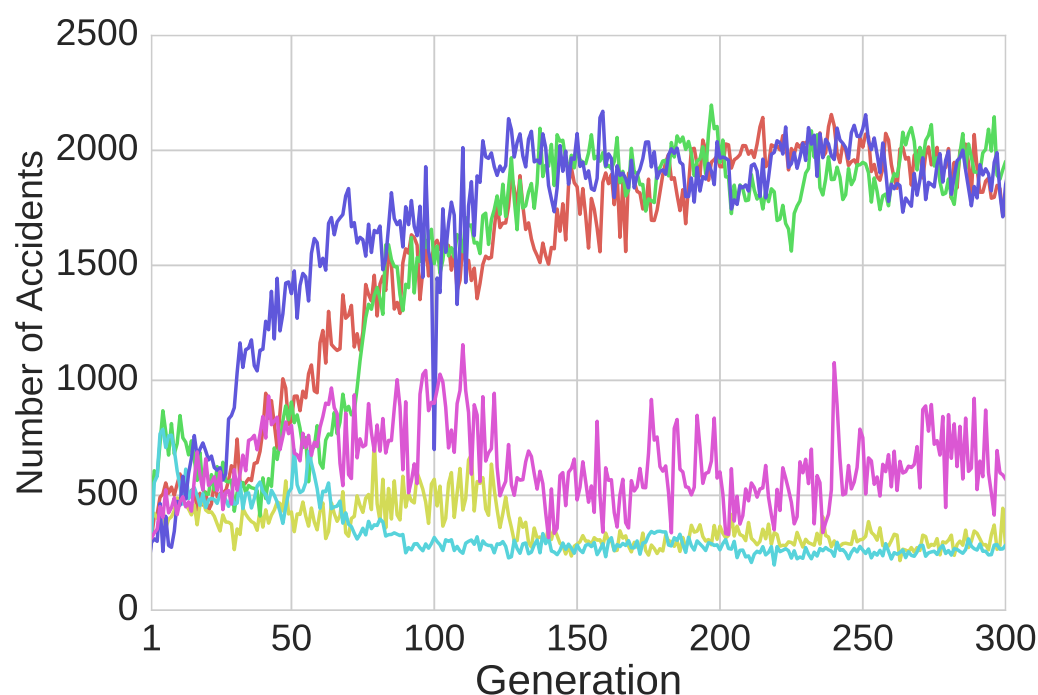


図 3.7: 事業者エージェントによる製品事故の発生回数合計の進化推移

### ■ 図3.1 ～ 図3.7 の 凡例

— [シナリオ3]	度外視マージン	支払補償額
論理値型GP (提案手法)	$/ dm_{\text{base}}(prm)$	$/ 10$
— [シナリオ4]	度外視マージン	支払補償額
論理値型GP (提案手法)	$/ dm_{\text{base}}(prm)$	$/ 50$
— [シナリオ5]	度外視マージン	支払補償額
論理値型GP (提案手法)	$/ 2 \times dm_{\text{base}}(prm)$	$/ 10$
— [シナリオ6]	度外視マージン	支払補償額
論理値型GP (提案手法)	$/ 2 \times dm_{\text{base}}(prm)$	$/ 50$
— [シナリオ9]	支払補償額	
実数値型GP (従来手法)	$/ 10$	
— [シナリオ10]	支払補償額	
実数値型GP (従来手法)	$/ 50$	

### 3.2.2 度外視マージン（閾値）の設定による影響

3.1.3 節にて述べた通り，本実験では論理値型 GP において 4 種類の度外視マージン（閾値）の値を設定し，それぞれの設定下で実験を行った．その結果，度外視マージンが大きくなるほど，進化推移の中で生じる線グラフのランダムな挙動の振幅が小さく，なめらかな線グラフの形状になる傾向が観測され，ノイズによる不安定性を避けるという度外視マージンの導入目的が実現されていることが確認された．

他方，最終的な収束値や，収束に至るまでの推移の特性においては，度外視マージンの設定に起因する明確な影響は観測されなかった．よって，本章では，度外視マージンの値が  $dm_{\text{base}}(prm)$  の場合と  $2 \times dm_{\text{base}}(prm)$  の場合を代表として取り上げ，その結果を図 3.1 ～ 図 3.7 に掲載するが，他の度外視マージンの値の設定における実験結果を参照しても，本章で以下に述べる考察内容（特に，3.2.4 節にて後述する論理値型 GP の有効性に関する考察内容）に影響は生じない．

### 3.2.3 各エージェントの進化推移と共進化の効果

事業者エージェントと消費者エージェントのそれぞれの適合度および意思決定の進化の推移，ならびに，2 種のエージェント群の相互作用による共進化の効果について，考察を行う．

図 3.1 と図 3.2 から，事業者エージェントと消費者エージェントのそれぞれの適合度は，実験条件により進化の安定性に差はあるものの，進化によって共に概ね一定の均衡状態へ収束していったことがわかる．この結果より，本論文で提案する階層型共進化モデルにおいて，事業者エージェントと消費者エージェントの各々の進化による行動学習の結果として，シミュレーション環境における人工社会が一定の均衡点へと到達可能であることが示されたと言える．

進化過程の序盤（開始からおよそ 30 世代目まで）のすべての実験条件において，図 3.1 の事業者エージェントの適合度に減少傾向が見られた．これは，図 3.6 に見られるように，進化過程の序盤までは消費者エージェントが移籍による製品の乗り換えを異常な頻度で繰り返

していたものの、進化によって、現実世界に照らしても常識的と言える製品の乗り換え頻度まで落ち着いたことで、事業者エージェントが新規参入顧客に対して製品を販売する機会は減少したためであることがわかる。しかし、その後の事業者エージェントの適合度は、進化と共に増加傾向を見せており、移籍を控える方向へ進化した消費者エージェント側の行動傾向を踏まえた進化を、事業者エージェントは実現できた、と捉えることができる。

対して、図 3.2 の消費者エージェントの適合度においては、進化過程の序盤のすべての実験条件において、移籍頻度の減少に伴う適合度の上昇が見られた。また、その後の進化過程においては、支払補償額 = 10 の場合での消費者エージェントの適合度に、減少傾向が見られた。これは、支払補償額 = 10 の場合では製品事故の回数が増加し（図 3.7）、製品事故に遭遇する消費者エージェントが増加したためであることがわかる。この製品事故の頻度の変化は、事業者エージェント側の不良品回収の頻度の変化（図 3.3）、および製造コスト変更の傾向の変化（図 3.4）に起因するものであり、この点に関する考察は 3.2.5 節にて後述する。

共進化の観点においては、前述の通り、特に事業者エージェントにおいて、他種である消費者エージェント側の進化に適応する形での進化が観測された。これは、他種の進化に応じて自身も進化してゆくことで自らの適合を図るという、赤の女王仮説 [58] に準ずる状況であり、本論文で提案する階層型共進化モデルにおいて、共進化の本質的機能がある程度果たされていることが確認できたと言える。

他方、消費者エージェントにおいては、図 3.6 に示したように、GP の手法による進化の収束速度には多少の差こそ見られたものの、実験条件間での意思決定の進化に大きな差は見られず、事業者エージェント側の進化に適応しているとは必ずしも言えない結果であった。これは、消費者エージェントの意思決定に際して GP 木構造への入力に用いた値が、事業者エージェントの意思決定の影響をあまり受けない種類のもので占められていたことに起因するものと考えられる。表 3.2 に示したように、本実験において各々のエージェントは、自身の保有するパラメータ値や自身に発生した事象を参照することで意思決定を行ったが、現実社会の事業者や消費者は、自らに関する情報のみならず、他のステークホルダーに関する情報も同時に参照した上で意思決定を行っていると考えられる。他のエージェントが関連する

情報も適切に参照可能なモデルとすることで、現実社会をより反映したエージェントの振る舞いとなり、共進化の効果もより強化されることが考えられる。この課題については、第4章以降のモデル拡張にて対処を行う。

### 3.2.4 論理値型 GP の有効性の検証

次に、本論文の提案手法である論理値型 GP と、従来手法である実数値型 GP との実験結果比較により、提案手法の有効性について検証を行う。

図 3.1 ～ 図 3.7 に示した結果全般において、従来手法である実数値型 GP よりも、提案手法である論理値型 GP の方が、線グラフのランダムな挙動の振幅が概ね小規模に抑えられており、進化の安定性のより高い様子が観測された。特に、事業者エージェントの意思決定に関連する結果に関しては、図 3.3 における [シナリオ 10]、および、図 3.4 における [シナリオ 9] において、実数値型 GP の進化推移に大きな乱れが観測されたのに対して、論理値型 GP の進化推移は比較的安定していたことがわかる。

さらに、図 3.5 に示した事業者エージェントの破産数に関して、支払補償額 = 50 の場合での比較をすると、論理値型 GP を用いた [シナリオ 4][シナリオ 6] よりも、実数値型 GP を用いた [シナリオ 10] の方が、破産してしまう事業者エージェントの数が数倍 ～ 数十倍の規模となる世代が、進化の過程の後半（およそ 130 世代目以降）において頻出する結果となった。破産してしまう事業者エージェントが多い状態が進化計算を進めてもなお頻出するという結果は、実数値型 GP による事業者エージェントの学習が効果的に行われていないことを意味していると考えられる。また、それに連動する形で、図 6 に示した事業者エージェントの適合度においても、論理値型 GP を用いた [シナリオ 4][シナリオ 6] の方が、実数値型 GP を用いた [シナリオ 10] よりも、適合度が高くなる進化結果が得られた。

実数値型 GP での進化におけるこのような不安定性は、より多くの世代数の進化計算を重ねることによって解消される可能性も考えられる。しかし、計算に膨大な時間を要することが一般的なマルチエージェントシミュレーション実験において、より少ない世代数で効率良

く進化計算を進められることは重要である。従って、同じ世代数の計算であっても安定した結果を本実験において得られた論理値型 GP は、他のマルチエージェントシミュレーション実験に対しても有効な手段となりうるものとする。

他方、支払補償額 = 10 の場合は、図 3.1 ~ 図 3.7 に示した結果全般において、提案手法と従来手法に明確な差は見られなかった。また、支払補償額 = 50 の場合でも、図 3.2 や図 3.7 のように、指標によっては両手法に明確な差があるとは必ずしも言い切れない結果もあった。しかし、本章にて扱った実験条件および指標の組み合わせの範囲では、提案手法が従来手法よりも優れていたと言えるケースと、両手法で差が見られなかったケースはあったが、提案手法が従来手法よりも劣っていたと言えるケースは無かったと考える。

以上により、本シミュレーション実験における、実数値型 GP（従来手法）に対しての論理値型 GP（提案手法）の優位性が示された。これによって、従来は分類器問題に対して用いられてきた Booleanized GP を 3VL-GP に拡張し、実数パラメータ値を時系列での大小比較によって論理値に変換することによってエージェント学習に用いるという、本論文の提案手法の有効性が支持された。また、本シミュレーション実験のように進化計算を用いた他のマルチエージェントシミュレーション実験に対しても、本論文の提案手法である論理値型 GP が有効である可能性が示唆されたと言える。

### 3.2.5 制度変更による影響の予測

本章での実験結果分析の最後に、製品事故が発生した際の支払補償額について、10 と 50 という 2 種類の設定値におけるシナリオ間での実験結果の比較を行うことより、制度変更によって製品事故の被害者への補償レベルがより厳しくなった場合を想定した際の、社会の振る舞いの予測を行う。

本論文の主要な背景である、不良品回収の実施を促進するような制度設計の重要性という観点においては、図 3.3 において確認できるように、要求される支払補償額が高い [シナリオ 10] の方が、同じ実数値型 GP の手法を用いた [シナリオ 9] の場合よりも、事業者エージェ



ントによる不良品回収が活発に行われたことが確認できた。3.2.4 節でも述べたように進化の不安定性こそあるものの、この結果は、不良品回収による品質改善をまめに実施することで製品事故の発生を予防し、高額な補償の支払いを避けようとする方向へ、事業者エージェントが進化した結果であると解釈できる。

図 3.4 においては、要求される支払補償額が高い [シナリオ 4][シナリオ 6] の場合の方が、同じ論理値型 GP の手法を用いた [シナリオ 3][シナリオ 5] の場合よりも、製造コストが高くなる結果となった。この結果も、製造コストを増加させることによって製品品質を向上させ、製品事故の発生を予防することで高額な補償の支払いを回避する方向へ、事業者エージェントの進化がなされた結果であると解釈できる。

2.4.4 節にて述べたように、「不良品回収の実施」と「製造コストの増加」は、共に製品事故の発生確率を減少させる手段である。本実験においては、図 3.7 に示されている通り、この 2 種類の行動の増加に起因して、支払補償額が高い実験条件の方が社会全体での製品事故の回数が少なくなるという結果が観測された。これらの結果から、制度変更によって製品事故に対する補償レベルの要求を厳しくした場合、企業による不良品回収の実施や製造コストの増加が促進され、製品事故の発生がより少ない安全な社会を実現できる、という一連の可能性が予測として得られた。これは、従来研究のような過去の事例に基づく経験的なアプローチによるものではなく、将来起きうる未知の事象に対する考察を可能とする予測的なアプローチによるものに他ならず、本論文によって、従来研究にない独自の方向から制度改善に関する示唆が得られたこととなる。

ここで得られた、「要求される支払補償額が増えれば、不良品回収が多くなる」という予測結果は、いわば「当たり前」なものであるとも捉えられる。しかし、それはすなわち、本モデルが現実社会の現象をマクロレベルで説明できていることを示している、と言える。第 2 章で構築した本モデルは、本研究の以降の展開の基礎となるものであり、基礎モデルで説明可能な予測結果が得られたことは、以降で本研究を展開してゆくにあたって望ましいことである。

なお、理想的には、社会シミュレーションにおいては、基礎モデルを構築した段階で実問

題を対象としたモデルのバリデーションを行うことが望ましい [59]. だが, 本研究に関しては, 実問題への適用をするためには各事業者が持つ経営データなどが必要となり, その実施は現実的とは言い難い. しかしながら, 本節で得られたような, 罰則を強化することでその罰則をより避けるような行動が創発するという現象は, 心理学分野における学習心理学の領域において従来より確認されている [60]. 従って, この心理学における知見に基づくことで, 本節で得られた制度変更による影響の予測を通じた本モデルのバリデーションが, ある程度遂行されたと考えることが可能である.

### 3.3 本章のまとめ

本章では, 第2章で構築した基礎モデルによるシミュレーション実験を実施し, その有用性の検証を実施した.

実験の結果, 事業者エージェント群と消費者エージェント群が, 相互作用を及ぼし合いながら共進化を行い, シミュレーション環境における人工社会が一定の均衡点へと到達可能であることが示された. また, 同実験において, 本論文の提案手法である論理値型 GP と, 従来手法である実数値型 GP とを比較した結果, 進化過程の安定性とエージェントの学習効率の観点から, 本シミュレーション実験における論理値型 GP の優位性が示されたと共に, 本シミュレーション実験のように進化計算を用いた他のマルチエージェントシミュレーション実験に対しても, 論理値型 GP が有効である可能性が示唆された.

さらに, 同実験の結果, 製品事故に対する補償レベルの要求をより厳しくする制度変更を想定した場合に, 事業者による不良品回収や, 製造コスト増加による品質向上が促進され, 社会全体での製品事故の回数が減少するという予測が得られた. この予測によって, 製品事故への補償に対する制度の改善が, より安全な社会を実現する可能性を持っているという示唆を得ることができたと同時に, 第2章で構築した基礎モデルの有用性が示された.

## 第4章 事業者の価格競争モデルの導入

### 4.1 本章のあらまし

第3章までにおける基礎モデルでは、単純化のために、製品の売価は全ての事業者エージェントで同一かつ不変の固定値として設定されていた。また、それに関連して、消費者エージェントが製品購入のために支払う金銭については考慮されていなかった。しかし、当然のことながら、現実社会においては、たとえ同種の製品であってもその売価は事業者によって多様であり、かつ、時期によって随時変動するものである。また、消費者についても、製品購入に際してはその売価を考慮して意思決定を行うという形が、現実社会を考えたときの自然な姿であると言える。

このような問題を解決するべく、本章では、事業者エージェントの製品売価が多様かつ可変とする経済的要素を社会シミュレーションモデルに導入すると共に、消費者エージェントの意思決定およびその進化（学習）に際しても金銭的な要素を考慮することによって、現実社会の実情をより反映し精度を向上させた社会シミュレーションモデルの構築するべく、第3章までに構築した基礎モデルの拡張を目的とする。より具体的には、「満足度」という単一の目的関数によって消費者エージェントへの進化計算を施していた従来モデルに対し、製品購入に要した「支払累計額」の多寡も目的関数として加えた**多目的進化計算**によるエージェント進化を試みる。また、「総信用度」という単一指標によって消費者エージェントが製品購入先事業者エージェントの選定を実施していた従来モデルに対し、「製品売価」の多寡を指標として加えた**多目的好感度**を新規手法として提案する。こうしたアプローチにより、満足度、金銭、クチコミといった多目的を同時に考慮するという、現実社会の消費者の志向を、シミュレーションに反映することを目指す。

## 4.2 固定原価率を用いた製造コストと製品売価の連動

本章では、製品売価を変動させ、事業者エージェント間での価格競争を実現するにあたり、全事業者エージェントにおける**原価率**を、一定の値に固定する。

事業者エージェントは、GP 木構造の演算結果に基づく意思決定により、自身の製品の製造コストを増減させる。このとき、ある事業者エージェント  $p$  の製品売価  $price_p$  は、次の式 (4.1) により自動的に決定される。

$$price_p = \frac{cost_p}{R}$$

ただし、

$$cost_p > 0$$

$$0 < R < 1$$

ここで、 $cost_p$  は  $p$  の製品の製造コスト、 $R$  は全事業者エージェントに共通かつ固定の原価率である。なお、具体的な  $R$  の値は、実験条件として与えられる。このとき、 $p$  が製品 1 個を製造・販売したときに  $p$  の資産に加えられる利益  $\pi_p$  は、以下の式 (4.2) のようになる。

$$\begin{aligned}\pi_p &= price_p - cost_p \\ &= (1 - R) \cdot cost_p\end{aligned}$$

つまり、ここでは、事業者エージェントが製品を 1 個販売したときに得られる利益は、事業者エージェントが GP 木構造の意思決定によって自ら調整した製品の製造コストに比例する。

この仕組みによって、第 3 章までに構築された基礎モデルにおける GP 木構造のメカニズムを破壊することなく、製品売価が多様かつ可変である経済状況を実現する。

## 4.3 多目的進化計算を用いた消費者エージェントの多目的最適化

### 4.3.1 消費者エージェントの 2 目的関数

第 3 章までににおける基礎モデルでは、全事業者エージェントの製品売価は一律であり、消費者エージェントの支払額を議論する意義は薄かったため、消費者エージェントの目的関数

は満足度のみであった。しかし、本章においては、製品売価が事業者エージェントごとに独立に変動するモデルを導入するため、消費者エージェントがどの事業者エージェントから製品を購入するかを選択によって、消費者エージェントの支払累計額は大きく変動することとなる。そのため、従前の満足度だけではなく、製品購入に要した支払額をも同時に考慮することが、消費者エージェントの評価には不可欠である。

そこで本章では、消費者エージェントに対し**多目的進化計算 (Multi-Objective Evolutionary Algorithm, MOEA)** の手法を用いることによって、「満足度」と「支払累計額」の2要素を同時に考慮しながらのエージェント進化を試みる。この際、現実社会における消費者の性質を鑑みると、満足度は大きいほど望ましい（優れている）と言え、同時に、支払累計額は小さいほど望ましい（優れている）と言えるため、多目的進化計算において最大化の対象とする目的関数は、次の2つとする。

1. 満足度
2.  $(-1) \times$  支払累計額

ここで、消費者エージェント  $c$  の満足度を  $Sat_c$ 、支払累計額を  $Pay_c$  とすると、多目的最適化問題に関する解の優越関係の定義 [61] より、以下が成り立つ。

- $Sat_{c_1} \geq Sat_{c_2}$  かつ  $Pay_{c_1} \leq Pay_{c_2}$  のとき、 $c_1$  は  $c_2$  に優越 (dominate) するという。

#### 4.3.2 多目的進化計算の手法

多目的進化計算には従来より様々な手法が提案されており、VEGA[62], NPGA[63], MOEA/D[64], NSGA-II[65] などが代表的である [66][67]。本論文では、代表的な多目的進化計算手法のひとつである **SPEA2 (Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2)** [68] を用いる。SPEA2 は、ひとつひとつの個体に対してきめ細かい適合度計算を可能とする点で優れており、汎用性の高い手法である。よって、本研究ではSPEA2を選択して適用するが、NSGA-IIなど他の多目的進化計算手法を仮に用いたとしても、多目的最適化を行うという大局的な枠組みとしては、本論文で扱うシミュレーションモデルに支障は生じない。

本論文では、SPEA2を本シミュレーションモデルに合わせてアレンジしたものを用いる。まず、SPEA2の終了判定については、本論文ではあくまでシミュレーションのフローに基づいた終了判定を行う。また、オリジナルのSPEA2では、最終出力となる非劣解集団について規定をしているが、本シミュレーションでは非劣解集団を得ること自体が目的ではなく、最終世代における学習済エージェント群の振る舞いを観測・分析することに主眼を置いているため、オリジナルのSEPA2に存在する最終出力に関する規定については、本論文では適用しない。

以上を踏まえ、本モデルで用いるアレンジ後のSPEA2のアルゴリズムの流れを、以下に示す。なお、Step 5に登場するバイナリトーナメント選択とは、トーナメントサイズが2であるトーナメント選択を指す。すなわち、集団からランダムに2体の消費者エージェントを抽出し、抽出された2体のうち  $f_{\text{SPEA2}}$  のより低い（つまり、より優れている）1体の消費者エージェントを選択する方法である。

**本モデル向けにアレンジした SPEA2 のフロー**

集団サイズ  $N$ ，アーカイブ集団サイズ  $\bar{N}$  とする（消費者エージェント数  $= N + \bar{N}$ ）。

- Step 1: **初期化**：初期の消費者エージェント集団  $\mathcal{P}_0$  および空のアーカイブ集団  $\bar{\mathcal{P}}_0$  を生成する。世代数  $gen = 0$  とする。
- Step 2: **各目的関数の評価**： $\mathcal{P}_{gen}$  および  $\bar{\mathcal{P}}_{gen}$  における全ての消費者エージェントを合わせて人工社会に適用し，社会シミュレーションフローを実行することにより，各消費者エージェントの目的関数である満足度と支払累計額（のマイナス）の評価値が求まる。
- Step 3: **SPEA2 用適合度の割り当て**：Step 2 で求められた各目的関数の値を用いて，全消費者エージェントに対する **SPEA2 用適合度**  $f_{\text{SPEA2}}$  を算出する。
- Step 4: **環境選択**： $\mathcal{P}_{gen}$  および  $\bar{\mathcal{P}}_{gen}$  における全てのパレート最適な消費者エージェントを  $\bar{\mathcal{P}}_{gen+1}$  にコピーする。 $|\bar{\mathcal{P}}_{gen+1}| > \bar{N}$  の場合は，切り捨て演算によって  $\bar{\mathcal{P}}_{gen+1}$  を削減する。 $|\bar{\mathcal{P}}_{gen+1}| < \bar{N}$  の場合は， $\mathcal{P}_{gen}$  および  $\bar{\mathcal{P}}_{gen}$  の未コピーの消費者エージェントから， $f_{\text{SPEA2}}$  の低い順（優れたエージェントの順）に  $\bar{\mathcal{P}}_{gen+1}$  へコピーして充填する。
- Step 5: **交配選択**： $\bar{\mathcal{P}}_{gen+1}$  からバイナリトーナメント選択によって  $N$  個の個体を選択する。
- Step 6: **交叉・突然変異**：Step 4 で選択された個体群に対して，交叉および突然変異の処理を施す。 $gen \leftarrow gen + 1$  として，Step 2 へ戻る。

Step 3 にて用いられる SPEA2 用適合度  $f_{\text{SPEA2}}$  は，優れた消費者エージェント（すなわち，満足度が大きく，支払累計額が小さい消費者エージェント）ほど低い値となる。消費者エージェント  $c$  の SPEA2 用適合度  $f_{\text{SPEA2}}(c)$  は， $\mathcal{P}_{gen}$  および  $\bar{\mathcal{P}}_{gen}$  の全ての消費者エージェントに対し，以下の手順を施すことによって算出される。

**Step 3 における  $f_{\text{SPEA2}}(c)$  の算出フロー**

$k = \lfloor \sqrt{N + \bar{N}} \rfloor$  とする.

Step 3-1:  $c$  により優越されている消費者エージェントの数を求め, これを**パレート強度**  $s(c)$  とする.

Step 3-2:  $c$  を優越している消費者エージェントの集合  $D_c$  を用いて, **原適合度 (Raw Fitness)**  $r(c) = \sum_{i \in D_c} s(i)$  を求める.

Step 3-3:  $c$  について, 自身以外の消費者エージェントと距離を測定し,  $k$  番目に近い消費者エージェントとの距離  $\sigma_c^k$  を用いて, 密集度  $d(c) = 1/(\sigma_c^k + 2)$  を求める [69]. 距離は, 2 目的関数によって形成される平面上のユークリッド距離とする.

Step 3-4:  $f_{\text{SPEA2}}(c) = r(c) + d(c)$  を全消費者エージェントに割り当てる.

また, Step 4 の環境選択において,  $|\bar{\mathcal{P}}_{gen+1}| > \bar{N}$  の場合に実行される**切り捨て演算 (truncation)** の手順は, 以下の通りである. この手順は, オリジナルの SPEA2 における切り捨て演算と同様である.

**Step 4 における切り捨て演算フロー**

距離の定義は Step 3-3 と同様とする.

Step 4-1:  $\bar{\mathcal{P}}_{gen+1}$  における全てのパレート最適な消費者エージェントに対して, 隣り合う 2 体のエージェント  $c_1$  と  $c_2$  の間の距離が最小であるような  $c_1$  と  $c_2$  を探索する. また, 変数  $m = 2$  とする.

Step 4-2:  $c_1$  と  $c_2$  それぞれに対して,  $m$  番目に近い消費者エージェントとの距離  $\sigma_{c_1}^m$  および  $\sigma_{c_2}^m$  を算出する.

Step 4-3:  $\sigma_{c_1}^m < \sigma_{c_2}^m$  のときは  $c_1$  を  $\bar{\mathcal{P}}_{gen+1}$  から削除し,  $\sigma_{c_1}^m > \sigma_{c_2}^m$  のときは  $c_2$  を  $\bar{\mathcal{P}}_{gen+1}$  から削除する.  $\sigma_{c_1}^m = \sigma_{c_2}^m$  のときは,  $m \leftarrow m + 1$  として, Step 4-2 へ戻る.



