

# 社会シミュレーションにおける 主効果・交互作用探索手法の検討

鷹見 竣希<sup>1,2,a)</sup> 野田 五十樹<sup>2,b)</sup> 大西 正輝<sup>3,c)</sup>

**概要：**社会シミュレーションを取り扱うにあたり、実験すべきパラメータの多さなどから、実験回数の削減を目的として、探索空間を各パラメータの効果に合わせて指定することがある。そのため各パラメータの主効果や交互作用の大きさを調査することは実験における課題の1つとなる、本研究では、実験計画法における直交表の動的拡張を可能にすることで、実験対象が持つパラメータの主効果と交互作用を少ない実験回数の中で探索する手法について検討する。

**キーワード：**要因効果, 実験計画法, 社会シミュレーション

## Investigation of exploration method of factorial effects in social simulation

### 1. はじめに

社会シミュレーションにおいて、その実験の効率化や扱っている問題の構造解析を目的として、与えるパラメータの主効果や交互作用の効果が、どの程度あるのか評価したい場合がある。扱っている問題の構造解析が可能になることで、問題の単純化、また実験時のパラメータの削減が可能である。

マルチエージェントシステムなどを採用した社会シミュレーションでは、その構造の複雑さから1回のシミュレーションにある程度の時間を要することが多い。特に我々が普段の研究で使用している、人の流れのシミュレーション [1] や、災害救助シミュレーション [2] では1回のシミュレーションに概ね 20 分の時間を要している。したがって今日、計算機技術の発展によって多くの並列計算や並列実験が可能になったとはいえ、その能力も有限であるため、

できる限り実験回数は少なくできることが望ましい。

実験回数を減らしながら、主効果や交互作用の効果を評価する手法の1つに実験計画法がある。しかしながら、実験計画法では基本的に実験の計画時に、交互作用のある因子を見積もっておく必要があり、社会シミュレーションのように比較的因子数が多くなる場合や、交互作用がある因子を見積もることができない場合はその計画が難しい。

本研究では社会シミュレーションにおける主効果・交互作用を少ない実験から逐次的に実験数を増やして、それらを探索するために、直交表を逐次拡張していく手法について検討・実験する。今回実施した実験の結果からは、逐次的に実験を計画する上での課題点の一部を知ることができた。

本稿は、下記のとおり構成される。2章で関連研究、3章で実験計画法と直交配列実験について、4章で直交表の特徴を活用した主効果・交互作用の探索手法について述べる。その探索手法について5章で実験と実験結果について考察を行い、最後に6章で本稿をまとめる。

### 2. 関連研究

松島らは、シミュレーションを網羅的に実行する上で、扱う現象やパターン、規模によってはシミュレーション自体あるいはその出力結果の複雑化、データ量の増大などが

<sup>1</sup> 筑波大学大学院システム情報工学研究科  
1-1-1 Tennodai, Tsukuba, Ibaraki 305-8577, Japan  
<sup>2</sup> 産業技術総合研究所人工知能研究センター  
1-1-1 Umezono, Tsukuba, Ibaraki 305-8560, Japan  
<sup>3</sup> 産業技術総合研究所人工知能研究センター  
2-3-26 Aomi, Koto-ku, Tokyo 135-0064, Japan  
a) s-takami@aist.go.jp  
b) i.noda@aist.go.jp  
c) onishi@ni.aist.go.jp

生じるという問題に対して、実験計画法を応用し、少ない実験回数とその結果から、相転移のように急激に出力が変化するような入力パラメータの組み合わせを探索する手法を提案している [3]。結果として避難シミュレーションを例に用いた実験では、少ない実験回数の中でシミュレーションを網羅的に実行することに成功している。しかし扱う入力パラメータが多くなった場合などは、交互作用の有無なども考慮できる手法を取り入れるべきだと述べられている。

### 3. 実験計画法

#### 3.1 実験計画法の概要

本章では、実験計画法の概要と分散分析、実験計画法における直交配列実験について必要な部分をまとめる [4], [5], [6]。

実験計画法は、1920 年代にイギリスの R. A. Fisher によって農事試験に応用するために考案された手法で、多くの要素が関わる実験において、効率の良い実験を計画し、その実験結果を適切に解析することを目的としている。

実験から得られる結果は、実験において制御した要因と、測定誤差や実験の場の違いによる誤差などの制御できない要因の両方に影響されて変動する。したがって結果の変動を各要因ごとに分離できるようにすべきである。そこで Fisher は以下に示す実験の 3 原則を提示している。