表 4.1: 各エージェント群に適用する最適化手法の一覧

エージェント種別	最大化する目的関数	進化計算における自然淘汰の方法
事業者	1. 資産	資産に基づくルーレット選択
消費者	1. 満足度 2. $(-1) \times$ 支払累計額	SPEA2（環境選択, 交配選択）

### 4.3.3 エージェント種別ごとの最適化手法のまとめ

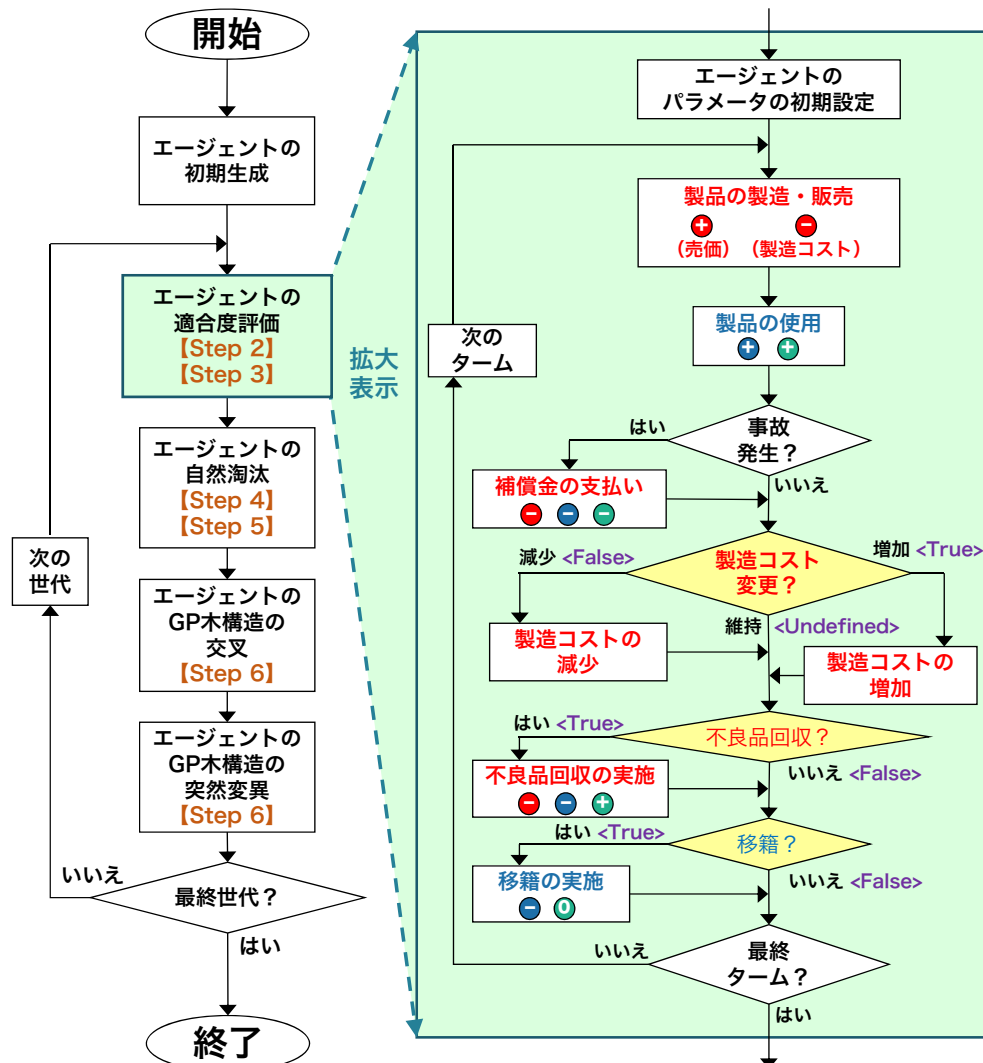
これまでの議論を踏まえ、本章のシミュレーションモデルにおける、事業者エージェントおよび消費者エージェントに適用する最適化手法を、表 4.1 にまとめる。また、消費者エージェントの多目的最適化を追加したシミュレーション全体の流れを、図 4.1 に示す。

## 4.4 多目的好感度

### 4.4.1 製品購入先の事業者エージェントの選定指標

現実社会において、消費者が新たに製品を購入する事業者を選ぶ際には、クチコミなどの事業者の評判のみならず、その事業者の製品の売価を指標として併せて評価することで、購入先を選択するが一般的であると考えられる。従って、現実社会をより良く反映するためには、消費者エージェントの移籍先選定に際して、総信用度のみならず製品売価も指標として考慮することが不可欠となる。

そこで本章では、事業者エージェントの評価指標として、総信用度と製品売価とを同時に考慮できる**多目的好感度**を、新規に提案する。



**エージェント最適化フロー**  
(進化計算によるエージェントの学習フェーズ)

**社会シミュレーションフロー**  
(エージェントが時系列で行動するフェーズ)

### ■ 凡例

**赤字**：事業者エージェントの行動・意思決定、 **青字**：消費者エージェントの行動・意思決定

⊕ / ⊖：事業者エージェントの**資産**の増加 / 減少

⊕ / ⊖：消費者エージェントの**満足度**の増加 / 減少

⊕ / ⊖ / 0：顧客の消費者エージェントが事業者エージェントに対して抱く**信用度**の増加 / 減少 / ゼロリセット

◇：GP木構造の演算による意思決定

<Value>：意思決定に対応するGP木構造からの出力値

**[Step x]**：4.3.2節中の「本モデル向けにアレンジしたSPEA2のフロー」における各Stepに相当する箇所

(SPEA2は消費者エージェントのみが対象、事業者エージェントの処理は第2章の基礎モデルと同様。)

(注) フロー中の各ステップにおける資産、満足度、信用度の具体的な増減値は、実験条件として与えられる。

[表5.2 および 表6.1 参照]

図 4.1: シミュレーション全体の流れ (消費者エージェントの多目的最適化を追加したもの)

#### 4.4.2 多目的好感度の定義

多目的好感度は、前章で述べた SPEA2 における各エージェントの原適合度の算出フローと類似の方法によって割り当てる。具体的には、事業者エージェントにおける次の2要素：

1. 総信用度
2.  $(-1) \times$  製品売価

を、あたかも2つの目的関数のように取り扱うことで、SPEA2におけるパレート強度ならびに原適合度と同等の値（以下、**疑似パレート強度**、**疑似原適合度**）の算出を行う。ここで、事業者エージェント  $p$  の総信用度を  $T_p$ 、製品売価を  $price_p$  としたときに、本論文における表現を次のように定義する。

- $T_{p_1} \geq T_{p_2}$  かつ  $price_{p_1} \leq price_{p_2}$  のとき、 $p_1$  は  $p_2$  を**擬似的に優越する**という。

つまり、総信用度が大きく製品売価が小さいほど優れた事業者エージェント、すなわち消費者エージェントから見たときにより好ましい事業者エージェントと評価される。これを踏まえ、事業者エージェント  $p$  の持つ多目的好感度  $L_p^{\text{multi}}$  の算出フローを、以下に示す。

##### 多目的好感度の算出フロー

Step L1:  $p$  により擬似的に優越されている事業者エージェントの数を求め、これを疑似パレート強度  $\tilde{s}(p)$  とする。

Step L2:  $p$  を擬似的に優越している事業者エージェントの集合  $\tilde{D}_p$  を用いて、疑似原適合度  $\tilde{r}(p) = \sum_{i \in \tilde{D}_p} \tilde{s}(i)$  を求める（好ましい事業者エージェントほど、疑似原適合度は小さくなる）。

Step L3: 多目的好感度  $L_p^{\text{multi}} = 1/(\tilde{r}(p) + 1)$  を全事業者エージェントに割り当てる。

消費者エージェントから見たときに、より好ましいという印象を抱かせる事業者エージェントほど、多目的好感度の値は大きくなる。これは、現実社会における事業者の性質を鑑みても、好感度の設定として矛盾しないものであると言える。なお、多目的好感度  $L_p^{\text{multi}}$  は、同じ事業者エージェント  $p$  であれば、どの消費者エージェントから見ても共通の値となる。

#### 4.4.3 消費者エージェントの移籍先の選定方法

消費者エージェントが移籍する際の新たな移籍先となる事業者エージェントの選択には、各事業者エージェントが持つ多目的好感度に基づくルーレット選択を用いる。すなわち、事業者エージェントが移籍先として選ばれる確率は、多目的好感度に比例する。

従って、消費者エージェント  $c$  が移籍直前に事業者エージェント  $p_{\text{now}}$  の顧客であるとしたとき、事業者エージェント  $p_{\text{dest}}$  が  $c$  の移籍先として選択される確率  $P_{\text{migsel}}(p_{\text{dest}} \leftarrow c)$  を、以下の式 (4.3) により規定する。なお、事業者エージェントが1個体を除いてすべて破産してしまっている場合は、消費者エージェントの移籍は行われない。

$$P_{\text{migsel}}(p_{\text{dest}} \leftarrow c) = \frac{L_{p_{\text{dest}}}^{\text{multi}}}{\sum_{p \in \mathcal{P}_{\text{producer}} \wedge p \neq p_{\text{now}}} L_p^{\text{multi}}}$$

ただし,

$$c \in \mathcal{U}_{p_{\text{now}}}$$

$$p_{\text{dest}} \neq p_{\text{now}}$$

ここで、 $\mathcal{P}_{\text{producer}}$  は全事業者エージェントの集合、 $\mathcal{U}_p$  は  $p$  の顧客グループに属する消費者エージェント全体の集合である。

この式 (4.3) は、総信用度が大きい事業者エージェントほど、また、製品売価が安い事業者エージェントほど、新規顧客を引き寄せる力が強くなることを意味する。この状況は、現実社会を鑑みても自然なものであり、総信用度のみを用いていた第3章までの基礎モデルと比べ、多目的好感度を導入した本モデルは現実社会をより適切に反映していると言える。

## 4.5 本章のまとめ

本章では、現実社会の実情をより反映し精度を向上させるべく、第3章までに構築した基礎モデルの拡張を目的として、価格競争モデルを導入した。具体的には、販売される製品の売価を可変とし、それに合わせる形で多目的進化計算を適用した。さらに、多目的最適化の

応用として、事業者エージェントに対する多目的好感度を新規手法として提案した。これらにより、製品売価が多様かつ可変である経済状況下における社会シミュレーションを可能とするよう、基礎モデルの拡張を実施した。

以降の第5章および第6章では、社会シミュレーション実験とその結果分析を通じて、本章で拡張したシミュレーションモデルの検証を行うと共に、エージェントの振る舞いを観測し、考察を行う。



## 第5章 事業者の価格競争モデルの検証実験

### 5.1 実験準備

#### 5.1.1 製品売価の変動を活用する GP 木構造ノード候補の追加

第4章までで構築した価格競争モデルの有用性を検証するべく、シミュレーション実験を行う。

現実社会において、事業者が製品に関する何らかの意思決定を行う際には、自社と他社の製品売価の比較を行い、全体から見た自社の相対的な立ち位置を把握することが通常である。同様に、消費者が利用製品に関する何らかの意思決定を行う際には、製品の売価を比較し、全体から見た相対的な価格の安さを把握しようとすることが多いと、経験的に推測される。

第4章でのモデル拡張により事業者エージェントの製品売価は変動するようになったため、事業者エージェントの意思決定機構にも製品売価の要素を加味し、上述のような現実社会の実情をシミュレーション環境に反映することが望ましい。また、3.2.3節で述べた通り、現実社会の事業者や消費者は、自らに関する情報のみならず、他のステークホルダーに関する情報も同時に参照した上で意思決定を行っていると考えられる。他の事業者の製品売価のように、他のエージェントが関連する情報も適切に参照可能なモデルとすることで、現実社会をより反映することが可能になると推測される。

そこで本実験では、エージェントの GP 木構造の終端ノード候補に、製品売価の相対的な位置に関する要素を追加する。具体的には、事業者エージェントには自社の製品売価の Z 値を、消費者エージェントには自身が顧客となっている事業者の製品売価の Z 値を、それぞれ論理値型に変換したものを追加する。製品売価の Z 値が小さくなることは、その製品売価が

表 5.1: GP 木構造のノード候補セット

論理値型 GP の区分	エージェント種別	終端ノード候補	非終端ノード候補
Booleanized GP	事業者	$L_1^2$ (資産) $L_1^2$ (自社製品の累計事故発生数) $L_1^2$ (顧客数) $L_1^2$ (総信用度) $L_1^2 (z \text{ (製品売価)})$ 定数値 True, False	AND OR NOT IF-ELSE (子ノード数 3)
	消費者	$L_1^2$ (満足度) $L_1^2$ (信用度) $L_1^2 (z \text{ (自身が顧客である事業者の製品売価)})$ $L_{\text{now}}^2$ (自身が製品事故に遭遇) $L_{\text{now}}^2$ (同事業者の他顧客が製品事故に遭遇) $L_{\text{now}}^2$ (自身が不良品回収に遭遇) 定数値 True, False	
3VL-GP	事業者	$L_1^3$ (資産) $L_1^3$ (自社製品の累計事故発生数) $L_1^3$ (顧客数) $L_1^3$ (総信用度) $L_1^3 (z \text{ (製品売価)})$ 定数値 True, Undefined, False	AND OR NOT IF-ELSE (子ノード数 4)

事業者エージェント全体から見たときに相対的に安くなったことを意味する。

これを踏まえ、本実験における GP 木構造のノード候補セットを、表 5.1 に示す。

### 5.1.2 実験条件の設定

本章の実験にて設定する実験条件を、表 5.2 に示す。なお、全事業者エージェントに共通かつ固定とする原価率は 0.8 とした。

第 3 章での実験と異なり、本実験では事業者エージェントの設定しうる製品の製造コスト



に上限を設けていない。これは、より自由度の高い価格競争を実現するた目的である。また、この拡張モデルでは、消費者エージェントは移籍の際に新たな製品を購入することで支払累計額が増加するという負荷がかかるため、第3章での基礎モデルによる実験の際に設定していた移籍による満足度のマイナスは、本実験では設定していない。

本章の実験でも、第3章での実験と同様に、事業者エージェントが製品事故の発生時に被害者の顧客に支払う補償額（支払補償額）について、50と200という大小2種類の値をシナリオとして設定し、それぞれのシナリオについて別々にシミュレーション実験を実施した。これにより、第4章でのモデル拡張が、第3章までに構築された基礎モデルの基本的な性質を破壊してしまっていないか、検証を行う。

## 5.2 実験結果と考察

### 5.2.1 多目的進化計算の機能の検証

まず、4.3節にて述べた消費者エージェントへの多目的進化計算の適用に関して、その動作検証を行った。支払補償額200のシナリオ、第1世代における社会シミュレーションフロー完了時点の消費者エージェントの分布を図5.1に、同エージェント群にSPEA2の環境選択を適用した後の分布を図5.2に、それぞれ示す。図5.1と図5.2を見比べると、SPEA2の環境選択が有効に機能し、満足度の最大化方向および支払累計額の最小化方向へ、消費者エージェントの分布領域の境界が形成されている様子が観測できる。図5.1と図5.2は一例であり、実際には全シナリオのあらゆる世代において、SPEA2の適用によって同様のエージェント分布領域の境界が形成されたことが確認された。

また、消費者エージェントの満足度（図5.7）と支払累計額（図5.8）の進化推移を比較すると、特に支払補償額200のシナリオにおいて、満足度の向上と支払累計額の低減が、進化によって同時に実現されていたことがわかる。これは、SPEA2を用いた多目的最適化によって、満足度の最大化と支払累計額の最小化が確かに同時に実現されていたことを示すものである。

表 5.2: シナリオ間で共通の実験条件

実験条件の種類	設定した値・方法
世代数	300
1 世代あたりターム数	120
$ \mathcal{P}_{\text{producer}} $ : 事業者エージェント数 (集団サイズ)	200
$ \mathcal{P}_{\text{consumer}} $ : 消費者エージェント数 (集団サイズ)	10,000
$\ell$ : 製品寿命のターム数	12
初期値 $v_{\text{init}}$ (資産)	10,000
初期値 $v_{\text{init}}$ (満足度)	0
初期値 $v_{\text{init}}$ (信用度)	0
<b><math>R</math>: 全事業者エージェントに共通の原価率 (固定)</b>	<b>0.8</b>
事業者エージェントの製造コストの初期値	0.5
事業者エージェントの製造コストの取りうる最小値	0.05
$u_{\text{cost}}$ : 事業者エージェントの製造コストの変更単位	0.05
製品 1 個あたりの不良品回収追加費用	1
製品を 1 ターム使用した際の消費者エージェントの満足度	+1
製品を 1 ターム使用した際の消費者エージェントの信用度	+1
移籍を実施した消費者エージェントの満足度	$\pm 0$
製品事故に遭遇した際の消費者エージェントの満足度	-100
製品事故に遭遇した際の消費者エージェントの信用度	-100
製品事故を発生させた事業者の顧客である消費者の満足度 (事故に遭遇した当事者以外)	-5
製品事故を発生させた事業者の顧客である消費者の信用度 (事故に遭遇した当事者以外)	-5
不良品回収に遭遇した際の消費者エージェントの満足度	-1
不良品回収に遭遇した際の消費者エージェントの信用度	+10
式 (2.7) における定数 $\beta$ (事故発生確率のベース値)	$3.0 \times 10^{-3}$
式 (2.7) における定数 $r$ (不良品回収実施時の事故発生確率の変動倍率)	0.5
度外視マージン $dm$ (資産)	2
度外視マージン $dm$ (自社製品の累計事故発生数)	0
度外視マージン $dm$ (顧客数)	2
度外視マージン $dm$ (総信用度)	55
度外視マージン $dm$ ( $z$ (製品売価))	$1.0 \times 10^{-3}$
エージェント初期生成時の GP 木構造の深さの範囲	[0, 3]
エージェント最適化フロー全体を通じた GP 木構造の深さの範囲	[0, 6]
進化計算の交叉率	0.8
進化計算の交叉方法	一点交叉
進化計算の突然変異率	0.02
進化計算の突然変異方法	一点変異
突然変異で既存ノードと置換する新規 GP 木構造の深さの範囲	[0, 2]

(注) 一部で、事業者エージェントを「事業者」、消費者エージェントを「消費者」と、それぞれ略記した。

これらの結果から、4.3 節で導入した消費者エージェントへの多目的進化計算の手法は、導入目的どおりに機能していることが確認できた。

### 5.2.2 多目的好感度の機能の検証

次に、4.4 節にて提案した多目的好感度に関して、その効果の検証を行った。支払補償額 200、最終世代における社会シミュレーションフロー完了時点の事業者エージェントの分布を図 5.3（横軸：移籍先に選ばれた回数、縦軸：総信用度）、および図 5.4（横軸：移籍先に選ばれた回数、縦軸：製品売価）に示す。

図 5.3 と図 5.4 において、総信用度が大きいほど、また、製品売価が安いほど、移籍先に選ばれる回数が多くなる傾向が見られた。このことから、多目的好感度が導入目的どおりに機能していることが確認された。

### 5.2.3 制度変更による影響の予測

続いて、支払補償額の大小 2 種の設定値による実験結果を比較することで、制度変更による社会への影響の予測を行う。支払補償額 50 および 200 それぞれのシナリオにおける進化計算の推移結果を、指標ごとに図 5.5～図 5.10 に示す。これらは、共進化型社会シミュレーションの変容プロセスの全体像の概要である。

事業者エージェントの資産（図 5.5）および製品売価（図 5.6）では、支払補償額の設定による収束値の大きな差は見られなかった。他方、消費者エージェントでは、支払累計額（図 5.8）については収束値の大きな差は見られなかったが、満足度（図 5.7）では支払補償額が大きくなると明確に低くなる傾向が観測された。

さらに、不良品回収実施回数（図 5.9）の収束値を見ると、支払補償額が高い方が、事業者エージェントによる不良品回収の実施数が多くなったことがわかる。さらに、図 5.10 によると、支払補償額が高い方が、人工社会全体での製品事故の発生回数が少なく抑えられた。

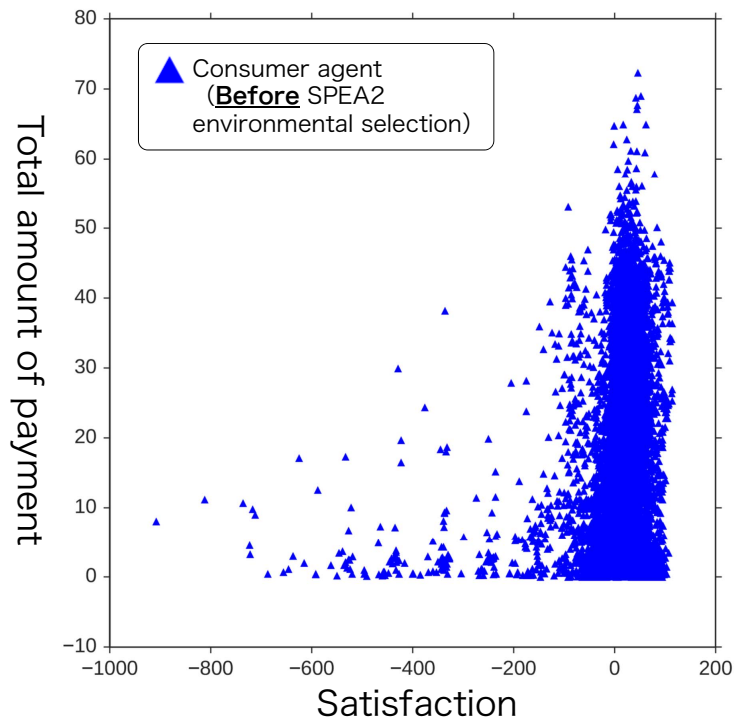


図 5.1: SPEA2 環境選択前の消費者エージェント分布

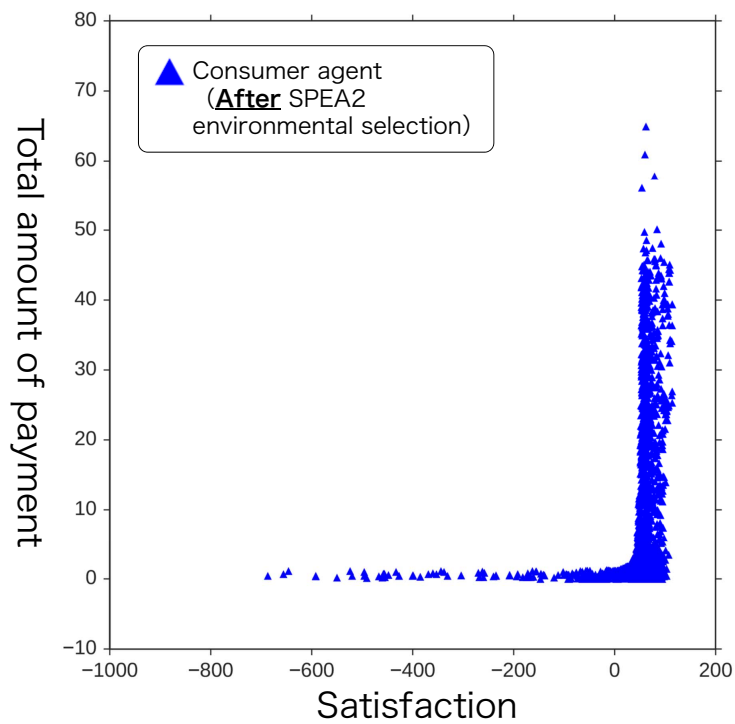


図 5.2: SPEA2 環境選択後の消費者エージェント分布

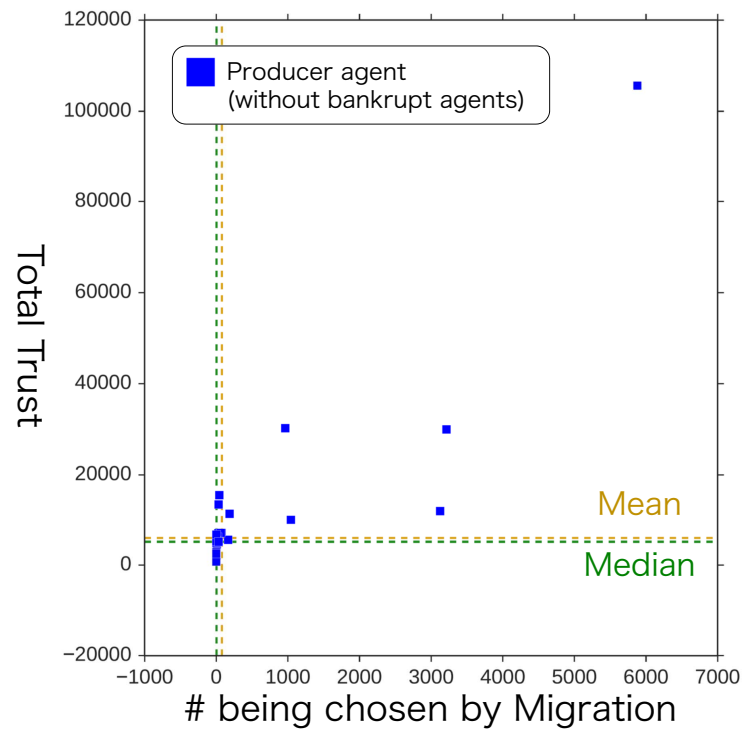


図 5.3: 事業者エージェント分布 (移籍受入回数, 総信用度)

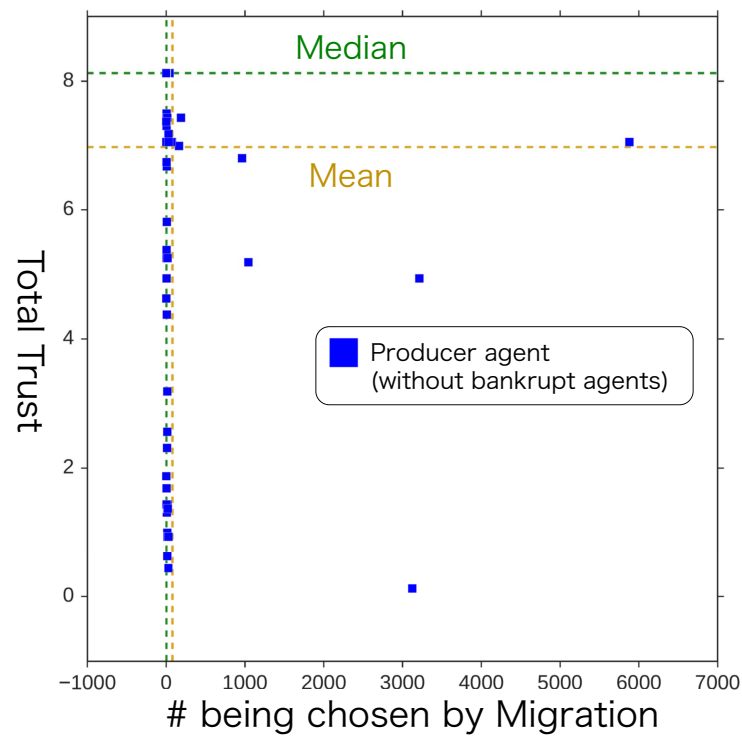


図 5.4: 事業者エージェント分布 (移籍受入回数, 製品売価)

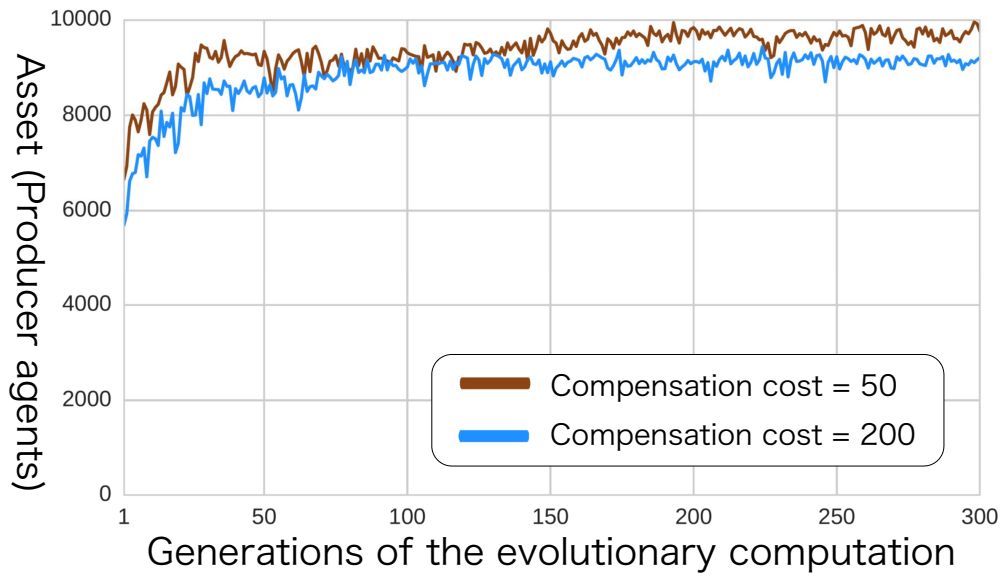


図 5.5: 事業者エージェントの資産の平均値の進化推移

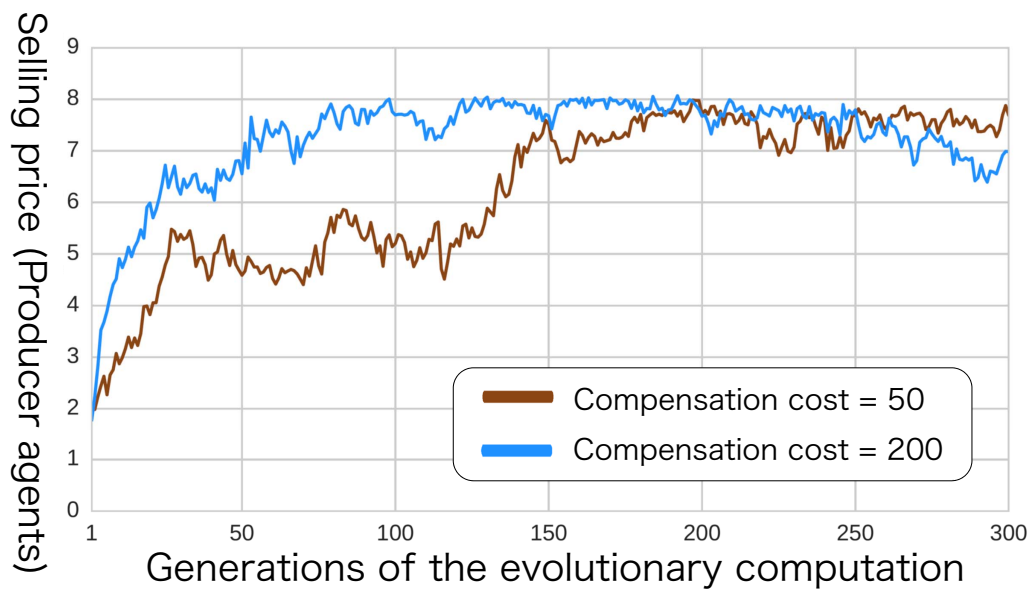


図 5.6: 事業者エージェントの製品売価の平均値の進化推移

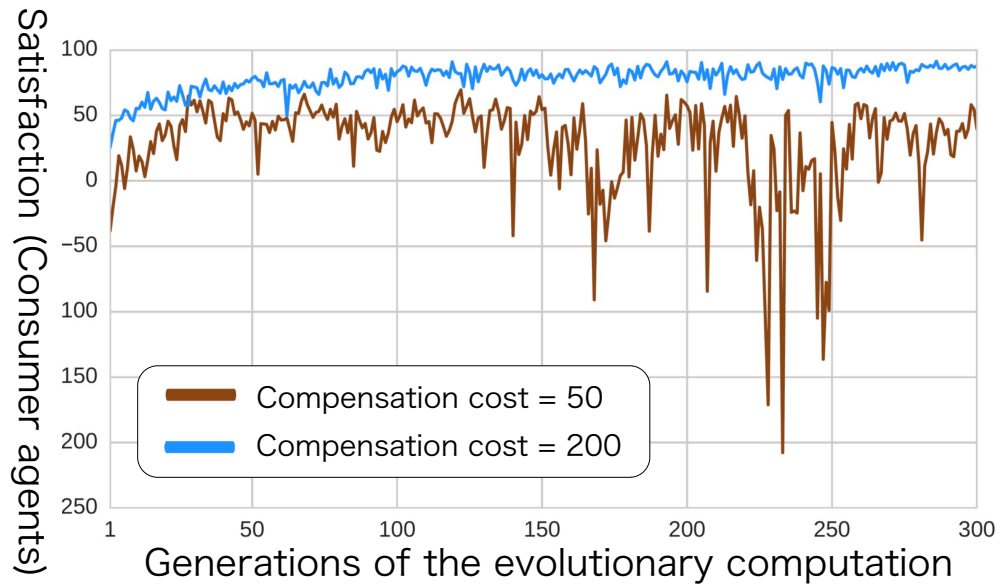


図 5.7: 消費者エージェントの満足度の平均値の進化推移

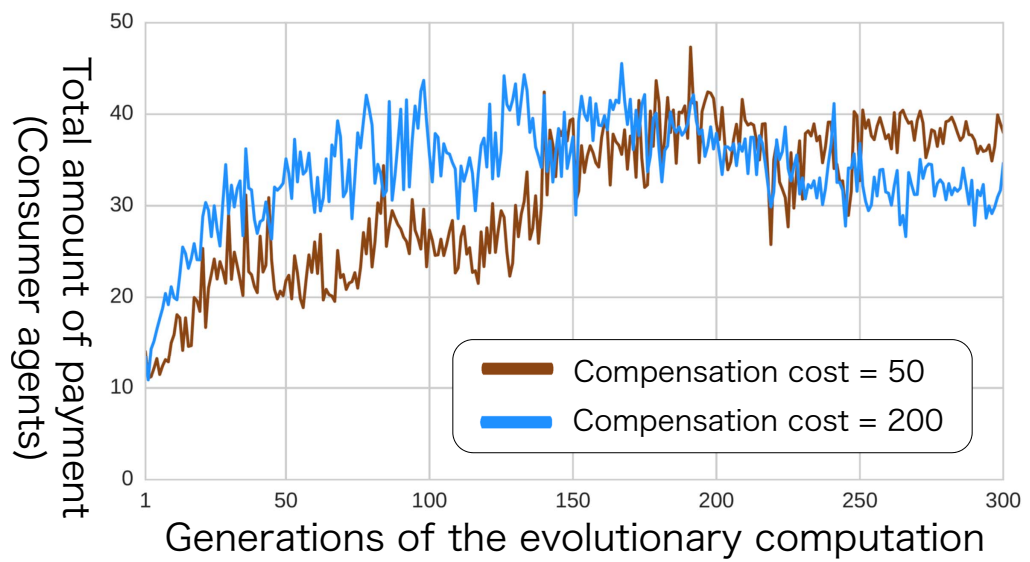


図 5.8: 消費者エージェントの支払累計額の平均値の進化推移

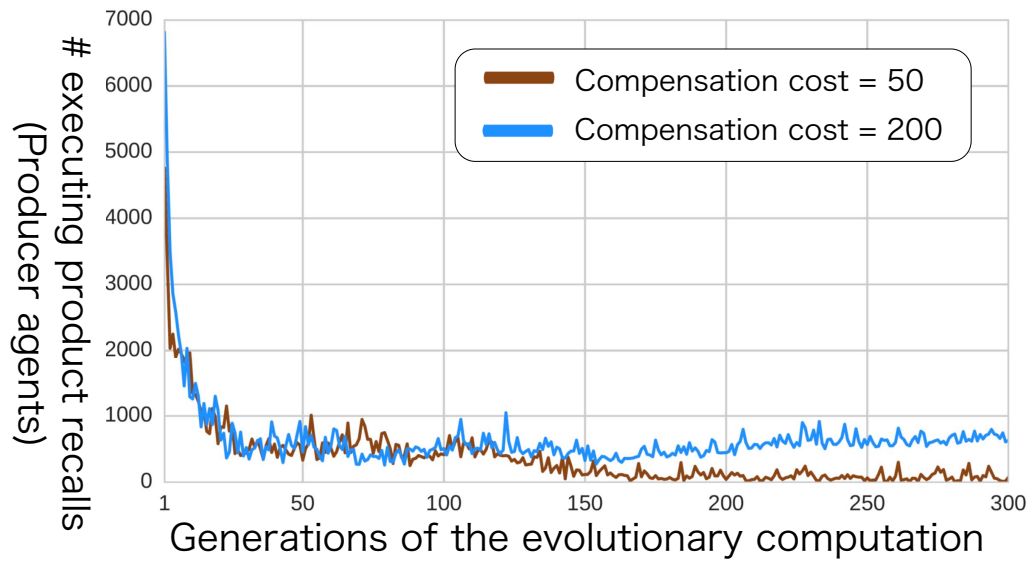


図 5.9: 事業者エージェントの不良品回収の実施回数合計の進化推移

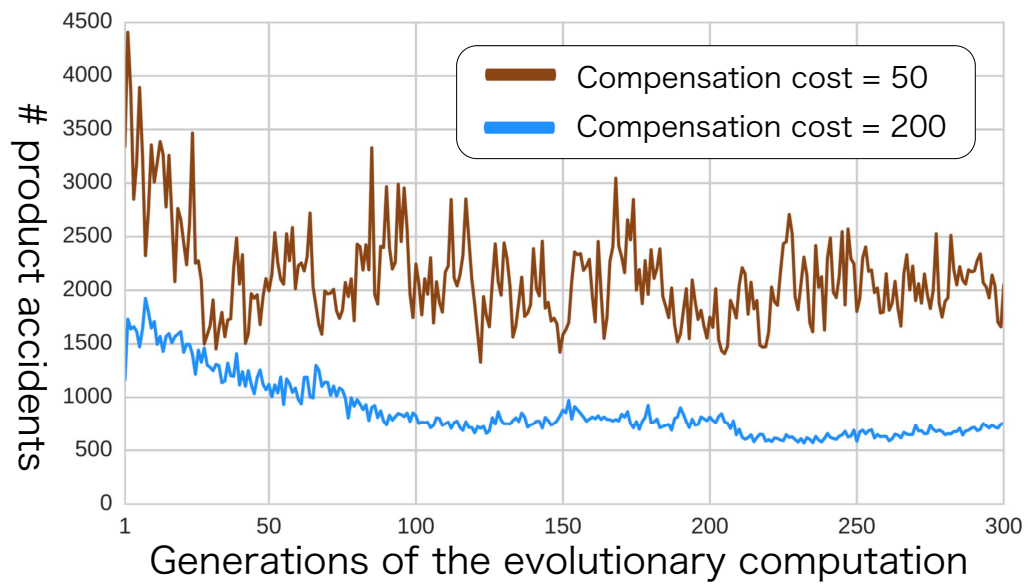


図 5.10: 事業者エージェントによる製品事故の発生回数合計の進化推移



これらを総合すると、制度変更により補償レベルが厳しくなると、事業者や消費者への金銭的な影響をさほど生じることなく、不良品回収の実施が促進され、社会全体の製品事故数が減ることで、より安全な社会が実現されるという予測が得られた。これは、第3章までの基礎モデルで得られた予測と同等であり、この結果から、第4章におけるモデル拡張を経ても、基礎モデルに存在した基本的な性質が破壊されていないことが確認された。

#### 5.2.4 目移りしすぎて損をした消費者エージェントの創発とその分析

本章の最後に、本実験の結果にて観測された消費者エージェントの行動傾向に関して報告する。支払補償額200のシナリオでの、最終世代における社会シミュレーションフロー完了後の消費者エージェントの分布を、図5.11（横軸：製品購入1回あたりの平均支払額，縦軸：支払累計額）に示す。図5.11中の赤色のプロットは、青色で示した他の消費者エージェントと比べて、毎回の製品購入額は安いが生じた支払累計額は高くなった消費者エージェントを示す。これらの消費者エージェントは、安価な製品への買い替えを頻繁にしすぎて結果的に損をする結果となってしまっており、いわば、「目移りしすぎて損をしてしまった（Get attracted too easily and loss）」傾向の消費者エージェントであると言える。この傾向のクラスタ創発は、基礎モデルでのシミュレーション実験では全く見られなかったものである。

さらに、図5.11と同時点における事業者エージェントの分布を、図5.12（横軸：製品売価，縦軸：不良品回収実施回数），および図5.13（横軸：資産，縦軸：製品事故を発生させた回数）に示す。図5.12と図5.13における赤色のプロットは、前述の「飽きっぽくて損をする」傾向のあった消費者エージェントに対して販売した製品の個数が多かった、上位20事業者エージェントを示す。図5.12と図5.13から、「飽きっぽくて損をする」傾向の消費者エージェントを多く相手にする事業者エージェントには、以下のような傾向が見られた。

- 製品売価の安い廉価品を販売していた。
- 不良品回収を積極的に実施していた。
- 事故を発生させた頻度は、他の事業者エージェントと大差はなかった。

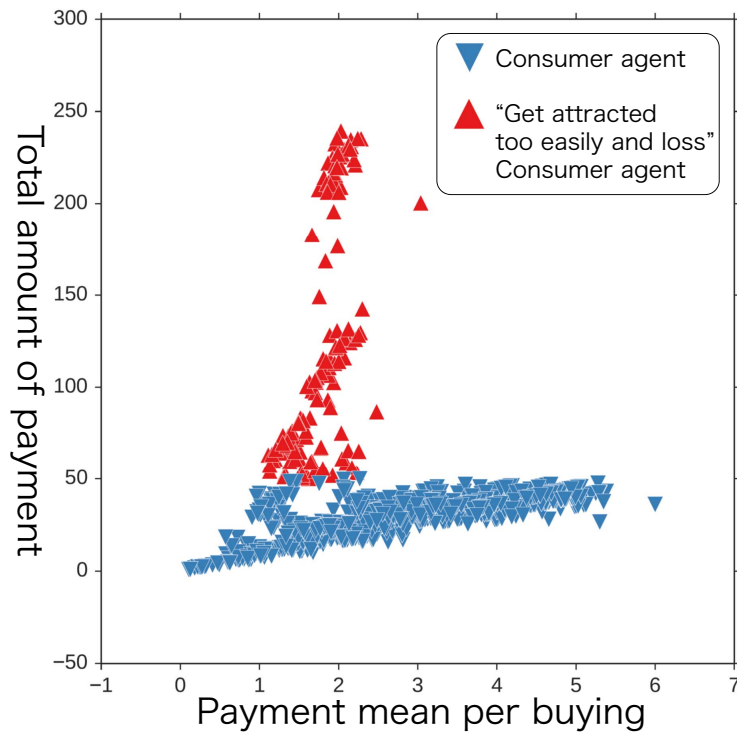


図 5.11: 消費者エージェント分布（平均購入額，支払累計額）

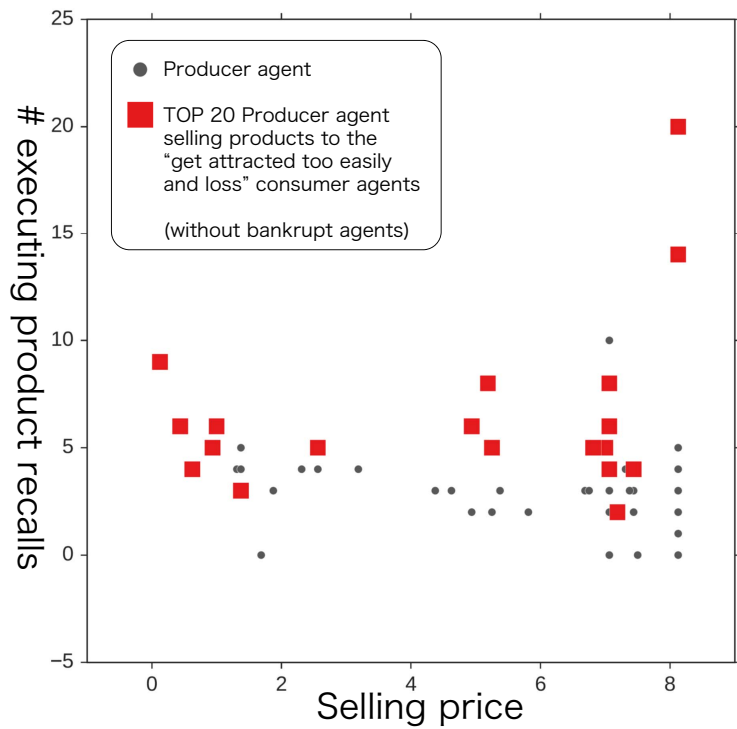


図 5.12: 事業者エージェント分布（製品売価，不良品回収実施回数）

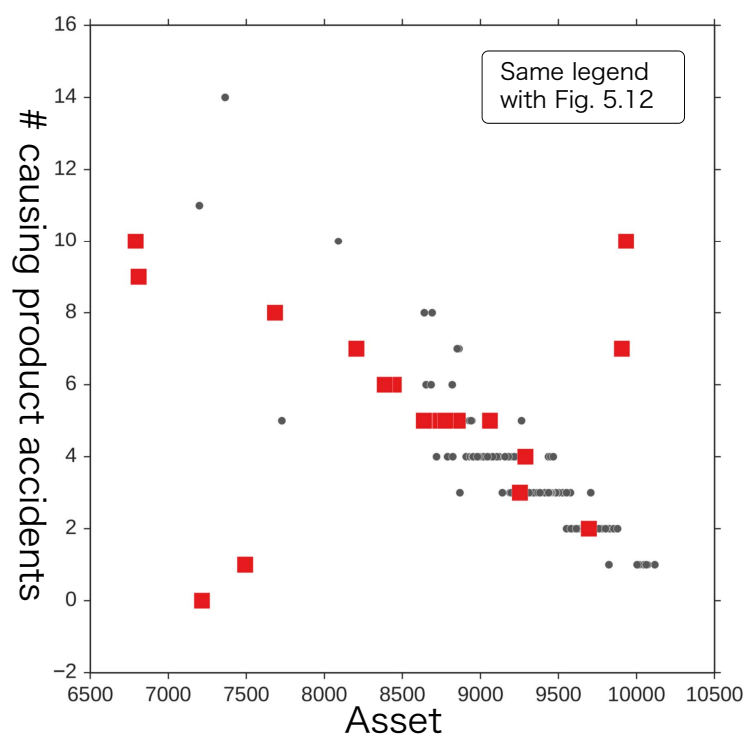


図 5.13: 事業者エージェント分布 (資産, 製品事故発生回数)

- 資産はやや低調で、いわば「あまり儲からない」結果となった。

現実社会を鑑みると、一般的には「飽きっぽくて損をする」のは好ましい傾向とはいえない。そうした傾向の消費者を狙い撃ちするような事業者の是非については意見が分かれるとは思われるが、上記の結果は、そのような戦略をとる事業者はあまり儲からない可能性がある、という予測につながるものであると考える。

他方、これらの事業者エージェントには、不良品回収を積極的に実施する傾向が見られた。これは、不良品回収を促進するための制度施策を考えてゆく上でのヒントになってゆく実験結果であると推測する。

### 5.3 本章のまとめ

本章では、第4章までに構築・拡張されたシミュレーションモデルの検証を行うべく、シミュレーション実験を実行した。実験の結果、第4章で新規に導入した手法は、いずれも導入目的どおりに機能していることが確認できた。また、製品事故に対する補償レベル厳格化が、事業者と消費者への金銭的影響をおさえつつも不良品回収の促進と事故発生頻度の低減につながるという予測が得られ、同時に、第4章でのモデル拡張によって基礎モデルの基本的な性質が破壊されていないことが確認された。

さらに、目移りしすぎて損をしてしまった消費者エージェントのクラスが創発し、これらを多く相手にした事業者エージェントは不良品回収を積極的に実施していたが、結果的にあまり儲からなかった、といった実験結果が得られた。

## 第6章 クラスタリングと製品追跡による分析 手法の構築と検証

### 6.1 本章のあらまし

第5章では、エージェントの分布や傾向を分析する際に、恣意的な基準や目視による判定によってエージェント群の分類が行われている箇所があった。これは、客観性に欠く点があったり、分析に活用されない実験結果データが発生したりという、不合理な要素を生み出す要因となり得るため、改善されることが望ましい。

このような問題を解決するべく、本章では、第4章までに構築された社会シミュレーションモデルを踏襲しつつ、そのシミュレーション結果の分析手法を改善・拡張することにより、第5章まででは見落とされていたエージェントの傾向が探索可能となるような、より合理的かつ洗練された分析手法の構築を目的とする。そして、エージェントの新たな傾向を発掘することにより、社会をより良い姿にしてゆくための、不良品回収制度の改善に資する知見を得ることを目指す。

より具体的には、シミュレーション結果の分析に**クラスタリング**の手法を導入することにより、客観的な分析を通じてエージェントのクラスタ創発に着目した客観的分析を試みる。さらに、本章では、**製品売買の追跡**することによって、事業者エージェント・消費者エージェント間の相互依存性についても分析を行う。

## 6.2 クラスタリングを用いた分析手法

### 6.2.1 クラスタ分析の意義

現実社会においては、事業者の戦略、規模、経営成績といったものには様々な傾向が存在し、複数の事業者が同一傾向として分類されうる。同様に、消費者の意思決定、性格、経済的余裕といったものにも、多様な傾向が存在し、複数の消費者同一傾向として分類されうる。そして、社会制度の設計に際しては、改善が求められる傾向の事業者や消費者に狙いを定めた上で、これらに制約・制裁を課せるような制度設計を考慮することが、一般的には有効となる。

こうした現実社会の実情に鑑みて、本論文の社会シミュレーションにおいても、事業者エージェントと消費者エージェントの傾向を分析し、これらをいくつかのまとまりに分類することは、有用であると言える。分類した結果として、社会の安全を阻害しうる傾向を持つエージェント群、特に、不良品回収行動に関して問題を生じるエージェント群（クラスタ）が発見されれば、そうしたエージェント群を狙い撃つような制度設計を考えることが可能となり、以って不良品回収制度の改善に資する知見が得られると推測される。

そこで本章では、事業者エージェントおよび消費者エージェントのクラスタリングを行うことで、クラスタの創発に着目したエージェントの傾向分析を行う。さらに、各クラスタに関連する製品売買の動きを追跡することで、製品売買が起こりやすいクラスタ間の相互依存性についても、分析を行う。

### 6.2.2 クラスタ分析と製品売買の追跡

本章では、**k-means 法** [70] を用いて、エージェントのクラスタリングを行う。k-means 法は、クラスタリングにおいて広く用いられており、その有効性が確認されている [71]。従って、本章で k-means 法を用いたクラスタリングを行うことは、妥当な選択であると言える。

なお、クラスタリングの際に指定するクラスタ数は、**エルボー法** [72, 73, 74] に基づいて

決定し、分析時に入力として与えるのものとする。エルボー法では、入力として与えるクラスタ数を増やしながらクラスタリングを実施し、各クラスタ数でのクラスタリング結果におけるクラスタ内の誤差平方和（SSE）を都度算出する。そして、クラスタ数を横軸、クラスタ内 SSE を縦軸としてプロットし、クラスタ内 SSE が飽和しグラフが下に凸な形で折れ曲がる点を、最適なクラスタ数として検出する。なお、ここで言うクラスタ内 SSE とは、クラスタの重心とクラスタ内の各サンプルとの距離の総和である。

そして、クラスタリングの結果に基づき、さらに各クラスタからの製品売買の追跡を行う。ここでのクラスタリングおよび製品売買の追跡のフローを、クラスタリング対象が事業者エージェントである場合と、クラスタリング対象が消費者エージェントである場合とに区分して、以下に記す。

#### 事業者エージェントのクラスタ分析フロー

入力として与えるクラスタ数を  $k^{\text{Pro}}$  とする。

Step P1: 最終世代の最終タームにおける事業者エージェントに対してクラスタリングを施すことにより、 $k^{\text{Pro}}$  個のクラスタ  $\mathcal{C}_i^{\text{Pro}}$  ( $i = 1, \dots, k^{\text{Pro}}$ ) に分類し、図示する。

Step P2: 最終世代の全タームにわたる製品の売買を追跡し、事業者エージェント  $p$  ( $\in \mathcal{C}_i^{\text{Pro}}$ ) から 1 個以上の製品を購入した消費者エージェントを、 $\mathcal{C}_i^{\text{Pro}}$  ごとに分類し、図示する。

**消費者エージェントのクラスタ分析フロー**

入力として与えるクラスタ数を  $k^{\text{Con}}$  とする.

Step C1: 最終世代の最終タームにおける事業者エージェントに対してクラスタリングを施すことにより,  $k^{\text{Con}}$  個のクラスタ  $\mathcal{C}_i^{\text{Con}}$  ( $i = 1, \dots, k^{\text{Con}}$ ) に分類し, 図示する.

Step C2: 最終世代の全タームにわたる製品の売買を追跡し, 消費者エージェント  $c (\in \mathcal{C}_i^{\text{Con}})$  へ販売した製品の個数を,  $\mathcal{C}_i^{\text{Pro}}$  ごとに全事業者エージェントで集計をする.

Step C3: 集計の結果, 製品販売数のトップ  $Q$  個体に入った事業者エージェントのみを,  $\mathcal{C}_i^{\text{Pro}}$  ごとに分類し, 図示する.

この際,  $k^{\text{Pro}}$  と  $k^{\text{Con}}$  には, それぞれ異なる値を指定することも可能ではあるが, 両エージェント間でのクラスタの対応関係や対称性をより効果的に観測するために,  $k^{\text{Pro}}$  と  $k^{\text{Con}}$  にはなるべく同じ値を指定することが望ましい. ただし, エルボー法により算定された適切なクラスタ数が両エージェント間で大きく異なった場合は, この限りではない.

なお, Step C3 における定数  $Q$  の値, クラスタリングに用いる各種エージェントの特徴ベクトルの具体的な設定については, 6.3 節にて後述する.

## 6.3 実験条件

本章で提案した分析手法の有用性を検証するべく, シミュレーション実験とその結果分析を行う. 本章で設定する実験条件を, 表 6.1 に示す. これらは, 設定に多少の差異はあるものの, 基本的には第 5 章における実験条件と同等である.

次に, エージェントのクラスタリングに用いる, 各種エージェントの特徴ベクトルの特徴量 (次元) の設定を, 表 6.2 に示す. なお, 表 6.2 中の特徴量はすべて, 最終世代の最終ターム時点での値または累計数である. また, 6.2.2 節の Step C3 における定数  $Q$  の値は,  $Q = 20$  とした. これは, 全事業者エージェントの上位 10% に相当する数である.



表 6.1: 実験条件

実験条件の種類	設定した値・方法
世代数	300
1 世代あたりターム数	120
$ \mathcal{P}_{\text{producer}} $ : 事業者エージェント数 (集団サイズ)	200
$ \mathcal{P}_{\text{consumer}} $ : 消費者エージェント数 (集団サイズ)	10,000
$\ell$ : 製品寿命のターム数	12
初期値 $v_{\text{init}}$ (資産)	20,000
初期値 $v_{\text{init}}$ (満足度)	0
初期値 $v_{\text{init}}$ (信用度)	0
$R$ : 全事業者エージェントに共通の原価率 (固定)	0.8
事業者エージェントの製造コストの初期値	0.5
事業者エージェントの製造コストの取りうる最小値	0.05
$u_{\text{cost}}$ : 事業者エージェントの製造コストの変更単位	0.05
製品 1 個あたりの不良品回収追加費用	1
製品を 1 ターム使用した際の消費者エージェントの満足度	+1
製品を 1 ターム使用した際の消費者エージェントの信用度	+1
移籍を実施した消費者エージェントの満足度	$\pm 0$
製品事故を発生させた事業者の支払補償額	10
製品事故に遭遇した際の消費者エージェントの満足度	-100
製品事故に遭遇した際の消費者エージェントの信用度	-100
製品事故を発生させた事業者の顧客である消費者の満足度 (事故に遭遇した当事者以外)	-5
製品事故を発生させた事業者の顧客である消費者の信用度 (事故に遭遇した当事者以外)	-5
不良品回収に遭遇した際の消費者エージェントの満足度	-1
不良品回収に遭遇した際の消費者エージェントの信用度	+10
式 (2.7) における定数 $\beta$ (事故発生確率のベース値)	$7.5 \times 10^{-3}$
式 (2.7) における定数 $r$ (不良品回収実施時の事故発生確率の変動倍率)	0.5
度外視マージン $dm$ (資産)	2
度外視マージン $dm$ (自社製品の累計事故発生数)	0
度外視マージン $dm$ (顧客数)	2
度外視マージン $dm$ (総信用度)	55
度外視マージン $dm$ ( $z$ (製品売価))	$1.0 \times 10^{-3}$
エージェント初期生成時の GP 木構造の深さの範囲	[0, 3]
エージェント最適化フロー全体を通じた GP 木構造の深さの範囲	[0, 7]
進化計算の交叉率	0.8
進化計算の交叉方法	一点交叉
進化計算の突然変異率	0.02
進化計算の突然変異方法	一点変異
突然変異で既存ノードと置換する新規 GP 木構造の深さの範囲	[0, 2]

(注) 一部で, 事業者エージェントを「事業者」, 消費者エージェントを「消費者」と, それぞれ略記した。

表 6.2: クラスタリングに用いる特徴ベクトル

エージェント種別	特徴ベクトルの各次元を構成する特徴量	次元数
事業者	資産, 製品売価, 不良品回収実施回数, 製品事故発生回数, 総信用度, 顧客数, 移籍先として選ばれた回数	7
消費者	満足度, 支払累計額, 移籍回数, 製品事故遭遇回数, 不良品回収遭遇回数, 購入1回あたり平均支払額, 製品寿命まで製品を使い切った回数	7

## 6.4 実験結果と考察

### 6.4.1 エルボー法を用いたクラスタ数の決定

第4章までに述べてきた拡張モデルによる社会シミュレーションを, 表 6.1 に示した実験条件のもとで実行した. 以下, このシミュレーション実験結果に対して, 6.2 節で述べた手法による分析を試みる.