##### (1) 反復化

実験による誤差が発生する場合は同条件で反復する。

##### (2) 無作為化

実験順序や空間配置を無作為にして系統誤差を偶然誤差に転化する。

##### (3) 局所管理化

実験全体を無作為にすると誤差が大きい場合は実験の系統でブロックを構成しブロック内で無作為化する。

実験計画法ではこれらの原則のもとで実験の計画が行われ、後述の分散分析を用いることで各要因の効果を推定することができる。

#### 3.2 分散分析

分散分析は、実験結果の変動を誤差変動と各要因による変動に分解することにより、主効果や交互作用の効果を推定する手法である。

具体的な手順としては、実験結果の分散成分を要因ごとに分解し、誤差による変動と要因効果による変動を分離する。次に、要因効果を説明する列の平均平方を、誤差を説明する列の平均平方で割り、それぞれの分散に差異があるかを計算する。これを  $F$  値という。要因効果の有無について判定したい場合は、“要因に効果がない”という帰無仮説を立て、 $F$  値を検定統計量として検定を行う。 $F$  値は帰無

表 1  $L_8(2^7)$  直交表

\	1	2	3	4	5	6	7
1	A <sub>1</sub>	B <sub>1</sub>	C <sub>1</sub>	D <sub>1</sub>	E <sub>1</sub>	F <sub>1</sub>	G <sub>1</sub>
2	A <sub>2</sub>	B <sub>2</sub>	C <sub>1</sub>	D <sub>1</sub>	E <sub>2</sub>	F <sub>2</sub>	G <sub>1</sub>
3	A <sub>1</sub>	B <sub>2</sub>	C <sub>2</sub>	D <sub>2</sub>	E <sub>2</sub>	F <sub>1</sub>	G <sub>1</sub>
4	A <sub>2</sub>	B <sub>1</sub>	C <sub>2</sub>	D <sub>2</sub>	E <sub>1</sub>	F <sub>2</sub>	G <sub>1</sub>
5	A <sub>1</sub>	B <sub>1</sub>	C <sub>1</sub>	D <sub>2</sub>	E <sub>2</sub>	F <sub>2</sub>	G <sub>2</sub>
6	A <sub>2</sub>	B <sub>2</sub>	C <sub>1</sub>	D <sub>2</sub>	E <sub>1</sub>	F <sub>1</sub>	G <sub>2</sub>
7	A <sub>1</sub>	B <sub>2</sub>	C <sub>2</sub>	D <sub>1</sub>	E <sub>1</sub>	F <sub>2</sub>	G <sub>2</sub>
8	A <sub>2</sub>	B <sub>1</sub>	C <sub>2</sub>	D <sub>1</sub>	E <sub>2</sub>	F <sub>1</sub>	G <sub>2</sub>

仮説が正しい場合に、要因の自由度と誤差の自由度に応じた  $F$  分布と呼ばれる確率分布に従う。また仮説が正しくない場合は、 $F$  値は大きくなる。したがって  $F$  分布を用いた片側検定を行った時、 $F$  値が事前に設定した危険率  $p$  の棄却域に含まれた場合、帰無仮説が棄却され、その要因に効果がないとは言えないと判断することができる。

#### 3.3 直交配列実験

全ての因子の組み合わせを実験しない手法の代表的なものに直交表を用いたものが挙げられる。具体例として、表 1 に  $L_8(2^7)$  直交表を示す。 $L$  は直交表の基になるラテン方格の意味で、添字の 8 は実験回数、続く括弧内の 2 は因子の水準数、その右上の 7 は要因の列数を示している。したがって、この直交表では 8 回の実験で 2 水準の因子で構成される要因を最大 7 つまで調べられる。また直交表の特性として、例えば 1 列目と 2 列目に割り当てた因子の交互作用を 3 列目に割り当てることができる。これについて次節で簡単に述べる。

実験回数の視点からみると例えば、2 水準の因子が 5 つの場合は 32 通り、10 つの場合は 1024 通りの実験が考えられるが、主効果だけに着目すれば直交表を用いることで、それぞれ 8 回と 16 回に実験を削減しその効果を分析することが可能となる。

#### 3.4 直交配列実験における交絡

直交表における交絡とは要因を割り付けた列に、他の要因も同時に現れ、どちらの要因によるものか区別できなくなることをいう。表 2 に  $L_8(2^7)$  における各列を主効果とした場合の 2 因子交互作用の交絡を示した。表は行番号と列番号をそれぞれ直交表の列として、その位置にある番号