まず, クラスタリングの際に指定するクラスタ数  $k^{\text{Pro}}$  および  $k^{\text{Con}}$  を決定するべく, 最終世代・最終タームにおける両種エージェントに対して, エルボー法による分析を実施した.

その結果として得られたクラスタ数とクラスタ内 SSE の推移について, 事業者エージェントのものを図 6.1 に, 消費者エージェントのものを図 6.2 に, それぞれ示す.

図 6.1 では, クラスタ数が3の地点でグラフが下に凸な形で折れ曲がっており, エルボー法に基づけば, 事業者エージェント単独ではクラスタ数は3が良いという結果となった. 他方, 図 6.2 では, 同様に, 消費者エージェント単独ではクラスタ数は2が良いという結果となった. ここで, 6.2.2 節にて述べたように, 両エージェントに指定するクラスタ数はなるべく同一であることが望ましい. しかし, クラスタ数を2で統一してしまうと, 分析が大雑把なものになってしまう恐れがある. よって, 本実験では,  $k^{\text{Pro}} = k^{\text{Con}} = 3$  と設定する. 以降の 6.4.2 節および 6.4.3 節においては, このクラスタ数の指定によるクラスタリングを実

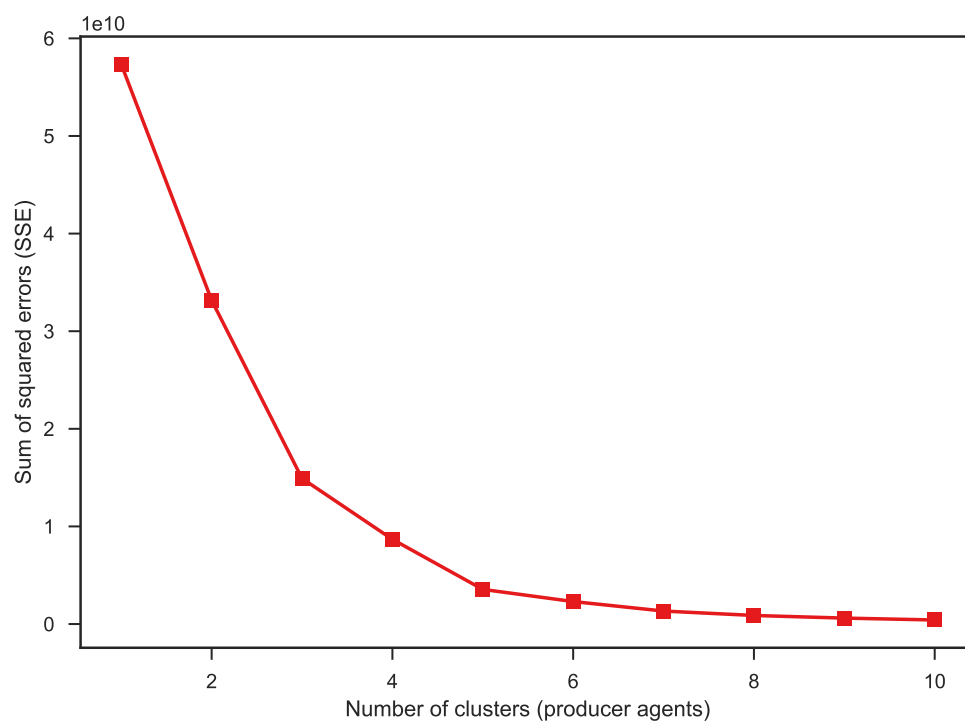


図 6.1: 事業者エージェントのクラスタ数とクラスタ内 SSE の推移 (エルボー法)

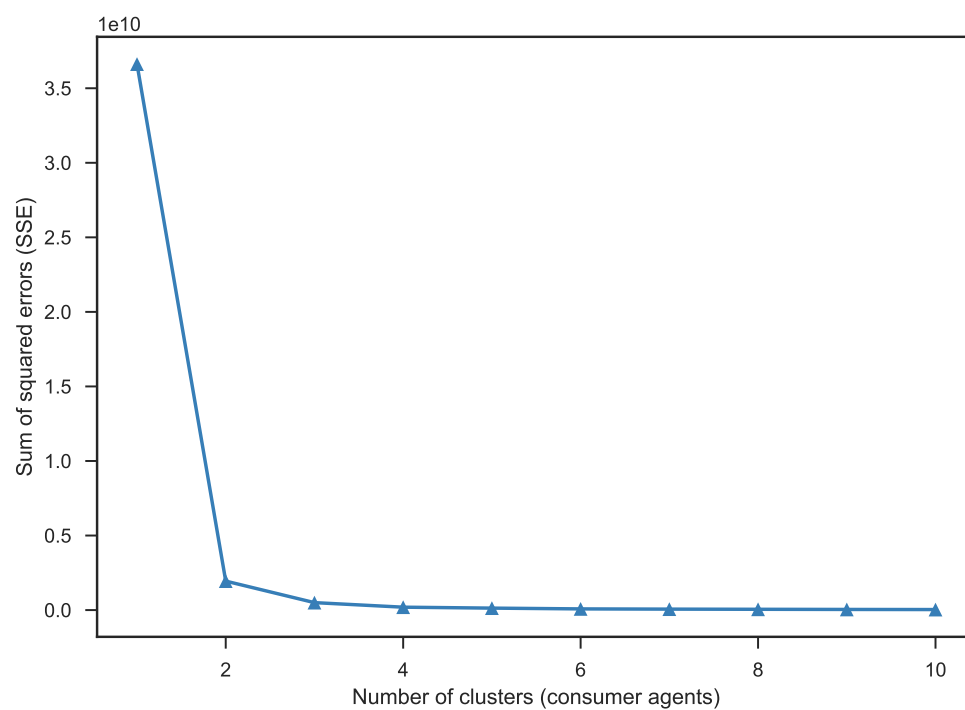


図 6.2: 消費者エージェントのクラスタ数とクラスタ内 SSE の推移 (エルボー法)

施する。

#### 6.4.2 事業者エージェントのクラスタ分析

6.2.2 節に示した事業者エージェントのクラスタ分析フローに従い、最終世代・最終タームにおける事業者エージェントのクラスタリング、および、製品販売先の追跡による消費者エージェントの分類を行った。その結果を、図 6.3 に示す。なお、図 6.3 では、表 6.2 に示した特徴量のうち、より着目すべきと思われるものの分布を抜粋して示している。

事業者エージェントのクラスタリング結果では、多くの事業者エージェントが  $C_1^{\text{Pro}}$  に分類された。他方、 $C_2^{\text{Pro}}$  および  $C_3^{\text{Pro}}$  に分類された事業者エージェントは、その数こそ少ないものの、そこには  $C_1^{\text{Pro}}$  のものと比べて次のような特徴が見られた。

- $C_2^{\text{Pro}}$  に属する事業者エージェントの多くは、安価な低品質の製品を製造・販売し、不良品回収は一切実施しなかった。その結果、多くの製品事故を発生させてしまった。
- $C_3^{\text{Pro}}$  に属する事業者エージェントの多くは、高価な高品質の製品を製造・販売し、不良品回収も積極的に実施して品質改善を継続した。その結果、製品事故の発生を最小限に抑えることに成功した。

これらの特徴によれば、 $C_2^{\text{Pro}}$  は社会にとって必ずしも好ましいとは言えず、制度改善によって制裁を課されることが望ましい事業者エージェント群であると言える。他方、 $C_3^{\text{Pro}}$  は社会にとって好ましく、いわば制度設計の模範となる事業者エージェント群であると言える。

ここで注目したいのは、 $C_3^{\text{Pro}}$  に属する事業者エージェントの中には、製品が高品質であり不良品回収も積極的に行っているにもかかわらず、最終的な資産の残高が  $C_2^{\text{Pro}}$  に属する事業者エージェントよりも少なくなってしまったものが見られる点である。この点について、シミュレーションのログを精査したところ、この現象は、 $C_3^{\text{Pro}}$  に属する事業者エージェントが優良であり人気が高いために、顧客の数が膨大になり、不良品回収を実施する際の費用もまた膨れ上がってしまった結果であることが判明した。不良品回収に誠実であるがゆえに、結果として儲からない状況になってしまうことは、現実社会に鑑みても、決して好ましい状

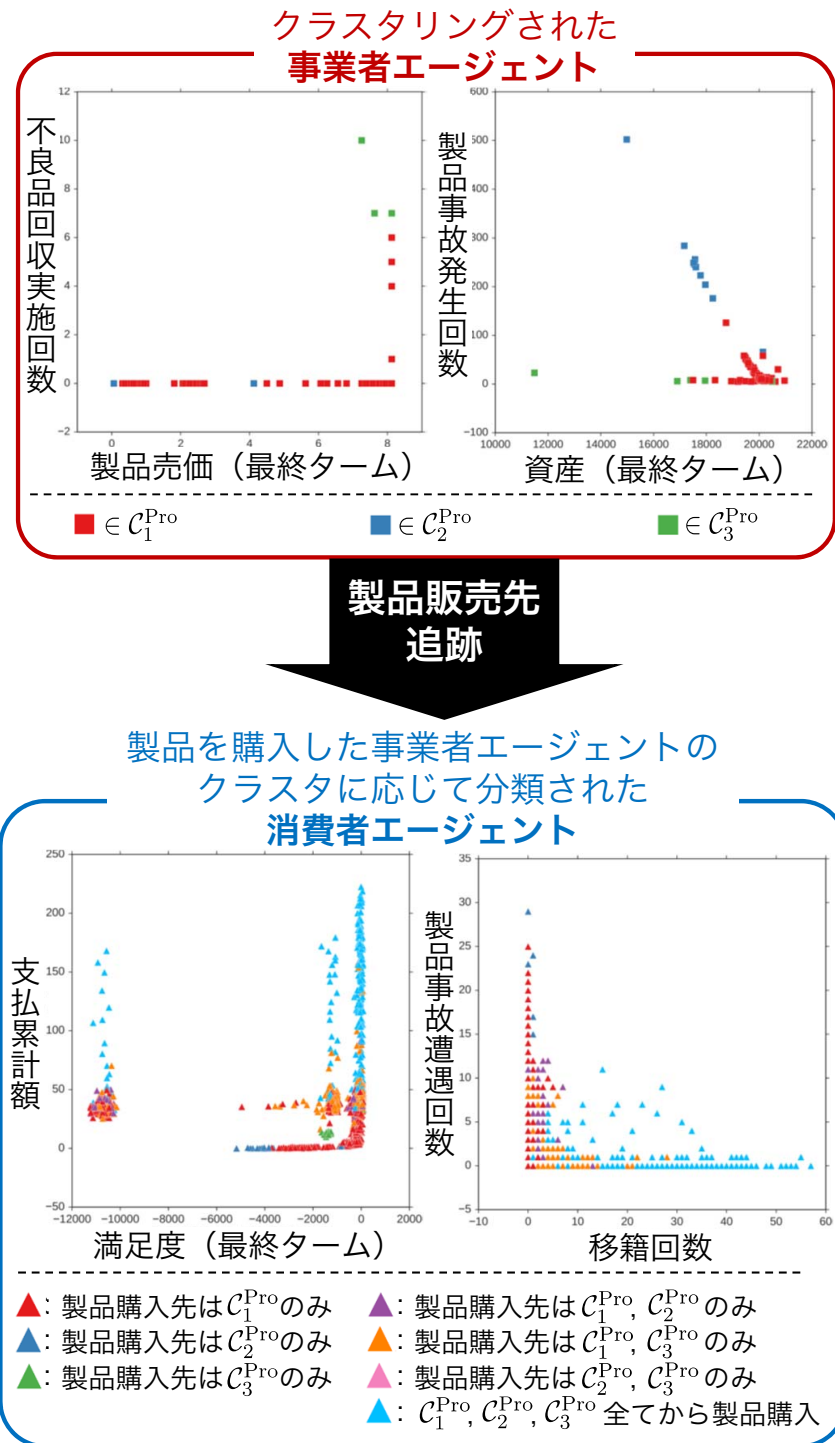


図 6.3: 事業者エージェントのクラスタリング結果と、製品販売先の消費者エージェントの追跡結果

況とは言えない。いわば、 $C_3^{\text{Pro}}$  は社会的に救済されることが望ましい事業者エージェント群であるとも言える。

以上を踏まえると、不良品回収の制度の改善の姿として、単に不良品回収のための費用を補助するだけでなく、特に顧客数の多い大口の不良品回収に対してより効果的な援助を行えるような制度の形が有効になり得る、ということが、本実験からの知見として得られた。これは、第5章までの実験と結果分析では得られなかった、本章での新規の知見である。

また、製品販売先の追跡による消費者エージェントの分類においては、次のような特徴が見られた。

- $C_2^{\text{Pro}}$  に属する事業者エージェントから製品を購入したことのある消費者エージェントは、より多くの製品事故に遭遇してしまっていた。
- 移籍を頻繁に繰り返す消費者エージェントには、 $C_1^{\text{Pro}}$ 、 $C_2^{\text{Pro}}$ 、 $C_3^{\text{Pro}}$  の全てのクラスターの事業者エージェントから製品を購入した経験を持つものが多く見られた。

これらの特徴は、追跡による分析結果が説明可能なものとなったことを示しているものの、必ずしも特筆すべき特徴を持つ結果とは言えないものであった。今後、事業者エージェントと消費者エージェントとの相互依存性に関しては、製品売買の動きの他にも分析の切り口を設ける必要があると推測される。

### 6.4.3 消費者エージェントのクラスタ分析

続いて、6.2.2 節に示した消費者エージェントのクラスタ分析フローに従い、最終世代・最終タームにおける消費者エージェントのクラスタリング、および、製品購入先の追跡による事業者エージェントの分類を行った。その結果を、図 6.4 に示す。なお、図 6.4 において示した特徴量は、図 6.3 のものと同一である。

消費者エージェントのクラスタリング結果では、多くの事業者エージェントが  $C_1^{\text{Con}}$  に分類された。他方、 $C_2^{\text{Con}}$  および  $C_3^{\text{Con}}$  に分類された消費者エージェントには、 $C_1^{\text{Pro}}$  のものと比べて次のような特徴が見られた。

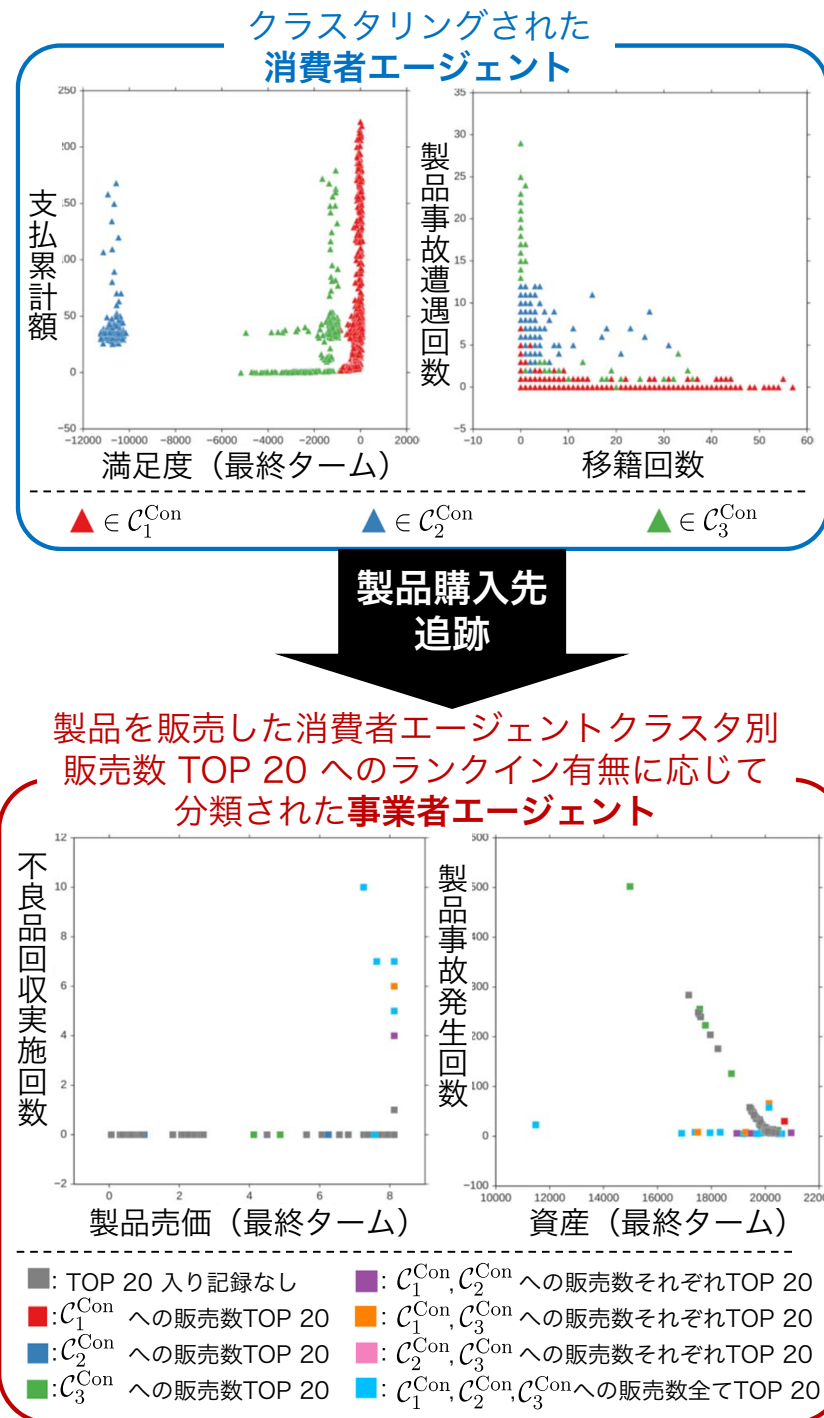


図 6.4: 消費者エージェントのクラスタリング結果と、製品購入先の事業者エージェントの追跡結果

- $C_2^{\text{Con}}, C_3^{\text{Con}}$  に属する消費者エージェントの多くは、満足度が低い結果となった。特に、 $C_2^{\text{Con}}$  に属する消費者エージェントの満足度は、最も低い部類となった。
- $C_2^{\text{Con}}, C_3^{\text{Con}}$  に属する消費者エージェントの多くは、製品事故に多く遭遇する結果となった。特に、 $C_3^{\text{Con}}$  に属する消費者エージェントの製品事故遭遇回数は、最も多い部類となった。

ここで、 $C_2^{\text{Con}}$  は  $C_3^{\text{Con}}$  よりも製品事故遭遇回数は少ない傾向にあるにも関わらず、満足度は最低レベルに落ち込んでしまっている点は、一見すると不可解である。この点について、シミュレーションのログを精査したところ、この現象は、 $C_2^{\text{Con}}$  に属する消費者エージェントの多くが、自身が事故に遭遇しなくても、同じ事業者エージェントの別の顧客が事故に次々に遭遇し、その不快感から満足度を下げ続けるも、移籍行動を起こす意欲に欠けているものが多いためであることが、明らかになった。

そして、ここで合わせて注目したいのは、 $C_3^{\text{Con}}$  に属する消費者エージェントへの製品販売数トップ20に入った事業者エージェントの分布傾向が、図 6.3 における  $C_2^{\text{Pro}}$  の分布傾向に近いという点である。 $C_2^{\text{Pro}}$  は社会的に好ましくない事業者エージェントの傾向であるということは 6.4.2 節にて述べたが、ここでの製品販売数集計の結果から、 $C_3^{\text{Con}}$  に属する消費者エージェントは、好ましくない事業者エージェントの資金の補給源となってしまうことがわかる。これは、当該消費者エージェントが、いわば「餌食」にされている、と見ることもできる。従って、 $C_2^{\text{Pro}}$  のような悪質な事業者エージェントに制裁を課するような制度の改善を考える際には、資金補給源にされてしまっている  $C_3^{\text{Con}}$  のような消費者エージェントの保護を考えることが、 $C_2^{\text{Pro}}$  の収入源を断つことにもつながり、一石二鳥の方策になり得ることが、本実験からの知見として得られた。これもまた、第5章までの実験と結果分析では得られなかった、本章での新規の知見である。

ただし、消費者の行動そのものへ制限などの干渉を行うことは、事業者へのものと比べて格段にコストや労力がかかることが予想される。本章では、消費者の保護の重要性を示したものの、消費者へ直接アプローチをすることについては、コストや労力、社会への影響の大きさなどの観点から、より詳細かつ慎重な議論が必要になると推測される。



## 6.5 本章のまとめ

本章では、不良品回収制度の改善に資する知見を得るための分析手法の構築を目的として、第4章までに構築・拡張された社会シミュレーションモデルに対し、クラスタリングの手法と製品売買の追跡とを組み合わせた新たな分析手法の提案を行った。また、提案した分析手法を用いて、シミュレーション実験とその結果分析を行い、第5章までの実験と結果分析では得られなかった複数の新たな知見を得た。こうして、より合理的かつ洗練された分析手法が、本章にて構築された。

当該分析手法では、クラスタリングの手法を用いることで、事業者エージェントおよび消費者エージェントのクラスターの創発に着目することが可能となった。さらに、製品売買の追跡を行うことによって、両種エージェント間の相互依存性に関しても分析を進めることが可能となった。これにより、本章では、社会的に好ましくない事業者エージェントに制裁を課すための制度改善の方策や、社会的に救済されることが望ましい事業者エージェントを援助するための制度改善の方策など、第5章までの実験と結果分析では得られなかった角度からの様々な知見を得た。さらに本章では、優先的に保護されることが望ましい消費者エージェントクラスターを見出し、これらの保護が消費者エージェント自身の救済と悪質な事業者エージェントへの制裁の一石二鳥になりうる、という点も初めて明らかにした。



## 第7章 消費者の金銭感覚モデルの導入

### 7.1 本章のあらまし

第4章では、消費者エージェントが製品を買い換える際の新たな事業者エージェントの選定基準として、事業者エージェントの総信用度と製品売価を同時に考慮できる多目的好感度を提案し、第5章ではその機能の検証を行った。4.4.2節にて述べた通り、多目的好感度は、同じ事業者エージェントであれば、どの消費者エージェントから見ても共通の値となる。しかし、現実社会においては、消費者が新たに購入する製品を選ぶ際に、その売価をより重視するか、もしくはその事業者の信用を重視するか、といった選定基準は、消費者ひとりひとりで異なるはずである。このような現実社会の状況に鑑みると、本研究のシミュレーションモデルにおいても、消費者の金銭感覚の多様性を考慮することは、シミュレーションの精度をより向上させるためには不可欠である。

こうした問題を解決するべく、本章では、第6章までに構築・拡張された社会シミュレーションモデルを踏襲しつつ、消費者の金銭感覚の多様性を考慮するための更なるモデル拡張を実施し、それによって現実社会をより精度良く反映するシミュレーションモデルの構築を目的とする。具体的には、消費者エージェントに対して、その金銭感覚を表現するための新規手法として**金銭重要度**を提案する。本章では、金銭重要度について、その定義・利用法と、進化計算における進化の扱いについて、その詳細を述べる。

## 7.2 金銭重要度

### 7.2.1 消費者の金銭感覚の差異

現実社会において、消費者が新たに製品を購入する事業者を選ぶ際には、クチコミなどの事業者の評判だけではなく、その事業者の製品の売価を併せて評価することが一般的であると考えられる。例えば、

- たとえ低品質であっても、安価な製品を優先的に選択する消費者がいる
- たとえ高価であっても、高品質な製品を優先的に選択する消費者もいる

といったように、個々の消費者によって製品の選択基準に差異が生じることは、経験的にも明らかである。現実社会において、消費者の金銭感覚は多様である。心理学の領域では、お金に対する態度、意識、行動の個人差に関して、従来より多くの研究がなされており、こうした金銭感覚に個人差があることが確認されている [20, 21, 22, 23]。

こうした現実社会の状況に鑑みると、本シミュレーションにおいても、各消費者エージェントの金銭感覚の違いを考慮することが、現実社会の反映のためには重要である。しかし、第4章までに構築・拡張した社会シミュレーションモデルでは、消費者エージェントの移籍先の選定基準（多目的好感度）が全消費者エージェントで共通の基準であるという問題点が存在した。

これを解決するべく、本章では、個々の消費者エージェントが独立に持つパラメータとして、新たに**金銭重要度（Money Importance Factor）**を提案する。この金銭重要度を用いることにより、移籍先の選定基準に多様性を持たせることを可能とする。

なお、お金に対する態度、意識、行動の個人差を表す尺度としては、Yamauchi らによる Money Attitudes Scale [20]、Furnham による Money Beliefs and Behaviour Scale [22]、Tang による Money Ethic Scale [23] など、これまでに複数提案されている。しかし、これらは、細かな下位項目を内包しており、例えば、Money Attitudes Scale は 29 の下位項目を、Money Beliefs and Behaviour Scale は 51 の下位項目を、Money Ethic Scale は 30 の下位項目を、それぞれ内包している。従って、マルチエージェントシステムにそのまま適用す

るには、これらの従来尺度は複雑すぎると言える。そこで本モデルでは、提案する金銭重要度のみを、金銭感覚を表す尺度として用い、これらの従来尺度をそのまま用いることはしない。ただし、「金銭の節約に対する態度」は、従来尺度の多くで考慮されている最も重要な項目のひとつであるため、本論文で提案する金銭重要度も、金銭の節約志向の個人差を反映できるように設計とする。

### 7.2.2 金銭重要度に基づく金銭感覚考慮好感度

全ての消費者エージェントは、各々ひとつの金銭重要度の値  $m$  ( $0 \leq m \leq 1$ ) を持ち、自身の金銭重要度を用いて、全事業者エージェントの**金銭感覚考慮好感度**を算出する。そして、各消費者エージェントは、自身の金銭重要度を用いて算出した金銭感覚考慮好感度に基づくルーレット選択により、移籍先の事業者エージェントを決定する。

消費者エージェント  $c$  から見たときの事業者エージェント  $p$  の金銭感覚考慮好感度  $L_{p \leftarrow c}^{\text{money}}$  を、以下の式 (7.1) により規定する。

$$L_{p \leftarrow c}^{\text{money}} = m_c \cdot \text{Scale}(-\text{price}_p) + (1 - m_c) \cdot \text{Scale}(T_p)$$

ただし、

$$0 \leq m_c \leq 1$$

$$\text{Scale}(x) = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

ここで、 $m_c$  は  $c$  の持つ金銭重要度、 $\text{price}_p$  は  $p$  の製品 1 個あたりの売価、 $T_p$  は  $p$  の総信用度である。また、 $\text{Scale}(\cdot)$  はエージェントのパラメータ値を  $[0, 1]$  の範囲にスケールする関数であり、その時点での全エージェントのパラメータのうち最大のものと最小のものをを用いる。なお、 $\text{price}_p$  のマイナス値を用いているのは、製品売価が安いほど好感度が高くなるという、現実社会での一般的な認識を反映する目的である。

金銭感覚考慮好感度は、移籍先選択の際のルーレット選択の基準になるという点では、第 2 章の基礎モデルにおける総信用度や、第 4 章の拡張モデルにおける多目的好感度と同様である。しかし、金銭感覚考慮好感度が他の 2 つと最も異なる点は、移籍をする消費者エー

ジェントによって、同じ事業者エージェントでもその値が全く異なってくることである。これは、金銭感覚考慮好感度の算出に消費者エージェントの金銭重要度を用いており、金銭重要度の値は消費者エージェントごとに異なるためである。

式 (7.1) では、 $m_c$  の値が大きいほど、 $price_p$  が  $L_{p \leftarrow c}^{\text{money}}$  に与える影響が大きくなる。すなわち、金銭重要度が大きいほど、消費者エージェントは総信用度よりも製品売価の大小を重視するようになり、節約志向が強くなる。他方、金銭重要度の小さい消費者エージェントは、製品売価よりも総信用度の大小を重視するようになり、節約志向が弱くなる。

この関係を事業者エージェント側から見ると、製品売価が安い事業者エージェントは、金銭重要度が大きい消費者エージェントから選ばれる確率がより高くなる。また、総信用度が高い事業者エージェントは、金銭重要度が小さい消費者エージェントから選ばれる確率がより高くなる。

これにより、現実社会での消費者の金銭感覚の差異を、シミュレーションモデルに反映する。

### 7.2.3 実数値 GA による金銭重要度の進化

本論文では、各消費者エージェントの持つ金銭重要度に対して、**実数値 GA (Real-coded GA)** による進化を施す。実数値 GA は、遺伝子としてバイナリ配列を使わずに、実数値ベクトルに進化計算処理を直接施す方法であり、グレイコード [75] などのバイナリ配列を用いる方法と比べ、形質遺伝などの観点から優位であるとされる [76]。なお、実数値 GA による金銭重要度の交叉・突然変異は、第 4 章までに構築したシミュレーションモデルにおける GP 木構造の交叉・突然変異と同じタイミングで実施する。

ここでは、実数値 GA における交配手法として **BLX- $\alpha$  (blend crossover)** [77] を用いる。BLX- $\alpha$  は、2つの親個体の実数値ベクトルの区間  $d$  を両側に  $\alpha d$  だけ拡張した区間から、一様分布に基づいて子個体の実数値ベクトルを生成する手法である。ただし、本論文の場合、金銭重要度の存在範囲は  $[0, 1]$  に限られるため、これを超える範囲には子個体は生成されな

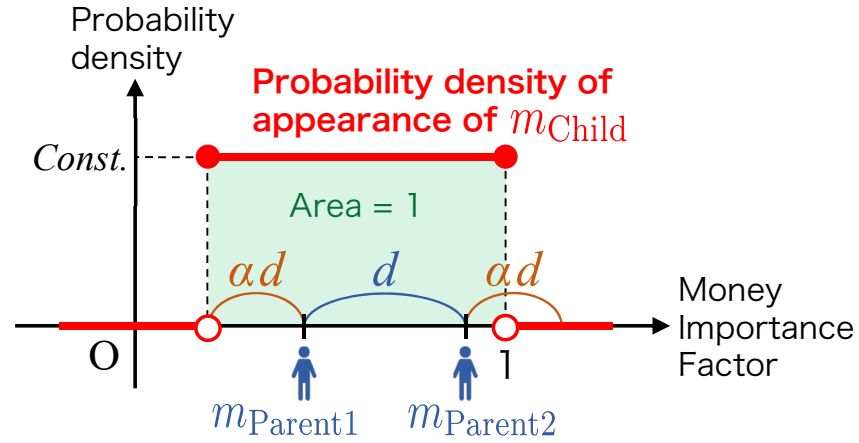


図 7.1: BLX- $\alpha$  によって 2 つの親個体から生成される子個体の金銭重要度の出現確率密度の例示

い. すなわち, 子個体の金銭重要度  $m_{\text{Child}}$  を, 以下の式 (7.2) により規定する.

$$m_{\text{Child}} = u(\max(0, \min(m_{\text{Parent1}}, m_{\text{Parent2}}) - \alpha d), \min(1, \max(m_{\text{Parent1}}, m_{\text{Parent2}}) + \alpha d)) \quad (7.2)$$

$$d = |m_{\text{Parent1}} - m_{\text{Parent2}}|$$

ここで,  $u(x, y)$  は区間  $[x, y]$  に一様に発生する乱数,  $m_{\text{Parent1}}, m_{\text{Parent2}}$  は 2 つの親個体それぞれの金銭重要度である.  $\alpha$  の値は実験条件として設定され, 具体的な設定値は 8.1.1 節にて後述する.

式 (7.2) により規定される子個体の金銭重要度の出現確率密度を, 図 7.1 に例示する. なお, 金銭重要度の実数値遺伝子に突然変異を施す際には, 正規分布 ( $\mu = 0, \sigma = 0.5$ ) に基づく乱数を加算する方法を用いる (ただし,  $[0, 1]$  の範囲を超えないものとする).

BLX- $\alpha$  は, 多変数 (多次元) の実数値ベクトルに適用した際には変数依存性に弱いという欠点が報告されている [78] が, 本論文では金銭重要度という 1 変数のみを BLX- $\alpha$  によって進化させるため, この欠点は生じず, BLX- $\alpha$  の適用は妥当であると言える.

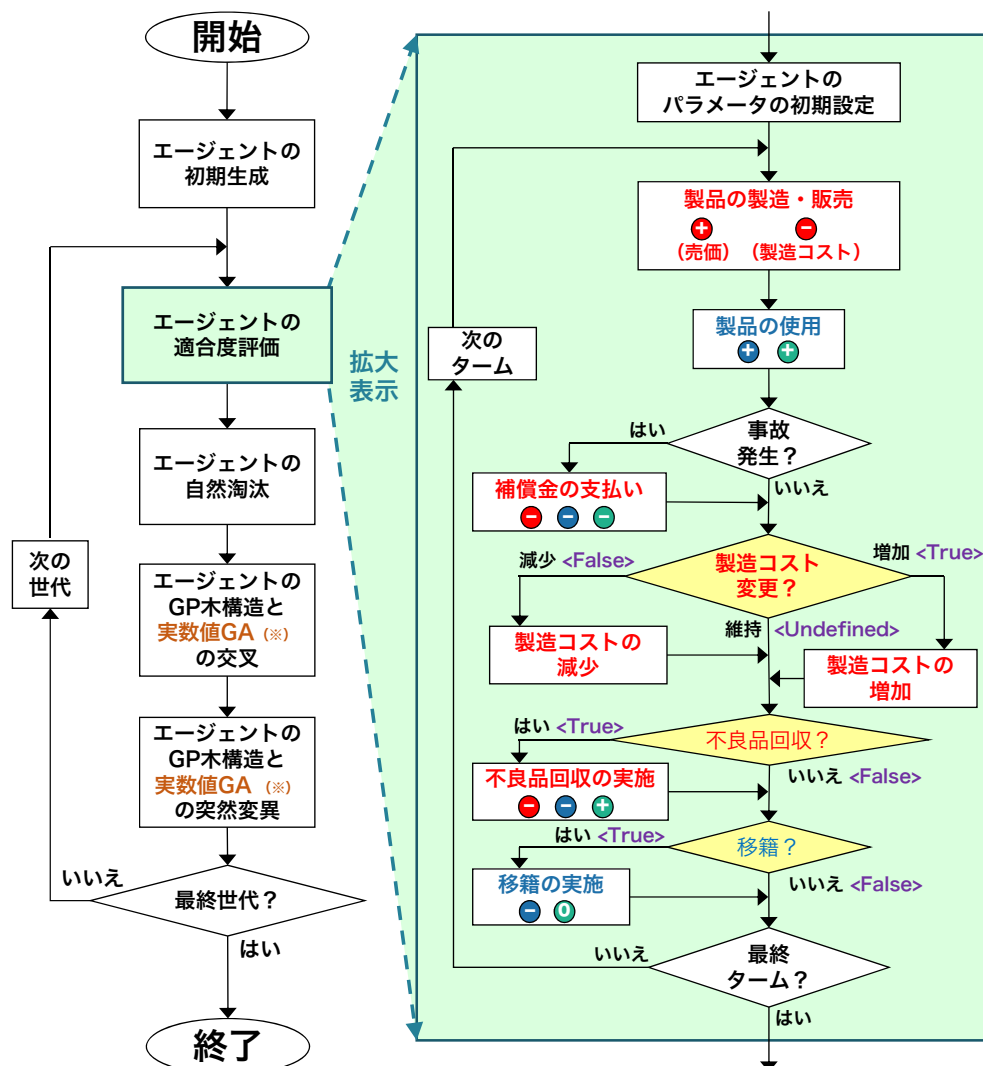
これまでの議論を踏まえ, 本論文のシミュレーションモデルにおける, 各種エージェントに適用する進化計算手法と, 遺伝子によって決定する内容の一覧を, 表 7.1 にまとめる. ま

た，実数値 GA による消費者エージェントの金銭重要度の進化を追加したシミュレーション全体の流れを，図 7.2 に示す．



表 7.1: エージェント種別ごとに適用する進化計算手法とその決定内容の一覧

エージェント 種別	遺伝子によって 決定する内容	進化計算手法			
		遺伝子型	交配方法	突然変異方法	自然選択方法
事業者	不良品回収実施の有無	論理値型 GP (2 値)	1 点交叉	ノード 1 点変異	「資産」に基づくルーレット選択
	製造コストの変更内容	論理値型 GP (3 値)	1 点交叉	ノード 1 点変異	
消費者	移籍実施の有無	論理値型 GP (2 値)	1 点交叉	ノード 1 点変異	「満足度」と「 $(-1) \times$ 支払累計額」の 同時最大化を目的とする SPEA2 応用
	金銭重要度	実数値 GA	BLX- $\alpha$	正規分布乱数加算	



### エージェント最適化フロー

(進化計算によるエージェントの学習フェーズ)

### 社会シミュレーションフロー

(エージェントが時系列で行動するフェーズ)

#### ■ 凡例

**赤字** : 事業者エージェントの行動・意思決定, **青字** : 消費者エージェントの行動・意思決定

⊕ / ⊖ : 事業者エージェントの資産の増加 / 減少

⊕ / ⊖ : 消費者エージェントの満足度の増加 / 減少

⊕ / ⊖ / 0 : 顧客の消費者エージェントが事業者エージェントに対して抱く信用度の増加 / 減少 / ゼロリセット

◇ : GP木構造の演算による意思決定

<Value> : 意思決定に対応するGP木構造からの出力値

(※) 実数値GAにより, 各消費者エージェントの金銭重要度が決定および変更される。 [7.2.3節 参照]

(実数値GAは消費者エージェントのみが対象, 事業者エージェントの処理は第2章, 第4章のモデルと同様。)

(注) フロー中の各ステップにおける資産, 満足度, 信用度の具体的な増減値は, 実験条件として与えられる。

[表8.1 参照]

図 7.2: シミュレーション全体の流れ (消費者エージェントへの実数値 GA の適用を追加したもの)

#### 7.2.4 本章のまとめ

本章では、消費者の金銭感覚の多様性を考慮するためのシミュレーションモデルの拡張を目的として、消費者エージェントの金銭感覚を表現するための新規手法である金銭重要度の提案を行った。また、金銭重要度を用いることにより、各消費者エージェントからみたときの事業者エージェントの金銭感覚考慮好感度を規定した。さらに、実数値 GA の手法を用いた金銭重要度の進化の方法について定めた。

次の第 8 章では、社会シミュレーション実験とその結果分析を通じて、本章で更に拡張されたシミュレーションモデルの検証を行うと共に、エージェントの振る舞いを観測し、考察を行う。



## 第8章 消費者の金銭感覚モデルの検証実験

### 8.1 実験準備

#### 8.1.1 実験条件の設定

まずは、第7章にて提案した手法の有効性を検証するべく、新規手法以外は第6章までの実験と同様の条件として、シミュレーション実験を行う。

本章の実験において、実験条件として設定する各種の値を、表8.1に示す。また、本実験では、式(2.7)にある製品事故発生確率のベースとなる値 $\beta$ について、低い値(0.0025)と高い値(0.015)の2種類のシナリオによるシミュレーションを別々に実施し、製品事故発生確率の高い場合と低い場合の進化推移の変化を観察する。

#### 8.1.2 エージェント分布の分析の方法

シミュレーション実験の結果として得られたエージェント分布の分析にあたっては、まず、最終世代における消費者エージェント全体の金銭重要度の平均値を算出し、この平均値を境界として消費者エージェントを2つのグループに分類する。次に、最終世代の全タームにわたる製品の販売経路を追跡し、消費者エージェントの各グループへ販売した製品の個数を、グループ別に事業者エージェントごとに集計する。そして、製品販売数の上位20個体(上位10%)に入った事業者エージェントを抽出し、分類する。

これは、6.2.2節にて述べた製品追跡による分析の方法と同様のものである。ただし、本章の分析においては、クラスタリングは用いず、その代わりに、前述の通り金銭重要度の平均値を基準とした分類を行う。

表 8.1: 実験条件

実験条件の種類	設定した値
世代数	300
1 世代あたりターム数	120
$ \mathcal{P}_{\text{producer}} $ : 事業者エージェント数 (集団サイズ)	200
$ \mathcal{P}_{\text{consumer}} $ : 消費者エージェント数 (集団サイズ)	5,000
$\ell$ : 製品寿命のターム数	12
初期値 $v_{\text{init}}$ (資産)	20,000
初期値 $v_{\text{init}}$ (満足度)	0
初期値 $v_{\text{init}}$ (信用度)	0
$R$ : 全事業者エージェントに共通の原価率 (固定)	0.8
事業者エージェントの製造コストの初期値	0.5
事業者エージェントの製造コストの取りうる最小値	0.05
$u_{\text{cost}}$ : 事業者エージェントの製造コストの変更単位	0.05
製品 1 個あたりの不良品回収追加費用	1
製品を 1 ターム使用した際の消費者エージェントの満足度	+1
製品を 1 ターム使用した際の消費者エージェントの信用度	+1
移籍を実施した消費者エージェントの満足度	$\pm 0$
製品事故を発生させた事業者の支払補償額	200
製品事故に遭遇した際の消費者エージェントの満足度	-100
製品事故に遭遇した際の消費者エージェントの信用度	-100
製品事故を発生させた事業者の顧客である消費者の満足度 (事故に遭遇した当事者以外)	-5
製品事故を発生させた事業者の顧客である消費者の信用度 (事故に遭遇した当事者以外)	-5
不良品回収に遭遇した際の消費者エージェントの満足度	-1
不良品回収に遭遇した際の消費者エージェントの信用度	+10
式 (2.7) における定数 $\beta$ (事故発生確率のベース値)	$1.5 \times 10^{-2}$
式 (2.7) における定数 $r$ (不良品回収実施時の事故発生確率の変動倍率)	0.5
度外視マージン $dm$ (資産)	10
度外視マージン $dm$ (自社製品の累計事故発生数)	0
度外視マージン $dm$ (顧客数)	3
度外視マージン $dm$ (総信用度)	100
度外視マージン $dm$ ( $z$ (製品売価))	$1.0 \times 10^{-3}$
エージェント初期生成時の GP 木構造の深さの範囲	[0, 3]
エージェント最適化フロー全体を通じた GP 木構造の深さの範囲	[0, 7]
<b>BLX-<math>\alpha</math> で用いる定数 <math>\alpha</math></b>	<b>0.2</b>
進化計算の交叉率	0.8
進化計算の突然変異率	0.02
突然変異で既存ノードと置換する新規 GP 木構造の深さの範囲	[0, 2]

(注) 一部で、事業者エージェントを「事業者」、消費者エージェントを「消費者」と、それぞれ略記した。

## 8.2 実験結果と考察

### 8.2.1 金銭重要度と製品購入先の関係性

まず、8.1.2 節にて述べた方法によって、最終世代における消費者エージェントと事業者エージェントそれぞれを分類した結果を、図 8.1 に示す ( $\beta = 0.015$  の場合)。なお、金銭重要度の平均値は 0.337 であった。

図 8.1 の①、②は、消費者エージェント分布の結果の図示である。横軸は金銭重要度で共通であり、縦軸はそれぞれ、①は支払累計額、②は不良品回収遭遇回数である。①では、金銭重要度の低い消費者エージェントの方が、支払累計額の高い領域により多く分布したことが観測された。これは、本論文で提案した金銭重要度の性質に鑑みて、説明可能な結果であると言える。また、②では、金銭重要度の高い消費者エージェントの方が、やや高頻度で不良品回収に遭遇する様子が見られた。この結果は、出費をより気にする消費者エージェントの方が、むしろ不良品回収を多く行う事業者エージェントを好んで選択した、ということを意味している。このことは、現実社会において、不良品回収を誠実に行う事業者は高価・高品質志向の消費者にも好まれる可能性がある、ということを示唆していると解釈できる。

図 8.1 の③、④に図示した事業者エージェントは、8.1.2 節にて述べた方法による分類に応じて、プロットの色とサイズを変更している。③、④の製品売価に注目すると、製品売価が低い領域には、黒色の四角印、つまり、金銭重要度の高い（製品売価を重視する）消費者エージェントへより多くの製品を販売した事業者エージェントが分布している。逆に、製品売価が高い領域には、灰色の四角印、つまり、金銭重要度の低い（製品売価を気にしない）消費者エージェントへ多くの製品を販売した事業者エージェントが多く分布している。これらの分布も、金銭重要度の性質に鑑みて、説明可能な結果であると言える。この結果から、事業者エージェントに対する消費者エージェントの選好において、金銭重要度が目的どおりに機能していることが確認できた。

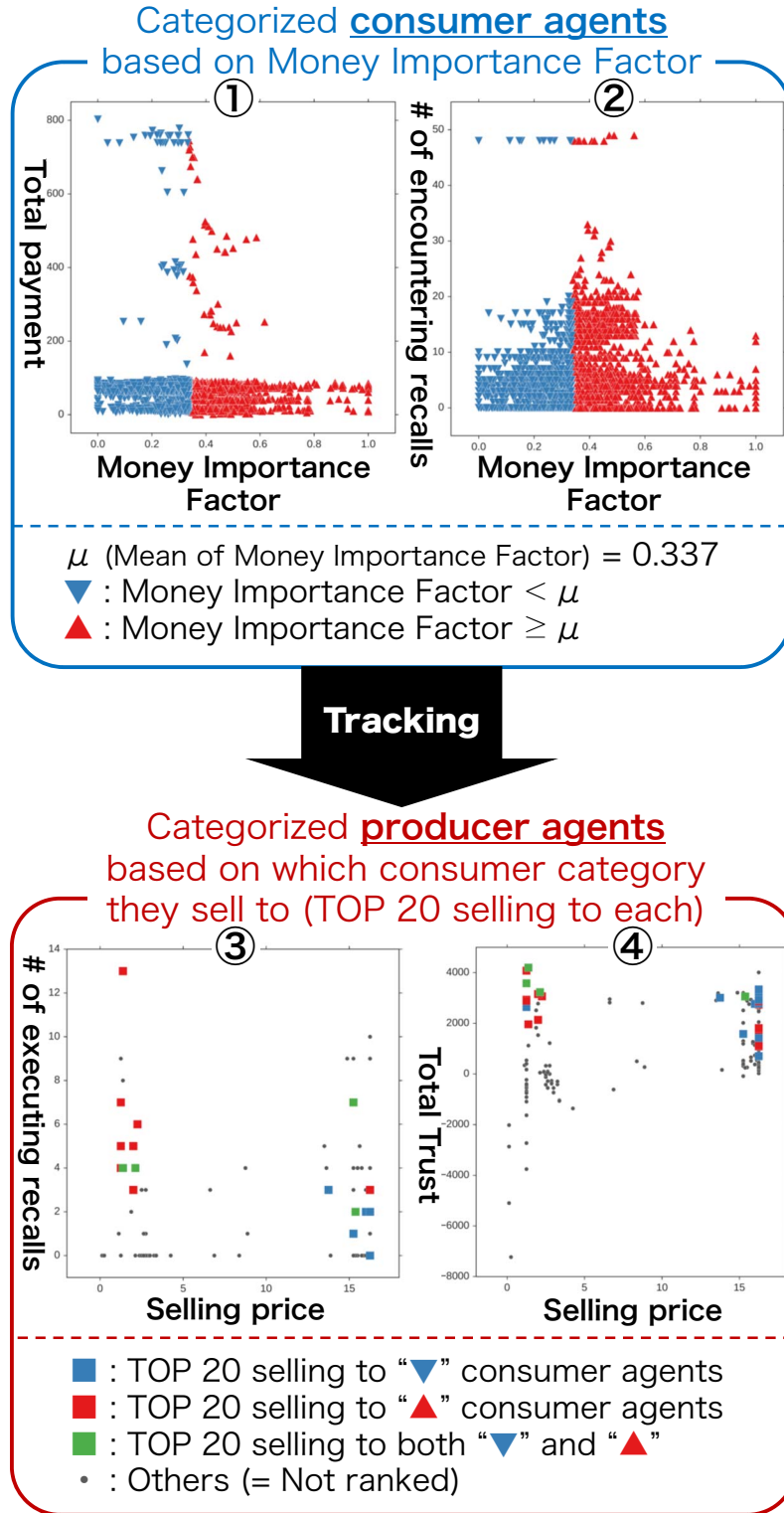


図 8.1: 金銭重要度の値に基づく消費者エージェントの分類結果と、製品購入先の事業者エージェントの追跡結果 ( $\beta = 0.015$ )



### 8.2.2 共進化による金銭重要度の進化推移

次に、金銭重要度と、それに関連する指標の進化推移を観察することにより、金銭重要度のモデルの機能を検証した。製品事故発生確率の高い場合と低い場合それぞれのシナリオにおける進化計算の推移結果を、指標ごとに図 8.2、図 8.3、図 8.4 に示す。これらは、共進化型社会シミュレーションの変容プロセスの全体像を示すものである。

図 8.2 では、製品事故発生確率の高いシナリオ下の方が、製品売価がより高くなる方向へ進化してゆく様子が見られた。これは、事故の発生を予防するために、より多くの製造コストを投じて品質を向上し、事故発生確率を下げるように事業者エージェントが進化した結果と解釈することができる。そして、この製品売価上昇に連動する形で、図 8.3 では消費者エージェントの支払累計額も、より大きくなる方向へ進化した様子が見られた。

ここで注目したいのが、図 8.4 が示す金銭重要度の進化推移である。図 8.4 によれば、金銭重要度の進化の方向はシナリオによって大きく異なり、製品事故発生確率の高いシナリオの方では、金銭重要度が低くなる方向へ進化してゆく様子が観測された。本シミュレーションモデルでは、製品売価の安さを重視しすぎると、製品事故に遭遇する可能性がより高くなってしまうため、この観測結果は、製品事故から自らの身を守るために、たとえそれが高い製品であっても購入しようとする方向へ、消費者エージェントが進化した結果であると解釈できる。同時に、これらの結果は、事業者エージェントの進化に適応しながら消費者エージェントが進化したことを示しており、エージェント両種による共進化が有効に機能していることが確認できた。

これらの実験結果から、現実社会において、製品事故の発生確率がより高い品種や環境では、事業者は事故発生を予防するべく高価・高品質の製品を作るようになるとともに、消費者は事故を避けるべく製品売価にこだわらない購買活動を行うようになる、という予測を得ることができる。この予測自体は必ずしも意外な内容ではないが、予測的アプローチによる実験結果として、このような事業者の意思決定や消費者の金銭感覚の変化の予測が合理的に得られたことは興味深い。

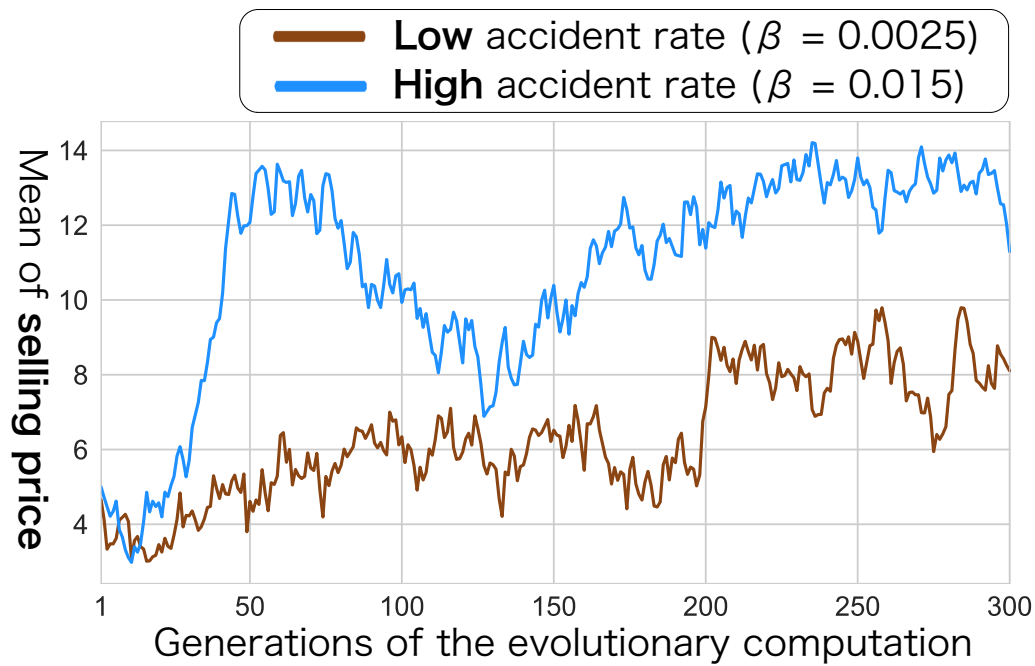


図 8.2: 事業者エージェントの製品売価の平均値の進化推移

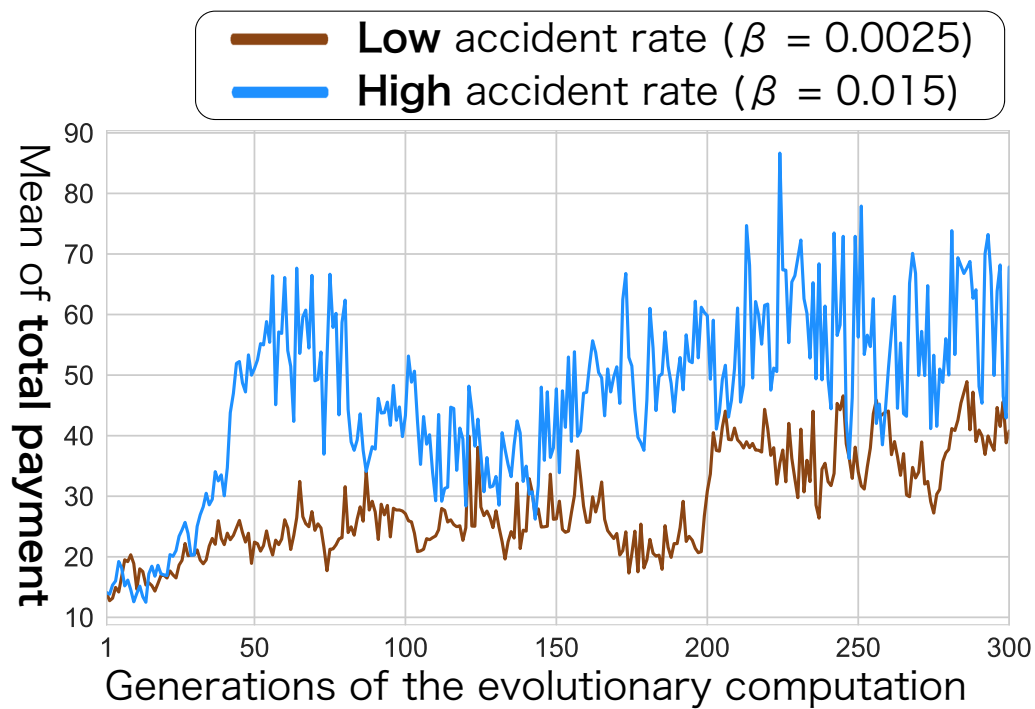


図 8.3: 消費者エージェントの支払累計額の平均値の進化推移

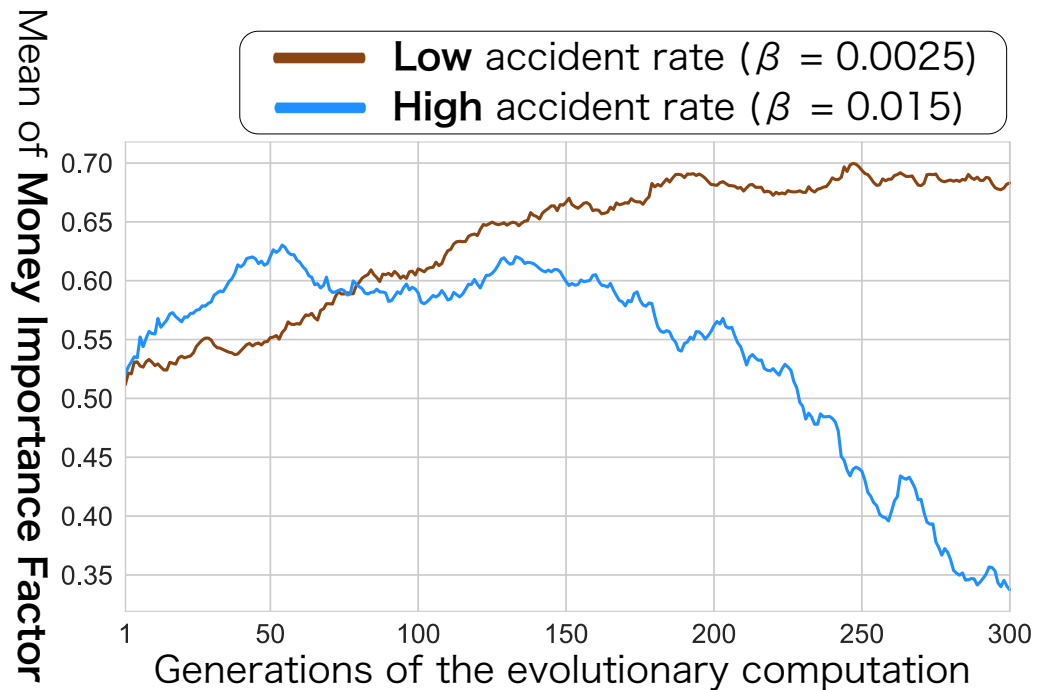


図 8.4: 消費者エージェントの金銭重要度の平均値の進化推移

### 8.2.3 不良品回収制度の改善に向けた示唆

さらに、不良品回収制度の分析・改善の観点からの考察を述べる。図 8.1 の③に示した事業者エージェントの不良品回収頻度の分布によると、製品売価が安い場合だけではなく、高い場合であっても不良品回収が積極的に実施されている様子が観測できる。また、④に示した総信用度の分布においても、製品売価の大小いずれの領域においても、総信用度の高い事業者エージェントが観測できる。この現象は、次のように説明できるものであると推測される。