表 2  $L_8(2^7)$  の 2 因子交互作用の交絡

\	1	2	3	4	5	6	7
1		3	2	5	4	7	6
2			1	6	7	4	5
3				7	6	5	4
4					1	2	3
5						3	2
6							1

が、それらの2因子交互作用の現れる列を示している。

したがって、前節で述べた直交表の1列目と2列目に割り当てた因子の交互作用を3列目に割り当てられるということになる。そして同様に表を見ると、4列目と7列目、また5列目と6列目の交互作用も3列目に現れることがわかる。これが交絡である。

そのため直交表を使った実験では、実験の計画時に一部の交互作用を無いものとして仮定するか、より大きな直交表を使ってでも交絡が発生しないようにする必要がある。全く要因の想定ができない場合は、大きな直交表に交絡が発生しないように割り付ける必要があるため、ここに工夫の余地がある。

## 4. 直交表を活用した主効果・交互作用の探索

### 4.1 研究の目的

前述の通り、直交表を使った実験では各因子列に交絡が発生し、これを避けるためには大きな直交表を使ってそれぞれ交絡が発生しないように因子を割り付けて実験をする必要がある。本稿では、社会シミュレーションのようなパラメータ数が多い実験に適用するため足がかりとして、直交表の特性を利用して主効果・交互作用を段階的に探索する手法について検討する。実際の問題を取り扱う際は、2因子以上の交互作用も取り扱わなければならない場合もあるが、本稿ではひとまず2因子までの交互作用を対象にする。

### 4.2 探索手法

以下に実験を逐次追加し、主効果と交互作用を探索する手順を示す。ただし、探索を自動で打ち切るため、最終的な結果に2因子交互作用の交絡が含まれない危険率の閾値として $t$ を事前に定める。

- (1) 対象とする問題の主効果と誤差項を取めることができる直交表に各因子を先頭から順番に割り付け、実験を実施する。
- (2) 2因子交互作用までが含まれていない列を誤差項にプーリングして、分散分析を行う。 $F$ 値が危険率 $t$ の棄却域内の列の内、2因子交互作用が交絡している列がない場合、ここで探索終了する。
- (3) 主効果かつ、2因子交互作用が交絡している列の内、 $F$ 値が最も高い列を選択する。選択できた場合は(5)へ進む。
- (4) 2因子交互作用が交絡している列の内、 $F$ 値が最も高い列を選択する。
- (5) 選択した列を反転させた実験を、実験行の後ろに追加し、追加分の実験を実施した後、(2)へ戻る。

表 3  $L_4(2^3)$  直交表

\	1	2	3
1	$A_1$	$B_1$	$C_1$
2	$A_2$	$B_2$	$C_1$
3	$A_1$	$B_2$	$C_2$
4	$A_2$	$B_1$	$C_2$

ここで(5)で行う反転について簡単に説明する。説明のため $L_4(2^3)$ 直交表を表3に示す。例えば、3列目を反転させた実験を追加するとする。この時、3.3節で示した表1の $L_8(2^7)$ 直交表の4列目を見てみると、反転させた状態と同じになっていることがわかる。すなわち、直交表を拡張した際に割当列の移動ができたことになる。これにより、3列目には1列目と2列目の交互作用、4列目には3列目に割り当てていた因子の主効果と分離することが可能である。また表2に示した交絡をみてみると、4列目以降の列同士の2因子交互作用は、3列目までに現れないことがわかる。

これらの手順によって、実験を逐次追加・実施することで、自動的に危険率 $t$ の棄却域までの列が示す効果を、それぞれ推定することができる。

## 5. 実験と考察

### 5.1 目的と内容

本章では4章で示した探索手法が有効であるか調査するために、以下に示す3つの2次多項式をモデルとして、導入されている要因を、10因子の中から探索する実験を実施する。したがって、10因子であるため主効果が10個、2因子相互作用が45個あるの中から探索する。