- 自身の製品売価が安い場合、事業者エージェントは製品の品質改善を不良品回収によって進めようとするため、不良品回収が積極的に実施される。
- 自身の製品売価が高い場合、事業者エージェントは誠実に不良品回収を実施することによって総信用度を改善し、金銭重要度の低い消費者エージェントをより多く集めようとするため、不良品回収が積極的に実施される。

このように、製品売価の大小によって推測されるメカニズムは異なるものの、結果的にはどちらの場合でも不良品回収が積極的に実施されている様子が確認できた。

2.4.5 節にて述べたように、本論文においては、「不良品回収は悪ではなく、社会の安全を確保するために必要な手段である」という認識が一般的となっているような望ましい状況 [35, 36] の社会を想定している。つまり、消費者エージェントは不良品回収を誠実な対応として好意的にとらえ、信用度を増加させる。

前述の現象は、この想定に起因するものと推測される。換言すれば、現実社会においても、「不良品回収は望ましいアクションである」という認識が社会に浸透すれば、たとえ消費者の金銭感覚が人それぞれ多様であっても、また、事業者の製品売価が高くても安くても、不良品回収が積極的に行われる可能性があるということを、この結果は示唆していると解釈できる。従って、不良品回収の促進のためには、まず不良品回収自体のイメージを改善するような制度改善が重要となり得るという示唆を、この結果から得ることができる。

## 8.3 本章のまとめ

本章では、第7章にて拡張したシミュレーションモデル、特に提案手法である金銭重要度の検証を行うべく、シミュレーション実験を実行した。実験の結果、金銭重要度が高い消費者エージェントに対しては製品売価の安い事業者エージェントが多く製品を販売するなど、金銭重要度が目的通りに機能し、消費者エージェントの金銭感覚の多様性を考慮したシミュレーションを実現できた確認された。また、事業者エージェントと消費者エージェントの共進化の作用を受けて金銭重要度が進化し、消費者エージェントは製品事故から自らの身を守るような進化を遂げる様子が観測された。

さらに、実験結果の分析の結果として、不良品回収の促進のためには、まず不良品回収自体のイメージを改善し、「不良品回収は、社会に必要な信用すべきアクションである」という認識を社会に広められるような制度改善が重要になり得る、という示唆を得ることができた。

## 第9章 不良品回収実施時の対応の巧拙差を想定したシミュレーション

### 9.1 不良品回収によって生じる信用の差異

第8章では、不良品回収によって事業者エージェントが得る信用について、実験結果に基づいた考察を展開した。しかし、現実社会においては、不良品回収を実施する際に、事業者が消費者に対して発信する時期や内容といった、消費者への対応の巧拙によって、消費者が抱くイメージは異なると推測される。例えば、不良品回収の実施が決定された際に、事業者の経営トップが迅速に会見を開き謝罪するケースと、事業者からの誠実なメッセージ発信がいつまでも行われないケースとで、一般消費者が事業者に対して抱く信用が異なってくることは、経験的にも予測できる。加えて、従来研究においても、不良品回収の告知文の違いが、消費者の抱くイメージに影響を与えるということが、科学的に確認されている [11]。

そこで本章では、事業者エージェント間で不良品回収プロセスの巧拙に差があることを想定し、不良品回収の実施時に消費者エージェントから得られる信用度（以下、不良品回収信用度）に2種類の値を設定する。そして、得られる信用度が異なる事業者エージェントが共存する環境によるシミュレーション実験を行う。これにより、不良品回収に対する消費者からの評価の差が、事業者および消費者の行動や、事業者の販売成績に与える影響について、考察を行う。

## 9.2 不良品回収信用度の異なる複数の事業者エージェント集団

本実験では、事業者エージェントを2個の集団に分割する。そして、同じ集団に属する事業者エージェントは、同じ不良品回収信用度が設定される。これにより、不良品回収の実施に際して、消費者エージェントから信頼を得られるように上手く進められる事業者エージェント集団と、逆に消費者エージェントからの信頼を損ねてしまう事業者エージェント集団を、シミュレーション環境に表現する。なお、消費者エージェントには区別を設けず、消費者エージェントはどちらの集団の事業者エージェントの顧客グループにも属することが可能であり、集団を跨ぐ移籍も可能であるものとする。

本実験では、それぞれの集団の事業者エージェントの設定する不良品回収信用度を、それぞれ「-10」および「+10」に設定する。また、各集団に属する事業者エージェント数の比率は1:1とする。各集団に設定された不良品回収信用度、および所属エージェント数は、進化による変動はせずシミュレーション全体を通じて一定とする。ここで述べた事業者エージェント集団の概要を、図9.1に示す。

なお、エージェント最適化フローにおける事業者エージェントの交叉処理では、同じ集団に属する事業者エージェント同士のみを交叉の対象とする。例えば、不良品回収信用度が-10である事業者エージェントは、同じく不良品回収信用度が-10の事業者エージェントとは交叉がなされるが、不良品回収信用度が+10の事業者エージェントとは交叉されない。これにより、各事業者エージェントの不良品回収信用度を前提とした、個々の行動の学習を実現させる。これに関連して、事業者エージェントの自然淘汰処理も、そのルーレット選択を各集団の中で完結させる。つまり、他の集団の事業者エージェントの適合度は、選択させる確率には影響を及ぼさない。

## 9.3 その他の実験条件の設定

9.2節で述べた事業者エージェント集団の設置、および不良品回収信用度の設定以外の実験条件については、8章の実験のもの（表8.1）と同一とする。製品事故の発生確率のベ-

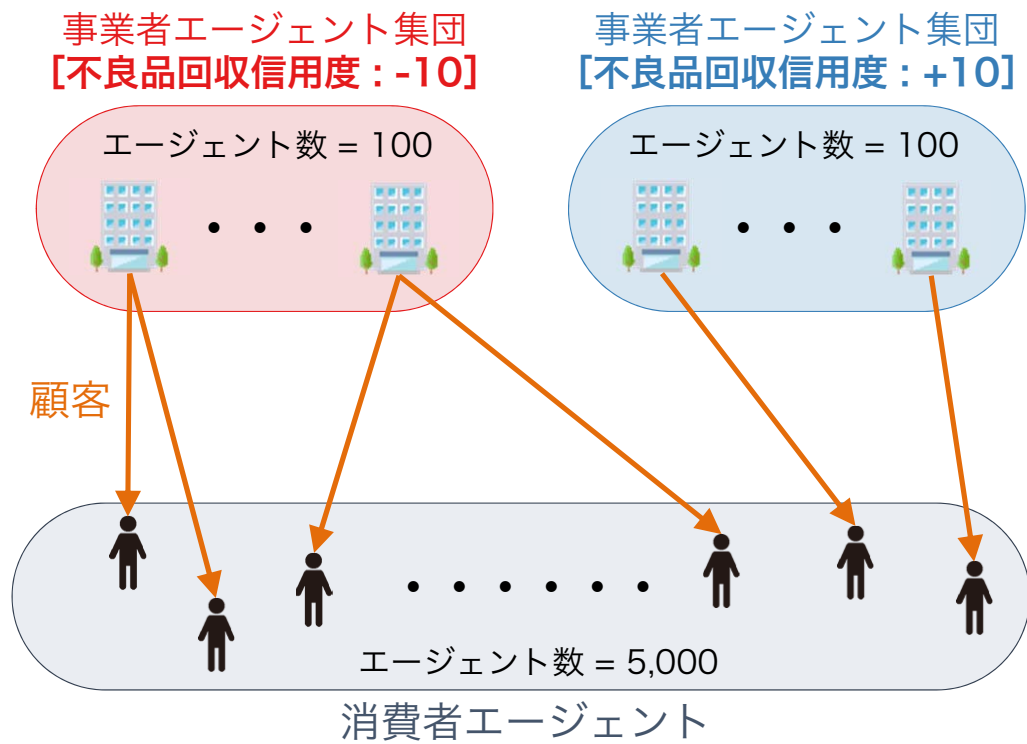


図 9.1: 異なる不良品回収信用度を持つ複数の事業者エージェント集団の設定

スとなる定数  $\beta$  については、 $\beta = 0.015$  とした。

## 9.4 実験結果と考察

ここでは、同一の実験条件で、10回のシミュレーション実験を試行した。その結果、試行回によってある程度のばらつきはあるものの、全体的な定性的傾向としては、同様の結果となった。従って、本節では10回のうちから1回分を選択して結果を提示するが、他の試行回の結果を参照しても、本節における考察内容に影響は生じない。

### 9.4.1 事業者エージェント集団ごとの進化推移の差異

まず、本実験における事業者のエージェントの進化推移を、不良品回収信用度によって分割された集団別に観察し、その差異についての考察を行う。事業者エージェントにおける資産の集団別平均値の進化推移の結果を図9.2に、集団別標準偏差の進化推移の結果を図9.3に、それぞれ示す。同様に、総信用度の結果を図9.4に、製品売価の結果を図9.5に、不良品回収実施回数の結果を図9.6に、それぞれ示す。

図9.4によれば、不良品回収信用度+10の集団（以下、+10集団）と、同-10の集団（以下、-10集団）の総信用度の差が、進化を経るに連れて縮んでいったことがわかる。これは、図9.6に示した通り、不良品回収実施回数が進化に応じて両集団ともに減少していったことに由来する。そして、不良品回収実施回数は、進化により減少していく間、-10の集団の方が+10の集団よりも多い世代が続いた。不良品回収の実施のデメリットが小さい+10集団よりも、デメリットが大きい-10集団の方が、その実施回数が多くなったという結果は、これ単独で見ると逆転しているかのようにも感じられる。

そこで、図9.5を参照すると、製品売価は+10集団の方が高くなるように進化していったことがわかる。この製品売価と不良品回収実施回数の結果を合わせると、+10集団の事業者エージェントは、自身らには不良品回収で信用が得られるメリットがあるにもかかわらず、高級品を製造・販売することで品質改善を施していったという結果となった。逆に、-10集



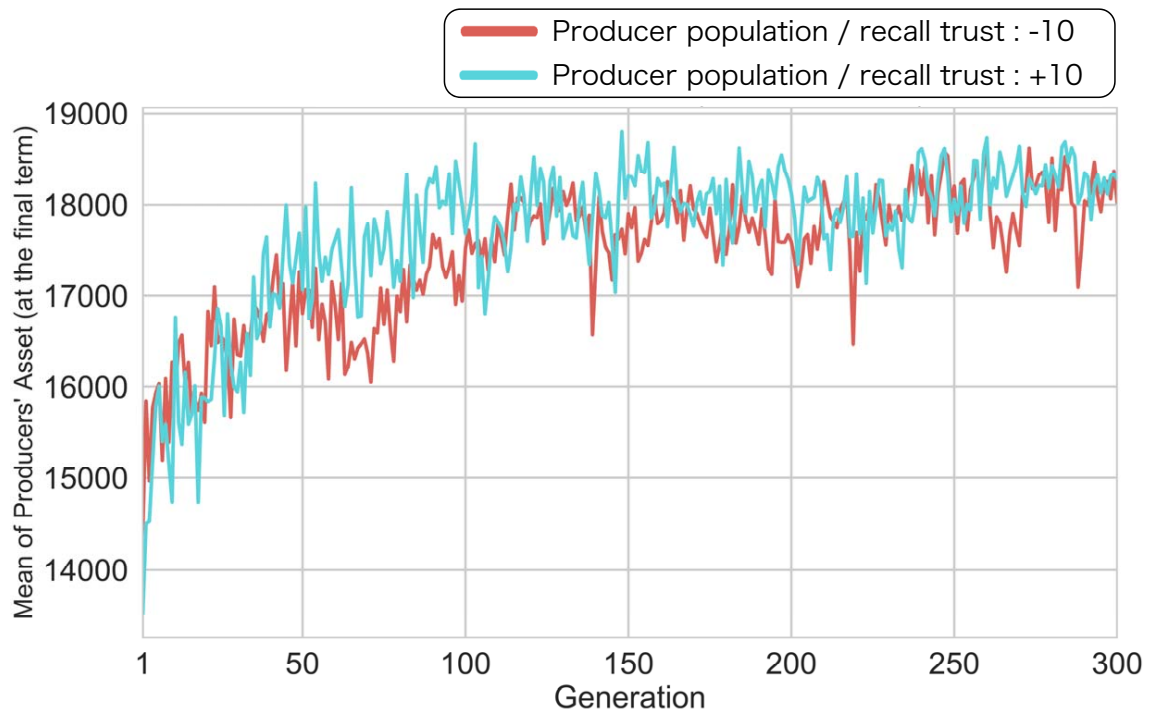


図 9.2: 事業者エージェントの資産の集団別平均値の進化推移

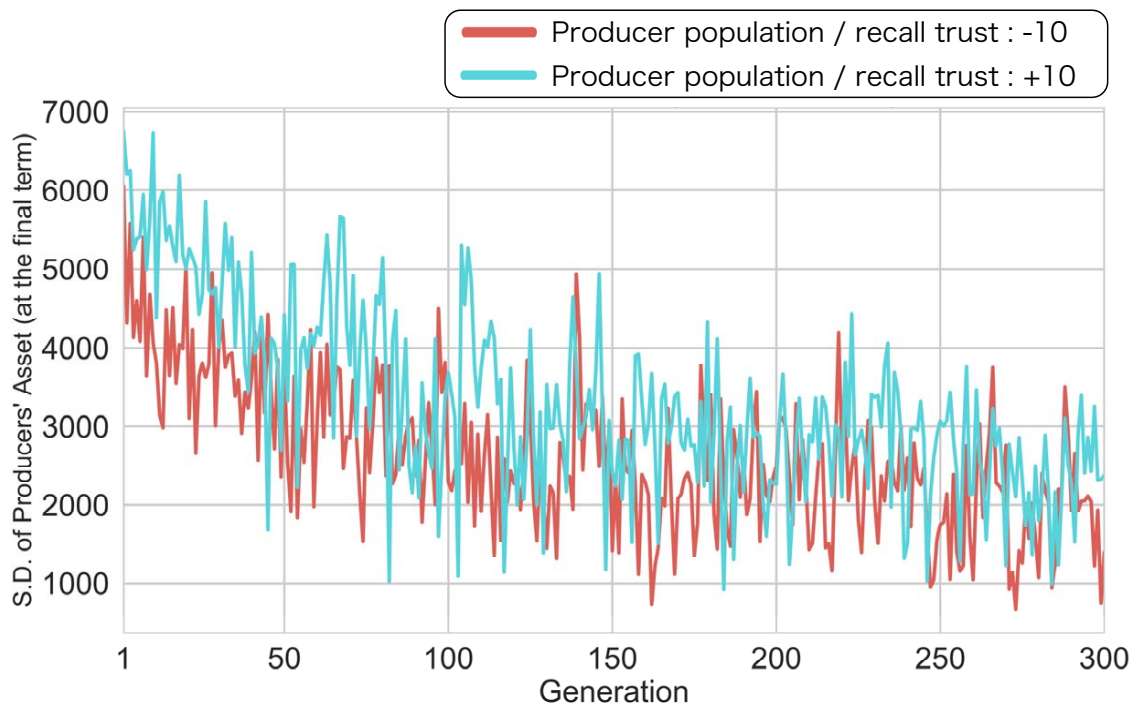


図 9.3: 事業者エージェントの資産の集団別標準偏差の進化推移

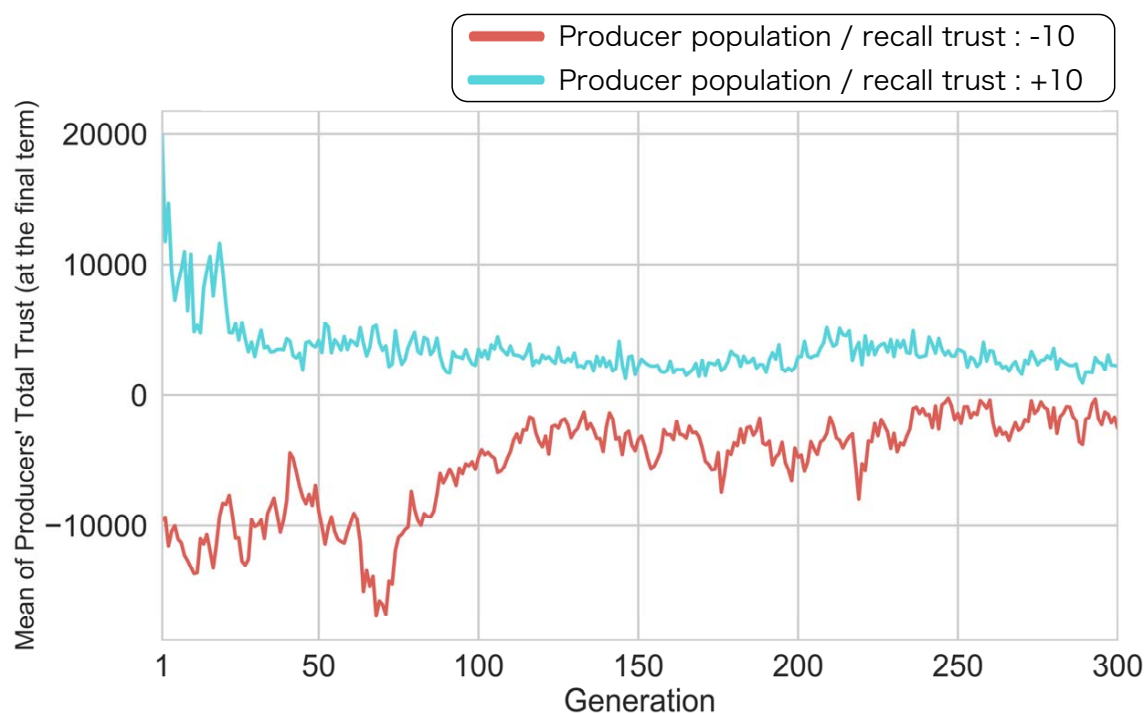


図 9.4: 事業者エージェントの総信用度の集団別平均値の進化推移



図 9.5: 事業者エージェントの製品売価の集団別平均値の進化推移

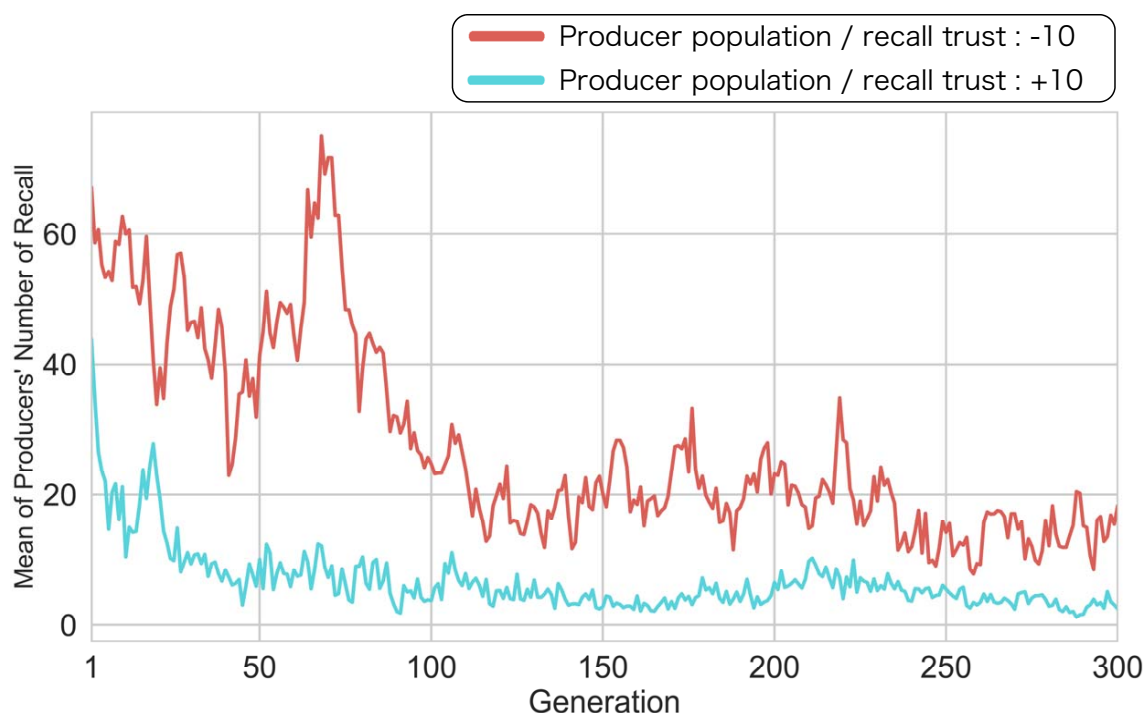


図 9.6: 事業者エージェントの不良品回収実施回数の集団別の進化推移

団の事業者エージェントは、自身らは不良品回収で信用を失うにもかかわらず、不良品回収を実施することによる品質改善を行うことで、あくまで廉価品の製造・販売にこだわった、という結果であった。なお、図 9.2 から、最終的な資産については、+10 集団の方が -10 集団より若干優位になる傾向が見られたものの、両集団でさほど大きな差は生じなかったことが確認できる。ただし、図 9.3 から、+10 集団の方が -10 集団よりもエージェントごとの資産のばらつきがやや大きくなる傾向があり、+10 集団は -10 集団よりも貧富の差が生じる傾向が強かったという違いが生じた。

この結果を考察するにあたって、ここでは更に消費者エージェントの動きに注目したい。事業者エージェントにおける、最終タームでの顧客数の集団別平均値の進化推移の結果を図 9.7 に、消費者エージェントの移籍先に選ばれた回数の集団別平均値の進化推移の結果を図 9.7 に、それぞれ示す。加えて、消費者エージェントの金銭重要度の平均値の進化推移を、図 9.9 に示す。

図 9.7 によれば、進化を経るにつれて、-10 集団の方が顧客数が多くなってゆく結果となった。他方、図 9.8 によれば、消費者エージェントの移籍先に選ばれる回数は +10 集団の方が多かった。これらの結果から、+10 集団の事業者エージェントは「顧客を引き寄せやすいが離れても行きやすい」という性質が -10 集団よりも強いと考えられる。この性質が創発した原因を解明するためには、消費者エージェントの行動の詳細な分析が必要となるが、GP 木構造などの分析による詳細な原因解明には、現時点で至っておらず、これは今後の課題である。なお、図 9.9 によれば、消費者エージェントの金銭重要度は全体としては上昇傾向であったが、移籍先の選択に際して強い影響力を与えるほどの値の変化ではなかったものと推測される。

#### 9.4.2 製品追跡を用いたエージェント分布の分析

次に、第 8 章と同様に、金銭重要度の平均値からの大小に基づく消費者エージェントの分類結果と、製品追跡による事業者エージェントの販売数集計結果とに基づく、両種エージェントの分布を分析した。最終世代における消費者エージェントと事業者エージェントそれぞれを分類した結果を、図 9.10 に示す。なお、金銭重要度の平均値は 0.564 であった。

図 9.10 の①、②は、消費者エージェント分布の結果の図示である。横軸は金銭重要度で共通であり、縦軸はそれぞれ、①は支払累計額、②は不良品回収遭遇回数である。①では、8.2.1 の図 8.1 のように、金銭重要度による消費者の明らかな分布の差は確認されなかったが、最終世代で最も支払累計額の多くなった消費者エージェントは、金銭重要度の低いものであった。また、②では、金銭重要度の高い消費者エージェントほど、不良品回収に遭遇しやすい傾向が見られた。金銭重要度の高い消費者エージェントが移籍先に選択しやすいのが製品売価の安い事業者エージェントであり、図 9.5 および図 9.6 に示された結果により、製品売価の安い事業者エージェントは不良品回収を積極的に実施する傾向があったことにより、この結果は説明される。

図 8.1 の③、④に図示した事業者エージェントは、8.1.2 節にて述べた方法による分類に応じて、プロットの色とサイズを変更している。さらにここでは、事業者エージェントが属

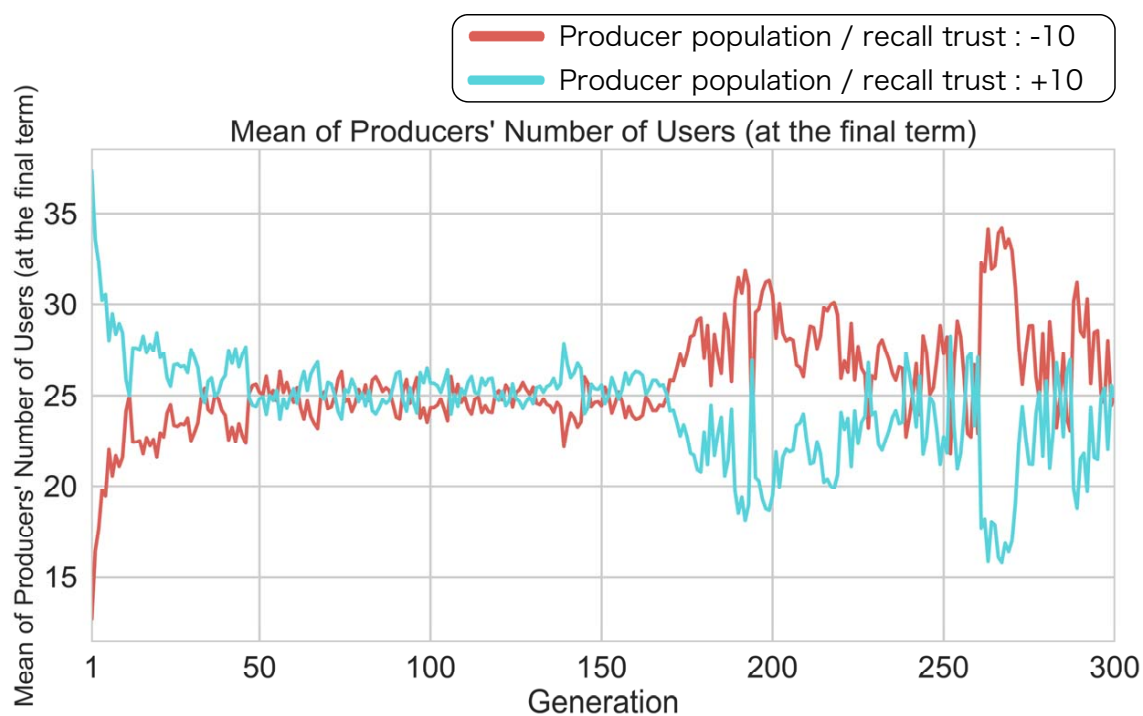


図 9.7: 事業者エージェントの顧客数（最終ターム）の集団別平均値の進化推移

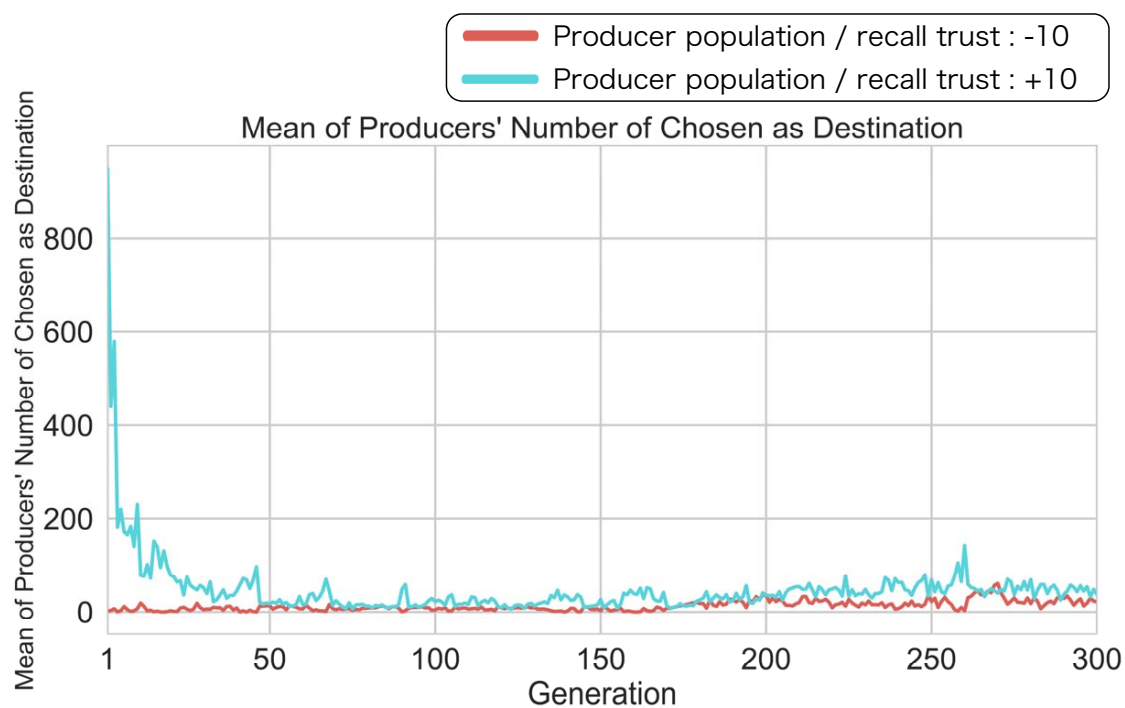


図 9.8: 各事業者エージェントが消費者エージェントの移籍先選ばれた回数の集団別平均値の進化推移

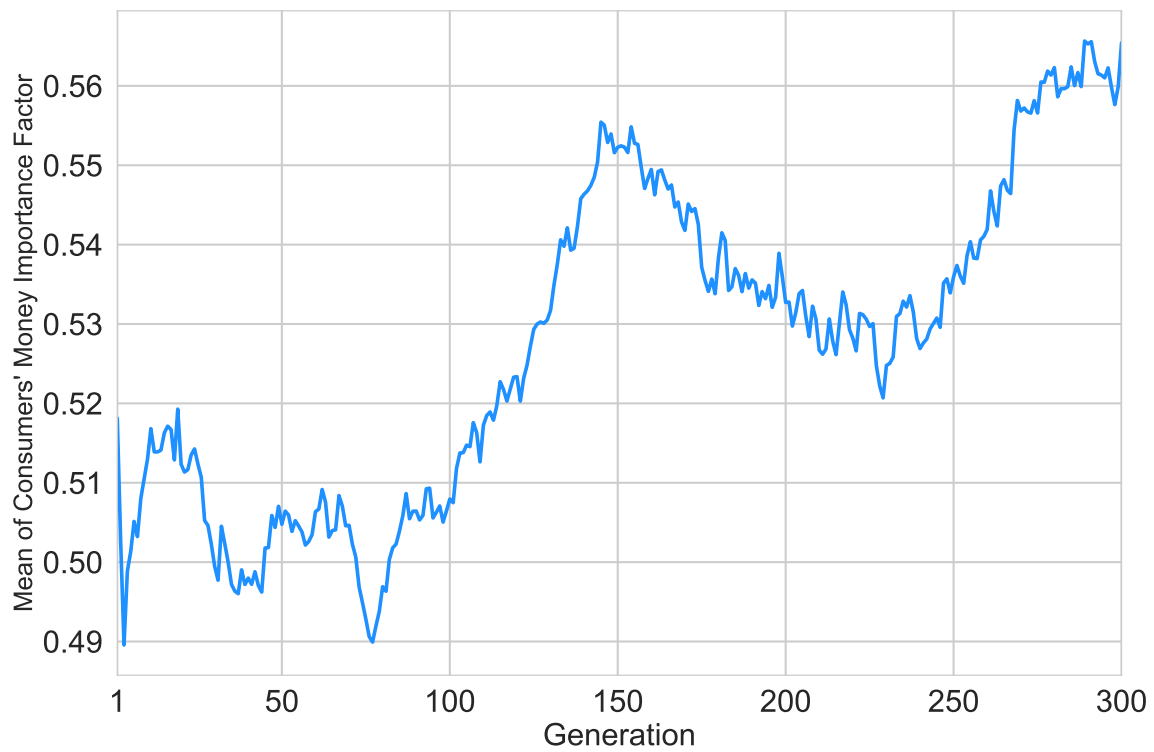


図 9.9: 消費者エージェントの金銭重要度の平均値の進化推移

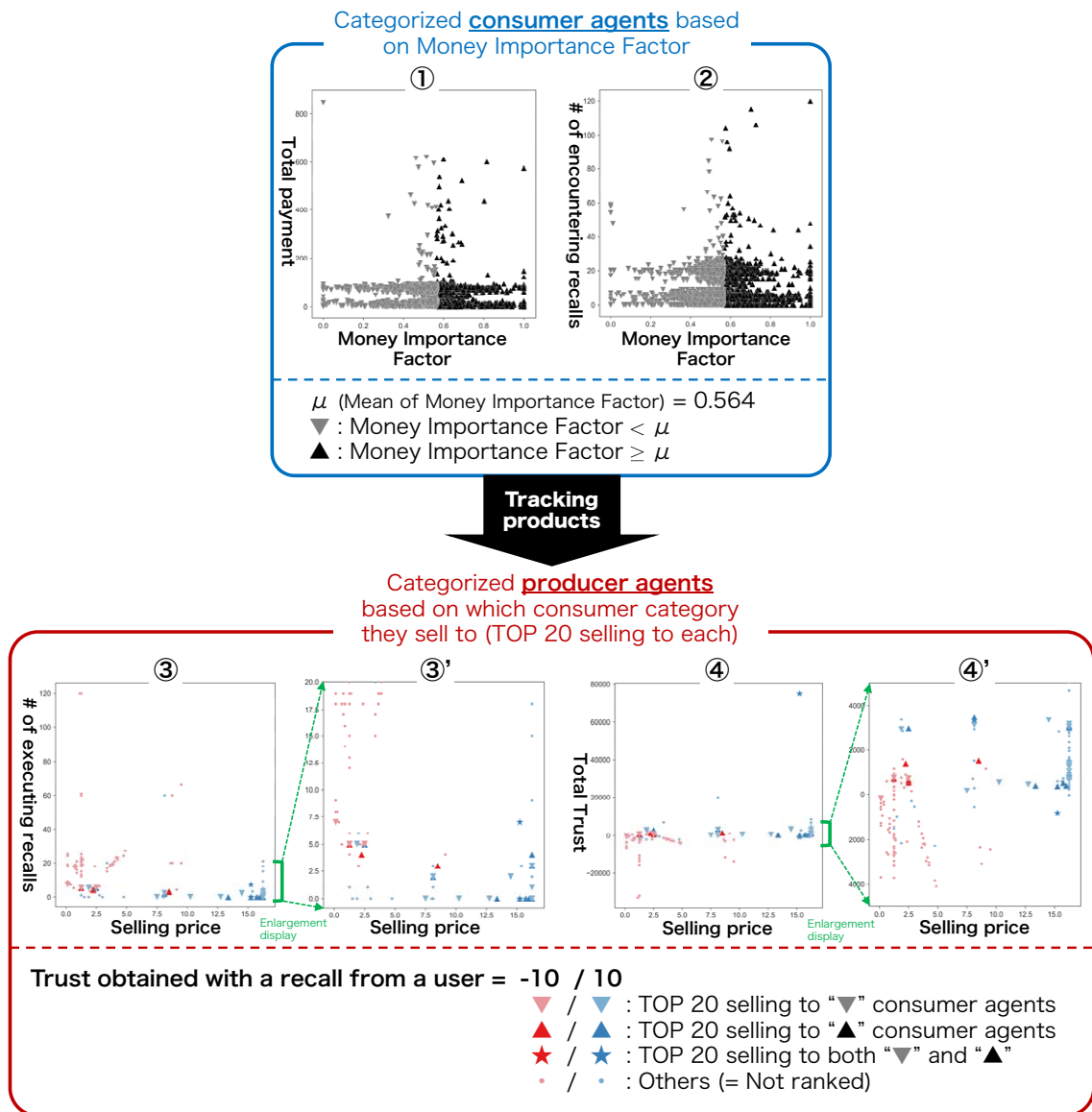


図 9.10: 消費者エージェントの金銭重要度の平均値の進化推移

している集団に応じたプロットの色分けも実施しており、-10 集団の事業者エージェントは赤系統の色に、+10 集団の事業者エージェントは青系統の色に、それぞれプロットされている。横軸は金銭重要度で共通であり、縦軸はそれぞれ、③は不良品回収実施回数、④は総信用度である。また、可読性を向上させる目的で、③および④の一部を拡大表示したものを、それぞれ③' および④' に示す。

全体的な傾向としては、製品売価と総信用度は -10 集団よりも +10 集団の方が高い傾向、不良品回収は +10 集団よりも -10 集団の方が多い傾向がそれぞれ見られた。これらの傾向は、いずれも 9.4 節にて示した実験結果を裏付けるものである。

③、④にて三角印および星印でプロットされている事業者エージェントは、いずれも製品販売数が上位となったものであるが、販売数上位になった事業者エージェントは、-10 集団よりも +10 集団に属するものの方が多く観測された。ここで注目したいのは、③（および③'）によれば、販売数上位に入った事業者エージェントの多くが、+10 集団に属している事業者エージェントであったことである。先程の進化推移に関する結果と合わせて考察すると、不良品回収が上手い事業者エージェント（+10 集団）の方が、単価の高い高級品を扱っても、販売数を伸ばすことが可能であったと言える。他方、不良品回収が下手な事業者エージェント（-10 集団）は、廉価品を扱わなければ、新規顧客を呼び込めず、不良品回収が上手い事業者エージェントに対抗することが出来なかったと言える。今回の実験では、結果的に +10 集団と -10 集団では最終的な資産にさほど大きな差は見られなかったが、製品販売数や新規顧客に選ばれた回数は +10 手段の方が多くなったことから、不良品回収を上手く行うことが事業者エージェントにとって有効であることが、シミュレーション結果から定量的に示唆されたと言える。現実社会の制度改善という観点では、不良品回収の際の消費者への発信などの対応を適切に行うことが出来るよう、事業者から消費者への不良品回収の発信方法などに関する制度の整備・改善等が有効になりうる、という示唆を得ることができた。



## 9.5 本章のまとめ

本章では、事業者エージェント間で不良品回収プロセスの巧拙に差があることを想定し、第8章でのシミュレーション実験条件を発展させ2種類の不良品回収信用度を設定し、それに基づき事業者エージェントを集団に分割したモデルによる実験を実施した。実験の結果、不良品回収信用度の高い集団では、低い集団と比べて、製品売価が全体的に高くなり、不良品回収が全体的に少なくなる傾向が、それぞれ見られた。また、不良品回収信用度の高い集団は「顧客を引き寄せやすいが離れても行きやすい」という性質が強い、と考えられる結果が得られたが、その原因となる消費者エージェントの行動原理については、今後、より詳細な分析が必要である。

さらに、製品追跡に基づくエージェント分布の分析の結果、不良品回収に際して消費者の信頼を得られるような対応に長けている事業者が、最も販売数を伸ばすことができたという結果が得られた。他方、不良品回収によって消費者の信頼を損ねてしまう事業者は、廉価品を扱わなければ新規顧客を呼び込めない状況に陥ってしまっていた、という結果となった。このことから、不良品回収を上手に行うことで消費者からの信頼を得られることが、事業者エージェントの製品販売を有利に進める効果をもたらし、事業者が不良品回収の際の消費者への対応を適切に行えるような、不良品回収の発信方法などに関する制度改善が有効になりうる、という示唆を得ることができた。



## 第10章 考察

### 10.1 消費者の行動や認識に対する考慮の重要性に関する貢献

本節では、本論文のこれまでの議論で得られた、不良品回収制度の改善に資する予測や示唆についてまとめると共に、これらを包括する形での考察を行う。

本論文では、不良品回収に関する事業者と消費者の振る舞いをモデリングし、社会シミュレーションを実施した。これまでの各章での議論を通じ、不良品回収を促進するための制度改善に資する予測や示唆を得ることができた。

第2章で構築した基礎モデルによるシミュレーション実験を実施した第3章では、製品事故に対する補償レベルの要求をより厳しくする制度変更を想定した場合に、事業者による不良品回収や、製造コスト増加による品質向上が促進され、社会全体での製品事故の回数が減少するという予測が得られた。

第4章までに構築・拡張したモデルによるシミュレーション実験を実施した第5章では、目移りしすぎて損をしてしまうような傾向のある消費者エージェントに対して、より多くの製品を販売した事業者エージェントに、不良品回収をより積極的に実施する傾向が見られた。また、同モデルによる実験結果にクラスタリングと製品追跡による分析方法を適用した第6章では、優先的に保護されることが望ましい消費者エージェント群を見出し、これらの保護が消費者エージェント自身の救済と、不良品回収を実施せず事故を多発させる事業者エージェントへの制裁の一石二鳥になりうる、という予測が得られた。

第7章までに構築・拡張したモデルによるシミュレーション実験を実施した第8章では、実験結果の分析の結果として、不良品回収の促進のためには、まず不良品回収自体のイメー

ジを改善し、「不良品回収は、社会に必要な信用すべきアクションである」という認識を社会に広められるような制度改善が重要になり得る、という示唆を得ることができた。また、不良品回収時の発信の巧拙を想定したシミュレーション実験を実施した第9章では、事業者が不良品回収の際の消費者への発信を適切に行えるような、不良品回収の発信方法に関する制度改善が有用になりうる、という示唆を得ることができた。

これらの予測や示唆を俯瞰すると、事業者の行動に対する制限のみならず、消費者の行動や認識を考慮する要素が多く含まれていることがわかる。1.2節にて紹介したような従来研究の大半や、各省庁から提示されている不良品回収に関する指針などは、事業者側の意思決定や行動に即した考察や記述のみにとどまっている。無論、消費者を製品事故から守るという観点は、これらの従来文献の根底に大前提として存在している。しかし、消費者の行動傾向に関する記述や、消費者から見た不良品回収に対する信用などに関する記述は、従来の文献等にはほとんど見られない。本研究では、事業者側のみならず、消費者側の行動や、消費者側が抱く信用という観点も含め、不良品回収制度を改善しうるポイントを複数見出した。これは、事業者エージェントと消費者エージェントによる共進化モデルを用いた本研究だからこそ為し得たことである。

こうして、本論文では、不良品回収制度の改善にあたっては、事業者の行動への制約のみならず、消費者の行動や認識についても十分に考慮することが重要になり得るということを示した。これは、従来研究には見られなかった、本論文の独創的貢献である。

ただし、消費者の行動そのものへ制約などの干渉を行うことは、事業者へのものと比べて格段にコストや労力がかかることは予想できる。この点は、6.4.3節にて述べた考察と同様である。つまり、消費者の行動を考慮することの重要性は本論文である程度示したものの、消費者の行動そのものへの制約については、必要となるコストや労力、社会への影響の大きさなどの観点から、より詳細かつ慎重な議論が必要になると推測される。今後、本研究に続く形で、事業者側のみならず消費者側へもアプローチする制度改善の形に着目した不良品回収の研究が進展することを期待したい。

## 10.2 エージェントの挙動のミクロレベルでの分析に関する課題

本論文において未解決となっている主な課題に、GP 木構造の解釈の困難性に起因する、ミクロレベルでのエージェント挙動の分析の不十分さが挙げられる。

ここまで述べてきた通り、本論文で構築したシミュレーションモデルでは、エージェントの意思決定に GP 木構造を用いている。しかし、本論文の実験で生成された GP 木構造は、その複雑な形状ゆえに十分な解釈が困難であり、個々のエージェントの学習がどの程度妥当であったかを明確に判断することが難しいという課題が存在している。

ここで、一例として、第9章で実施した実験において、最終的な資産が最も高くなった事業者エージェントの GP 木構造のうち、不良品回収実施有無の意思決定を司るものを図 10.1 に、製品製造コスト変更の意思決定を司るものを図 10.2 に、それぞれ示す。同様に、消費者エージェントの移籍有無の意思決定を司る GP 木構造のうち、最終的な満足度が最も高くなった消費者エージェントのものを図 10.3 に、支払累計額が最も少なくなった消費者エージェントのものを図 10.4 に、それぞれ示す。

例えば、図 10.1 に示した事業者エージェントの GP 木構造を文章に書き下すと、次のようになる。

### 資産が最高となった事業者エージェントの不良品回収実施有無の意思決定フロー

- もし今タームで事故を起こしていた場合は、不良品回収を実施する。
- もし今タームで事故を起こしていない場合は、不良品回収を実施しない。

これは、製品事故の質や程度にこそ依存するが、現実社会における事業者の不良品回収の有無の意思決定に照らしても、妥当な意思決定フローであると言える。他方、図 10.2 に示した GP 木構造は、入力として使われているノードの種類が多岐にわたっており（入力の組み合わせだけでも 162 通り考えられる）、内部構造も複雑であるため、たとえ書き下ろしても煩雑な文章となり、現実社会と照らして考えることが困難である。

同様に、図 10.3 に示した消費者エージェントの GP 木構造を文章に書き下すと、次のようになる。

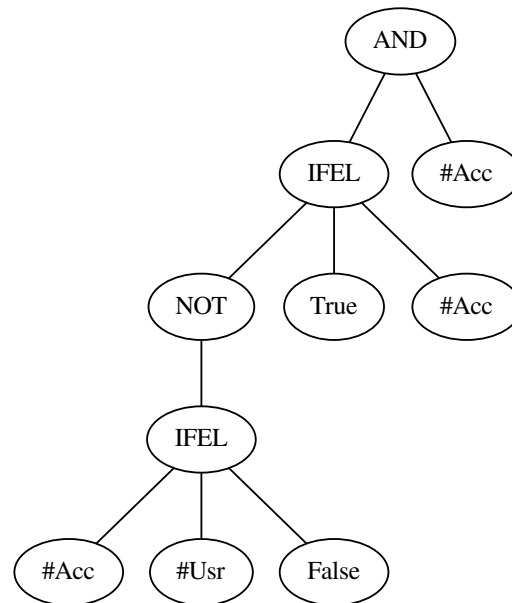


図 10.1: 資産が最高となった事業者エージェント：不良品回収実施有無の意思決定を司る GP 木構造

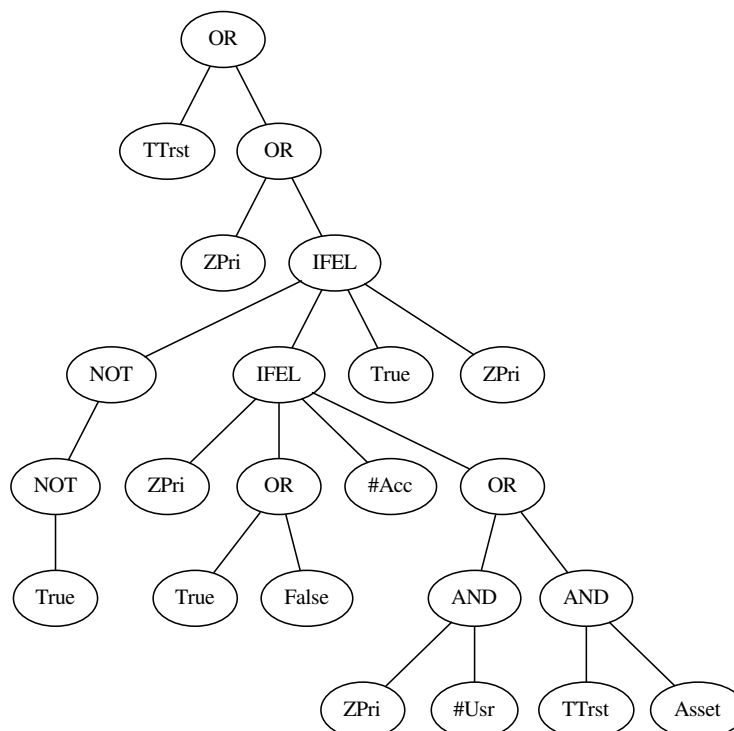


図 10.2: 資産が最高となった事業者エージェント：製造コスト変更の意思決定を司る GP 木構造

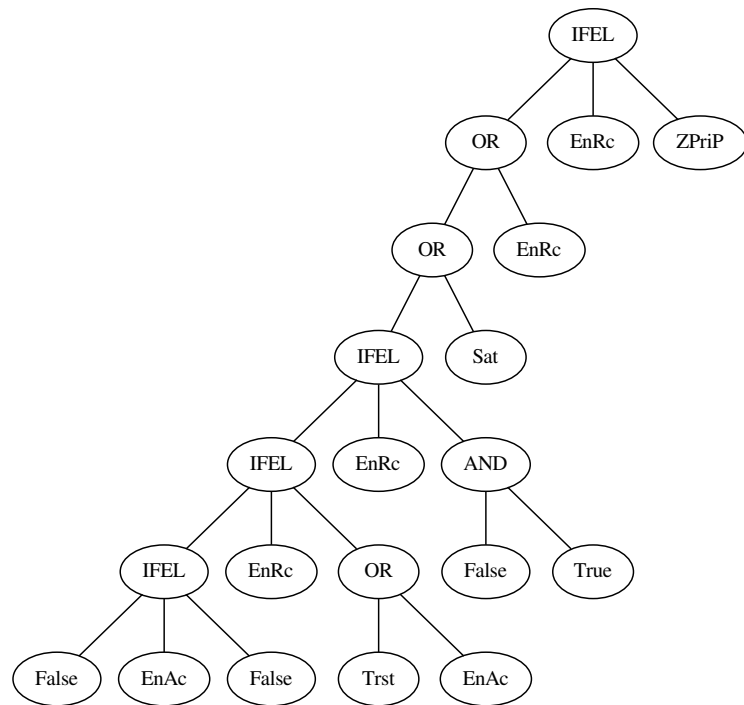


図 10.3: 満足度が最高となった消費者エージェント：移籍有無の意思決定を司る GP 木構造

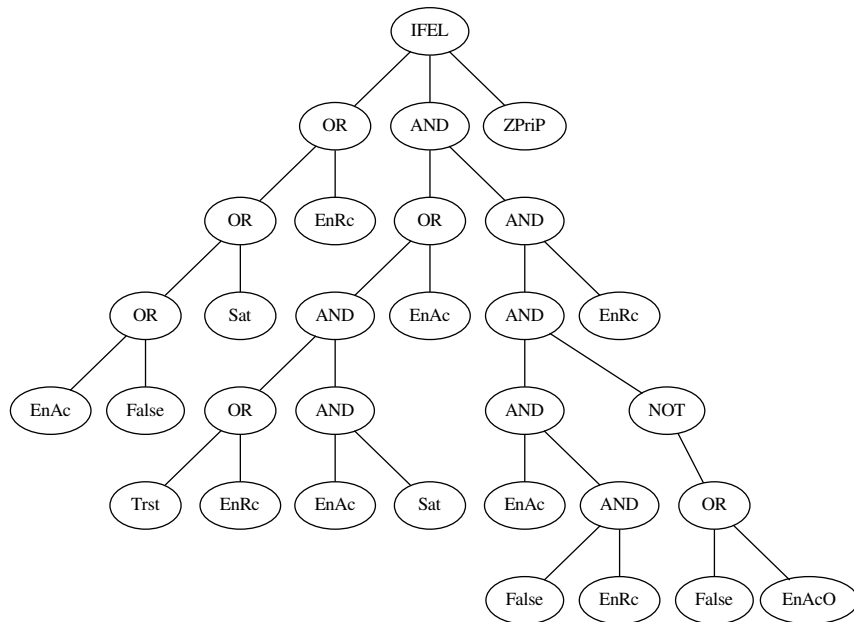


図 10.4: 支払累計額が最低となった消費者エージェント：移籍有無の意思決定を司る GP 木構造

図 10.1 のノード表記における略記の凡例

図中のノード表記（略記）	実際に用いられる値・演算子
#U <sub>sr</sub>	$L_1^2$ (顧客数)
#A <sub>cc</sub>	$L_1^2$ (自社製品の累計事故発生数)
IFTN	IF-ELSE

図 10.2 のノード表記における略記の凡例

図中のノード表記（略記）	実際に用いられる値・演算子
Asset	$L_1^3$ (資産)
#U <sub>sr</sub>	$L_1^3$ (顧客数)
TTrst	$L_1^3$ (総信用度)
#A <sub>cc</sub>	$L_1^3$ (自社製品の累計事故発生数)
ZPri	$L_1^3$ ( $z$ (製品売価))
Undef	Undefined
IFTN	IF-ELSE

図 10.3, 図 10.4 のノード表記の凡例

図中のノード表記（略記）	実際に用いられる値・演算子
Sat	$L_1^2$ (満足度)
Trst	$L_1^2$ (信用度)
ZPriP	$L_1^2$ ( $z$ (自身が顧客である事業者の製品売価))
EnAc	$L_{\text{now}}^2$ (自身が製品事故に遭遇)
EnAcO	$L_{\text{now}}^2$ (同事業者の他顧客が製品事故に遭遇)
EnRc	$L_{\text{now}}^2$ (自身が不良品回収に遭遇)
IFTN	IF-ELSE



**満足度が最高となった消費者エージェントの移籍有無の意思決定フロー**

- もし今タームで不良品回収に遭遇していた場合は、移籍を実施する。
- もし今タームで不良品回収に遭遇していない場合は、移籍を実施しない。

これも、現実社会における消費者の製品買い替えの有無の意思決定に照らした際に、妥当な意思決定フローであると言えるものである。しかし、図 10.4 に示した GP 木構造は、構造が複雑であり、入力される値も多岐にわたるため、意思決定の流れを把握することが困難である。

本論文では、エージェント集団全体でのマクロレベルの挙動についての分析を中心として、各種の分析や考察を展開してきた。他方、前述のように、個々のエージェントの GP 木構造に起因するミクロレベルの挙動については、意思決定フローを把握できるようなエージェントもいれば、それが困難であるエージェントも存在する。従って、本論文では、ミクロレベルでのエージェント挙動の分析が、一部可能なものもあったが、全体的には不十分にならない状況をえたい状況である。社会シミュレーション研究においては、マクロレベルとミクロレベルの双方における妥当性が重要であるため、本論文におけるミクロレベルへの分析は、今後の改善を要するものであると言える。

こうしたミクロレベルの分析を困難にしている原因のひとつに、ブロー現象による GP 木構造の複雑性の増大が挙げられる。ブロー現象とは、GP 木構造が進化してゆく過程で、冗長な演算（イントロンと呼ばれる）が蓄積してゆき、GP 木構造の可読性の低下や、計算時間の増加などの問題を引き起こすものである [79]。例えば、本節で図 10.1 や図 10.3 の GP 木構造を文章として書き下ろしたが、図中に見られるノードの数や木の深さに反して、得られた文章はシンプルな 2 択の意思決定であった。これは、図 10.1 や図 10.3 の GP 木構造の中に、冗長なノードが多く存在し、見えているノードの多くは実際には意味のない演算として無視することが出来るためである。一例としては、図 10.3 の左下にある IF-THEN ノードの箇所は、入力が必ず False であることから、入力が True の際に出力となるノードは無視することが出来る。

### 10.3 クラスタ創発の原因究明に関する課題

本研究において未解決となっている別の課題として、エージェントのクラスタ創発の原因究明が挙げられる。本論文では、第5章においては目移りの多い消費者エージェントクラスタの創発が観測され、第6章においては悪質な事業者エージェントの資金補給源になってしまっている消費者エージェントクラスタの創発が観測された。しかし、こういったクラスタが創発した原因については、現時点では定性的な解釈と考察の範囲にとどまっている。こうしたクラスタの創発の原因を定量的に明らかにすることは、不良品回収制度の改善策を具体的なルールとしてシミュレーション環境に落とし込み、より詳細な what-if 分析を進めてゆくために必要となる。

こうしたエージェントクラスタの創発原因としては、次のようなものが予想される。

- エージェントの進化過程で、GP 木構造の内部構造に何らかの特徴的なスキーマ（部分構造）が生じ、そのスキーマに類するエージェントが同じような意思決定を繰り返したため、結果的にそれらが集まることでクラスタが形成された。
- 本シミュレーションモデルにおけるエージェント分布には、何らかのポテンシャル、あるいは適合度景観（fitness landscape）が存在しており、その傾斜によってエージェント分布に偏りが生じ、局所解に相当する箇所にクラスタが形成された。

なお、上記の2予想は独立なものではなく、GP 木構造とポテンシャルは相互に依存する関係になっていると予想される。これらの予想に基づきクラスタ創発原因を究明してゆくためには、GP 木構造の内部構造の分析、およびエージェント分布におけるポテンシャル解析といった課題を解決する必要がある。

10.2 節でも述べた通り、GP 木構造の内部構造の分析は困難が伴うため、この課題は数理的にも難しい問題であることが予想される。本論文の範囲においては、上記のような課題の解決には至らなかったが、本論文にて構築・拡張した社会シミュレーションモデルそのものは、実験による検証を重ねた有効なものであるため、今後はこうした課題に取り組むことを通じて、本モデルを用いた更なる詳細かつ具体的な制度分析を進めてゆくことが望ましい。

## 第11章 結論

本論文では、安全な社会を実現するための不良品回収制度の改善に向けた知見を得ることを目的として、従来研究で行われてきた経験的アプローチではなく、事業者と消費者の複雑な意思決定を考慮した予測的アプローチとして、不良品回収に関する社会シミュレーションモデルの構築を行った。

まず、事業者エージェントと消費者エージェントで構成される階層型共進化モデルと、エージェントの効率的な学習を実現する論理値型 GP を提案し、これらを用いた基礎モデルを構築した。そして、シミュレーション実験とその結果分析によって、基礎モデルの検証を行い、その妥当性と有効性を明らかにした。

次に、現実社会の実情をより反映し精度を向上させるべく、多目的進化計算の応用と多目的好感度の提案により、製品売価が多様かつ可変である経済状況下における社会シミュレーションを可能とするよう、基礎モデルの拡張を実施した。続くシミュレーション実験とその分析を通じて、提案手法の正常動作の確認、モデル拡張の妥当性の確認を実施した。さらに、クラスタリングと製品追跡を用いた分析手法を用いることにより、特定の事業者エージェントクラスと消費者エージェントクラスとの間の相互依存関係を見出した。

加えて、現実社会をより精度良く反映するためのモデル拡張として、消費者エージェントの金銭感覚を表現するための新規手法である金銭重要度と、それを用いた金銭感覚考慮好感度の提案を行った。そして、検証実験を通じ、金銭感覚モデルの妥当性を確認すると共に、消費者エージェントが金銭感覚を進化させることで製品事故を回避するように進化を遂げる様子を観測した。加えて、不良品回収の社会的なイメージを改善することの重要性についての示唆を得た。さらに、不良品回収を上手く行うことで消費者からの信頼を得られることが、

---

事業者エージェントにとって有用であり、事業者が不良品回収の際の消費者への対応を適切に行えるような、不良品回収の発信方法などに関する制度改善が有効になりうる、という示唆を得ることができた。

このような手順を進めることで、本研究では社会シミュレーションモデルの構築と拡張を実現したが、その過程で、不良品回収制度の改善に資する、様々な予測や示唆を得た。そして、不良品回収制度の改善にあたっては、事業者の行動への制約のみならず、消費者の行動や認識についても十分に考慮することが重要になり得るということを、本研究の独創的貢献として示した。

こうして、本論文では、事業者エージェントと消費者エージェントによる共進化モデルを用いた、不良品回収制度の分析のための社会シミュレーションモデルを構築した。本論文により、不良品回収制度の改善を考える際に、事業者と消費者の複雑な関係性や意思決定要因を考慮した予測的アプローチをとることが可能となった。

今後の課題としては、GP 木構造分析に代表されるエージェント挙動のミクロレベルでの分析や、それに付随するエージェントクラスタ創発の原因究明などが挙げられる。

## 参考文献

- [1] Reports, C.: Takata Airbag Recall – Everything You Need to Know – What this recall means to you and what actions you should take (2016).  
<http://www.consumerreports.org/cro/news/2016/05/everything-you-need-to-know-about-the-takata-air-bag-recall/index.htm>.
- [2] 日本総合研究所：平成 13 年度 国土交通省委託調査報告書リコールの原因調査・分析検討 (2001).
- [3] 日本総合研究所：平成 15 年度 国土交通省委託調査報告書リコールの原因調査・分析検討 (2003).
- [4] Abbott, H.: *Managing Product Recall*, Pitman Publishing (1991).
- [5] 内閣府国民生活局：リコール促進の共通指針 – 消費者の視点から望まれる迅速・的確なリコールのあり方 – (2009). <http://www.caa.go.jp/seikatsu/recall090331.pdf>.
- [6] 経済産業省：消費生活用製品のリコールハンドブック 2016 (2016). [http://www.meti.go.jp/product\\_safety/recall/handbook2016.pdf](http://www.meti.go.jp/product_safety/recall/handbook2016.pdf).
- [7] 経済産業省：消費生活用製品安全法 (1973). 第 38 条.
- [8] 小澤 守, 安部誠治：企業の社会的責任と消費者の安全：パロマ湯沸器事故とその教訓, 日本安全学教育研究会誌, No. 9, pp. 35–41 (2016).
- [9] 鶴岡詳晃：三菱自動車の再建について, 千葉経済論叢, No. 31, pp. 1–15 (2005).

- 
- [10] Berman, B.: Planning for the Inevitable Product Recall, *Business Horizons*, Vol. 42, No. 2, pp. 69–78 (1999).
- [11] Laufer, D. and Jung, J. M.: Incorporating Regulatory Focus Theory in Product Recall Communications to Increase Compliance with a Product Recall, *Public Relations Review*, Vol. 36, No. 2, pp. 147–151 (2010).
- [12] Higgins, E. T.: Value From Regulatory Fit, *American Psychological Society*, Vol. 14, No. 4, pp. 209–213 (2005).
- [13] Davidson, W. N. and Worrell, D. L.: Research Notes and Communications: The Effect of Product Recall Announcements on Shareholder Wealth, *Strategic Management Journal*, Vol. 13, No. 6, pp. 467–473 (1992).
- [14] Chen, Y., Ganesan, S. and Liu, Y.: Does a Firm’s Product-Recall Strategy Affect Its Financial Value? An Examination of Strategic Alternatives During Product-Harm Crises, *Journal of Marketing*, Vol. 73, No. 6, pp. 214–226 (2009).
- [15] 近藤隆史：わが国における自動車リコールと原価企画の関係，経営と経済， Vol. 87, No. 3, pp. 137–168 (2007).
- [16] Min, H.: A Bicriterion Reverse Distribution Model for Product Recall, *Omega International Journal of Management Science*, Vol. 17, No. 5, pp. 483–490 (1989).
- [17] 光藤 健，菅野太郎，古田一雄：不良品回収に関する制度設計のための社会シミュレーション，日本シミュレーション学会論文誌， Vol. 3, No. 3, pp. 60–69 (2011).
- [18] Epstein, J. M. and Axtell, R.: *Growing Artificial Societies – Social Science from the Bottom Up*, The Brookings Institution (1996).
- [19] 渡辺伸子，佐藤有耕：お金に対する態度に関する心理学的研究の動向，筑波大学心理学研究， Vol. 40, pp. 61–71 (2010).

- 
- [20] Yamauchi, K. T. and Templer, D. I.: The Development of a Money Attitude Scale, *Journal of Personality Assessment*, Vol. 46, pp. 522–528 (1982).
- [21] Rose, G. M. and Orr, L. M.: Measuring and exploring symbolic money meanings, *Psychology & Marketing*, Vol. 24, pp. 743–761 (2007).
- [22] Furnham, A.: Many sides of the coin: The psychology of money usage, *Personality and Individual Differences*, Vol. 5, pp. 501–509 (1984).
- [23] Tang, T. L. P.: The meaning of money revisited, *Journal of Organizational Behavior*, Vol. 13, pp. 197–202 (1992).
- [24] Holland, J. H.: *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*, University of Michigan Press (1975).
- [25] Krebs, J. R.: Coevolution of Bees and Flowers, *Nature*, Vol. 278, No. 5706, p. 689 (1979).
- [26] Hillis, W. D.: Co-evolving Parasites Improve Simulated Evolution as an Optimization Procedure, *Physica D: Nonlinear Phenomena*, Vol. 42, pp. 228–234 (1990).
- [27] Chen, X. and Tokinaga, S.: Multi-agent-based modeling of artificial stock markets by using the co-evolutionary GP Approach, *Journal of Operations Research*, Vol. 47, No. 3, pp. 163–181 (2004).
- [28] Klos, T. B. and Nooteboom, B.: Agent-based computational transaction cost economics, *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol. 25, No. 3–4, pp. 503–526 (2001).
- [29] Baiman, S., Fischer, P. E. and Rajan, M. V.: Performance measurement and design in supply chains, *Management Science*, Vol. 47, No. 1, pp. 173–188 (2001).

- 
- [30] Mizuno, M. and Nishiyama, N.: Interacting TV Viewers: A Case of Empirical Agent-based Modeling and Simulation for Business Applications, *Advances in Complex Sciences*, Vol. 6, No. 3, pp. 361–373 (2003).
- [31] 永井秀幸, 倉橋節也: 賑わいが街を変える – 立ち寄り施設と都市動態モデリング –, 人工知能学会論文誌, Vol. 32, No. 1-D, pp. 1–10 (2017).
- [32] Jabeena, H. and Baig, A. R.: Two Layered Genetic Programming for Mixed-attribute Data Classification, *Applied Soft Computing*, Vol. 12, No. 1, pp. 416–422 (2012).
- [33] Lina, J.-Y., Keb, H.-R., Chienc, B.-C. and Yang, W.-P.: Designing a Classifier by a Layered Multi-population Genetic Programming Approach, *Patter Recognition*, Vol. 40, No. 8, pp. 2211–2225 (2007).
- [34] Tamura, K., Mutoh, A., Nakamura, T. and Itoh, H.: Virus-Evolutionary Linear Genetic Programming, *Electronics and Communications in Japan*, Vol. 91, No. 1, pp. 32–39 (2008).
- [35] 畑村洋太郎, 内崎 巖: リコールに学ぶ – なぜオシャカを作ったか, 日刊工業新聞社 (2007).
- [36] 内崎 巖, 畑村洋太郎: リコール学の法則, 文藝春秋 (2008).
- [37] Koza, J. R.: *Genetic Programming: A Paradigm for Genetically Breeding Populations of Computer Programs to Solve Problems*, No. STAN-CS-90-1314, Dept. of Computer Science, Stanford Univ (1990).
- [38] Menezes, T.: Evolutionary Modeling of a Blog Network, *Proceedings of 2011 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2011)*, pp. 909–916 (2011).
- [39] Sánchez, P. G., Ares, A. F., Mora, A. M., Castillo, P. A., González, J. and Guervós, J. J. M.: Tree Depth Influence in Genetic Programming for Generation of Compet-



- itive Agents for RTS Games, *Proceedings of EvoApplications 2014: Applications of Evolutionary Computation*, pp. 411–421 (2014).
- [40] Wilson, G. and Banzhaf, W.: Fast and Effective Predictability Filters for Stock Price Series using Linear Genetic Programming, *Proceedings of 2010 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2010)* (2010).
- [41] Dezsi, D., Scarlat, E., Mrie, I. and Pun, R.-M.: Using Multi-agent Systems Simulations for Stock Market Predictions, *Proceedings of 6th Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems (ACIIDS)*, pp. 52–61 (2014).
- [42] Díaz, M. Á., Miguez, G. C. and Soliño, M.: The Institutional Determinants of CO<sub>2</sub> Emissions: A Computational Modeling Approach using Artificial Neural Networks and Genetic Programming, *Environmetrics*, Vol. 22, No. 1, pp. 42–49 (2011).
- [43] Eggermont, J., Eiben, A. and van Hemert, J.: A Comparison of Genetic Programming Variants for Data Classification, *Proceedings of 3rd International Symposium on Advances in Intelligent Data Analysis (IDA 99)*, pp. 281–290 (1999).
- [44] Bojarczuka, C. C., Lopesa, H. S., Freitasb, A. A. and Michalkiewicz, E. L.: A Constrained-syntax Genetic Programming System for Discovering Classification Rules: Application to Medical Data Sets, *Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 30, No. 1, pp. 27–48 (2004).
- [45] Sakprasat, S. and Sinclair, M. C.: Classification Rule Mining for Automatic Credit Approval Using Genetic Programming, *Proceedings of 2007 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2007)*, pp. 548–555 (2007).
- [46] Fitting, M.: A Kripke-Kleene Semantics for Logic Programs, *Journal of Logic Programming*, Vol. 2, No. 4, pp. 295–312 (1985).

- 
- [47] Smith, K. C.: The Prospects for Multivalued Logic: A Technology and Applications View, *IEEE Transactions on Computers*, Vol. 30, No. 9, pp. 619–634 (1981).
- [48] Codd, E. F.: Extending the Database Relational Model to Capture More Meaning, *ACM Transactions on Database Systems*, Vol. 4, No. 4, pp. 397–434 (1979).
- [49] Libkin, L.: SQL’s Three-Valued Logic and Certain Answers, *ACM Transactions on Database Systems*, Vol. 41, No. 1 (2016).
- [50] Łukasiewicz, J.: On Three-valued Logic, *Ruch Filozoficzny*, Vol. 5, pp. 170–171 (1920).
- [51] Borowski, L.: *Selected Works of J. Łukasiewicz*, North Holland Publishing Co. (1970).
- [52] Kleene, S. C.: On a Notation for Ordinal Numbers, *Journal of Symbolic Logic*, Vol. 3, pp. 150–155 (1938).
- [53] Kleene, S. C.: *Introduction to Metamathematics*, North-Holland Publishing Co. (1952).
- [54] Sobociński, B.: Axiomatization of a Partial System of Three-Valued Calculus of Propositions, *Journal of Computing Systems*, Vol. 1, pp. 23–55 (1952).
- [55] Ciucci, D. and Dubois, D.: A Map of Dependencies among Three-Valued Logics, *Information Sciences*, Vol. 250, pp. 162–177 (2013).
- [56] 中小企業庁事業環境部財務課：我が国の中小企業の実態 (2010). <http://www.meti.go.jp/committee/materials2/downloadfiles/g100215a05j.pdf>.
- [57] 総務省統計局：人口推計 (2017). <http://www.stat.go.jp/data/jinsui/>.
- [58] Valen, L. V.: A New Evolutionary Law, *Evolutionary Theory*, Vol. 1, pp. 1–30 (1973).

- [59] 蜂谷悠望, 高橋真吾, 大堀耕太郎, 穴井宏和: エージェントベース社会シミュレーションによる警備計画評価方法の提案, 経営情報学会 2014 年秋季全国研究発表大会 要旨集 (2014).
- [60] 山内光哉, 春木 豊: グラフィック学習心理学 – 行動と認知, サイエンス社 (2001).
- [61] Deb, K.: *Innovization: Innovative Solution Principles Using Multiobjective Optimization*, Springer-Verlag (2012).
- [62] Schaffer, J. D.: Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms, *Proceedings of 1st International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications*, pp. 93–100 (1985).
- [63] Erickson, M., Mayer, A. and Horn, J.: The Niche Pareto Genetic Algorithm 2 Applied to the Design of Groundwater Remediation Systems, *First International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization*, pp. 681–695 (2000).
- [64] Zhang, Q. and Li, H.: MOEA/D: A Multiobjective Evolutionary Algorithm Based on Decomposition, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 11, No. 6, pp. 712–731 (2007).
- [65] Deb, K., Agrawal, S., Pratab, A. and Meyarivan, T.: A Fast Elitist Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-Objective Optimization: NSGA-II, *Transaction on Evolutionary Computation*, Vol. 2, No. 6, pp. 182–197 (2002).
- [66] Ishibuchi, H., Tsukamoto, N. and Nojima, Y.: Evolutionary Many-Objective Optimization: A Short Review, *Proceedings of 2008 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2008)*, pp. 2419–2426 (2008).
- [67] 渡邊真也: 遺伝的アルゴリズムによる多目的最適化に関する研究, 同志社大学 大学院工学研究科 知識工学専攻 博士論文 (2003).

- 
- [68] Zitzler, E., Laumanns, M. and Thiele, L.: SPEA2: Improving the Performance of the Strength Pareto Evolutionary Algorithm, *Technical Report 103* (2001).
- [69] Silverman, B. W.: Density estimation for statistics and data analysis, *London: Chapman and Hall* (1986).
- [70] MacQueen, J.: Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations, *Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, Vol. 1, University of California Press, pp. 281–297 (1967).
- [71] Xu, R. and II, D. C. W.: Survey of Clustering Algorithms, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 16, No. 3, pp. 645–678 (2005).
- [72] Thorndike, R. L.: Who belongs in the family?, *Psychometrika*, Vol. 18, No. 4, pp. 267–276 (1953).
- [73] Ketchen, D. J. and Shook, C. L.: The application of cluster analysis in Strategic Management Research: An analysis and critique, *Strategic Management Journal*, Vol. 17, No. 6, pp. 441–458 (1996).
- [74] Goutte, C., Toft, P., Rostrup, E., Nielsen, F. Å. and Hansen, L. K.: On Clustering fMRI Time Series, *NeuroImage*, Vol. 9, No. 3, pp. 298–310 (1999).
- [75] Caruana, R. A. and Shaffer, J. D.: Representation and Hidden Bias: Gray vs. Binary Coding for Genetic Algorithms, *Machine Learning* (1988).
- [76] Davis, L.: *The Handbook of Genetic Algorithms*, Van Nostrand Reinhold, New York (1990).
- [77] Esheleman, L. J. and Schaffer, J. D.: Real-Coded Genetic Algorithms and Interval-Schemata, *Foundations of Genetic Algorithm 2*, pp. 187–202 (1993).

- [78] Salomon, R.: Performance Degradation of Genetic Algorithms under Coordinate Rotation, *Proceedings of the Fifth Annual Conference on Evolutionary Programming*, pp. 155–161 (1996).
- [79] Nordin, P., Francone, F. and Banzhaf, W.: Explicitly defined introns and destructive crossover in genetic programming, *Proceedings of the Workshop on Genetic Programming: From Theory to Real-World Applications*, pp. 6–22 (1995).



## 本論文に関連する業績

### 査読付き論文誌

1. T. Watanabe, T. Kanno, K. Furuta: Social Simulation for Analyzing Product Recall Systems Using Co-Evolution Model with Price Competition, *Journal of Mathematics and System Science*, submitting.
2. T. Watanabe, T. Kanno, K. Furuta: Social Simulation for Analyzing Product Recall Systems Using Co-Evolution Model Considering Consumers' Diverse Monetary Sense, *International Journal of Modeling and Optimization*, in press.
3. 渡辺 哲朗, 菅野 太郎, 古田 一雄: 階層型共進化モデルと論理値型 GP を用いた不良品回収制度の改善のための社会シミュレーション, 進化計算学会論文誌, Vol. 8, No. 2, pp. 36–51, 2017 年.

### 査読付き国際会議

1. T. Watanabe, T. Kanno, K. Furuta: Analyzing Effects of Various Trust in Product Recalls Using a Social Simulation with a Co-Evolution Model, *The Genetic and Evolutionary Computation Conference 2018 (GECCO 2018)*, submitting, Kyoto, July 2018.
2. T. Watanabe, T. Kanno, K. Furuta: Social Simulation for Analyzing Product Recall Systems Using Co-Evolution Model Considering Consumers' Diverse Mone-

---

tary Sense, *2018 2nd European Conference on Design, Modeling and Optimization (ECDMO 2018)*, Paper ID ECD21, Kraków (Poland), February 2018.

3. T. Watanabe, T. Kanno, K. Furuta: Social Simulation of Product Recall Systems Considering Consumers' Perceptions of Money, *The 36th JSST Annual Conference: International Conference on Simulation Technology (JSST 2017)*, pp. 123–126, Tokyo, October 2017.

**(JSST 2017 Student Presentation Award 受賞)**

**(Student Excellent Presentation Award 受賞)**

4. T. Watanabe, T. Kanno, K. Furuta: Simulation for Improving a Product Recall System by Layered Co-evolution Model, *The 35th JSST Annual Conference: International Conference on Simulation Technology (JSST 2016)*, pp. 169–176, Kyoto, October 2016.

## 査読付き国内会議

1. 渡辺 哲朗, 菅野 太郎, 古田 一雄: 製品売価の変動と消費者の多目的志向を考慮した不良品回収制度の改善のための共進化型社会シミュレーション, 合同エージェントワークショップ&シンポジウム 2017 (JAWS 2017), pp. 238–245, 鴨川 (千葉), 2017 年 9 月.

**(優秀論文賞 受賞)**

## 査読なし国内会議

1. 渡辺 哲朗, 菅野 太郎, 古田 一雄: 共進化モデルによる社会シミュレーションを用いた不良品回収施策に対して消費者が抱く信用の分析, 進化計算学会 進化計算シンポジウム 2017, pp. 478–485, 森 (北海道), 2017 年 12 月.



- 
2. 渡辺 哲朗, 菅野 太郎, 古田 一雄: 消費者の金銭感覚の多様性を考慮した不良品回収制度の分析のための共進化型社会シミュレーション, 計測自動制御学会 システム・情報部門 学術講演会 2017 (SSI 2017), No. SS03-2, pp. 445–450, 浜松, 2017 年 11 月.
  3. 渡辺 哲朗, 菅野 太郎, 古田 一雄: 消費者の多様性を考慮した不良品回収制度分析のための共進化型社会シミュレーション, The 14th IEEE Transdisciplinary-Oriented Workshop for Emerging Researchers, p. 42, 東京, 2017 年 11 月.
  4. 渡辺 哲朗, 菅野 太郎, 古田 一雄: エージェントのクラスタ創発に着目した不良品回収制度の分析のための共進化型社会シミュレーション, 情報処理学会 情報処理北海道シンポジウム 2017, No. 44, 札幌, 2017 年 10 月.

**(学術研究賞 受賞)**

5. 渡辺 哲朗, 菅野 太郎, 古田 一雄: 階層型共進化モデルを用いた不良品回収の改善のための社会シミュレーション, 進化計算学会 進化計算シンポジウム 2016, pp. 484–491, 一宮 (千葉), 2016 年 12 月.

**(IEEE Computational Intelligence Society Japan Chapter – Young Researcher Award 受賞)**

**(ベストポスター発表賞 受賞)**



## 謝辞

本論文は、東京大学 大学院 工学系研究科 技術経営戦略学専攻・システム創成学専攻 古田・菅野研究室において執筆されました。この場をお借りしまして、本論文の執筆に至るまでにお世話になりました全ての皆さまへ、感謝と御礼を申し上げます。

指導教員の古田一雄教授 には、研究を進めるにあたってのご指導やご助言のみならず、この博士論文の完成に至るまでの、大学生活・研究生生活のあらゆる面において、大変お世話になりました。大学院博士後期課程に入学して1年あまりが経過した頃、困難な状況に陥り、研究を続けてゆくことが困難になってしまっていた私に、手を差し伸べてくださり、研究室のメンバーとして私を受け入れてくださった古田先生には、何とお礼を申し上げたら良いかわかりません。また、同じ中学・高校の大先輩としても、古田先生からは大変親身なご指導を賜りました。この場をお借りしまして、深い感謝と御礼を申し上げます。

菅野太郎准教授 からは、研究の進捗の要所要所において、研究の内容や方針に対する鋭いご指摘をいただきました。また、研究室での日常生活の様々な面においても、大変お世話になりました。菅野先生のおかげで、研究の内容をより充実させてゆくことができました。また、我々学生と垣根なくフレンドリーに話しかけてくださる菅野先生の存在は、私にとって、研究室をより楽しい場所へと昇華させてくれました。この場をお借りしまして、深く御礼を申し上げます。

古田教授、菅野准教授に加えまして、本論文の審査をご担当いただきました、東京大学 大学院 工学系研究科 システム創成学専攻 和泉潔教授、同 技術経営戦略学専攻 茂木源人准教授、電気通信大学 大学院 情報理工学研究科 総合情報学専攻 高玉圭樹教授にも、大変お世話になりました。先生方のご指導のおかげで、内容の質をより高めた論文を完成させること

ができました。この場をお借りしまして、御礼を申し上げます。

古田・菅野研究室の皆さまにも、大変お世話になりました。晁丁丁助教には、研究に対するアドバイスを多数いただき、また、研究者としての進路の相談にも快く応じていただけるなど、とてもフレンドリーに接していただきました。留学生の Dipta Mahardhika さん、Pamela Grace Chua Toh さんには、英語論文の校正などのご協力を多数いただきました。そして、同じ博士後期課程の学生である吉田悠さんとは、同じ境遇の仲間として、研究生活にまつわる様々なお話や相談をさせていただきました。ここに挙げさせていただきました方々を含めまして、古田・菅野研究室のすべての皆さまへ、この場をお借りしまして、感謝を申し上げます。

最後に、30代も後半にさしかかろうという時期の私が大学院博士後期課程に入学し学生生活に専念することに対して、全面的な理解を示し、どんなときでも私の味方でいてくれて、そして私の毎日を支えてくれた両親に、心からの感謝と御礼の意を表します。本当に、ありがとうございました。

2018年2月15日

渡辺 哲朗