対象とするモデルは以下の通りである。

$$y = 50x_1 + 25x_2x_3 + 100(x_4 \vee x_5) + \epsilon \quad (1)$$

$$y = 50x_1 + 25x_1x_2 + 100(x_1 \vee x_3) + \epsilon \quad (2)$$

$$y = 50x_1 + 25x_3x_5 + 100(x_7 \vee x_9) + \epsilon \quad (3)$$

各 $x$ は、2水準であり実験時には、実数値として1または2が与えられる。ただし、 $\vee$ で示した排他的論理和の出力は0または1とする。

本来、式は $y_{ijk} = a_i b_j + \epsilon_k$ のように示せるとよいが因子数が多いため省略して表記した。

式1を基本となる形として、式2で要因として導入された因子数が少ない場合、式3で因子の列配置が異なる場合を調査する。

これらのモデルを対象に、 $\epsilon$ の幅を10から10ごと加算して100までの10通り、各割付パターンにおける繰り返し回数を1から5までの5通り、探索範囲を示す危険率の閾値 $t$ を{0.001, 0.01, 0.05, 0.1}の4通りで、それぞれの組み合わせで繰り返し実験を100回実施した。

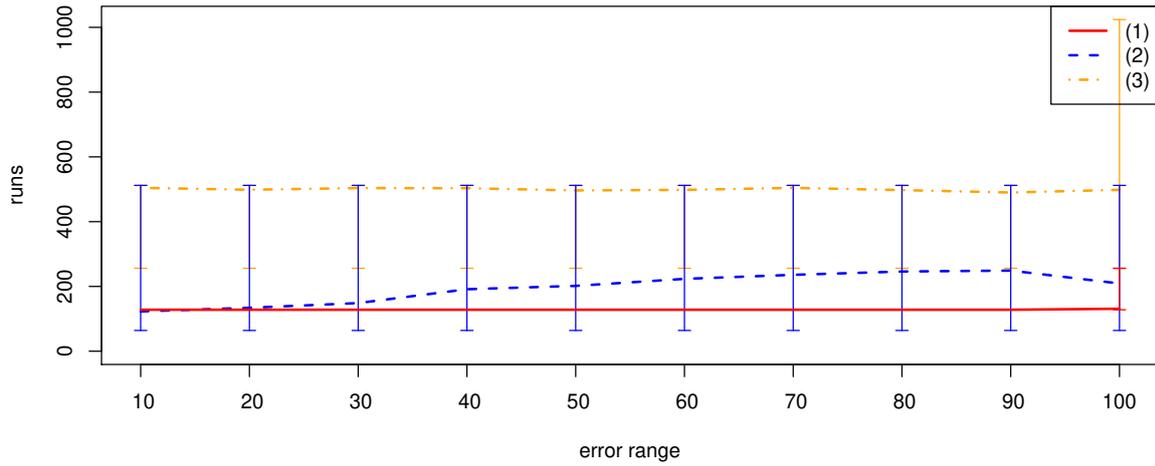


図 1 見逃しを含まない，モデル別の実施した実験パターン数の平均値 (エラーバーは最大値と最小値)

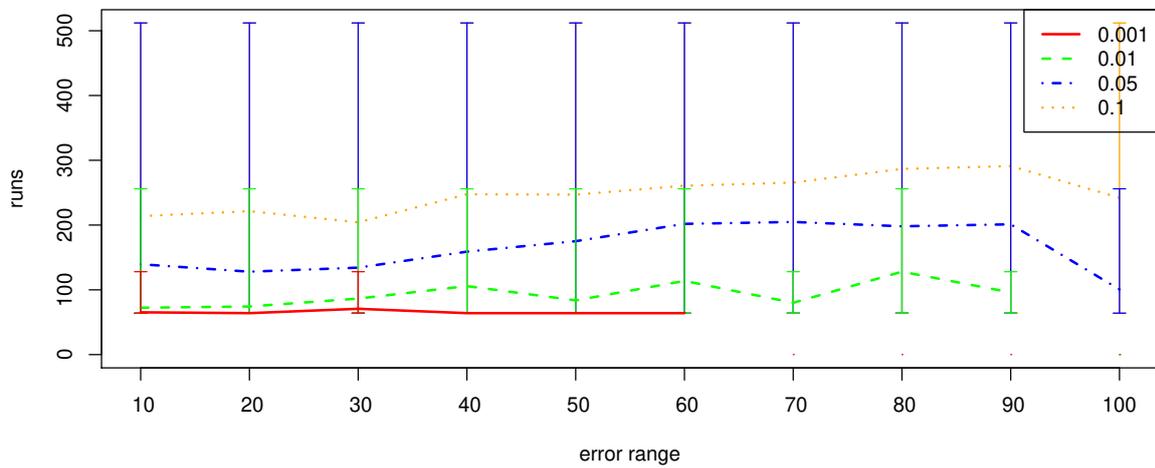


図 2 式 2 のモデルについて見逃しを含まない，閾値  $t$  別の実施した実験のパターン数の平均値 (エラーバーは最大値と最小値)

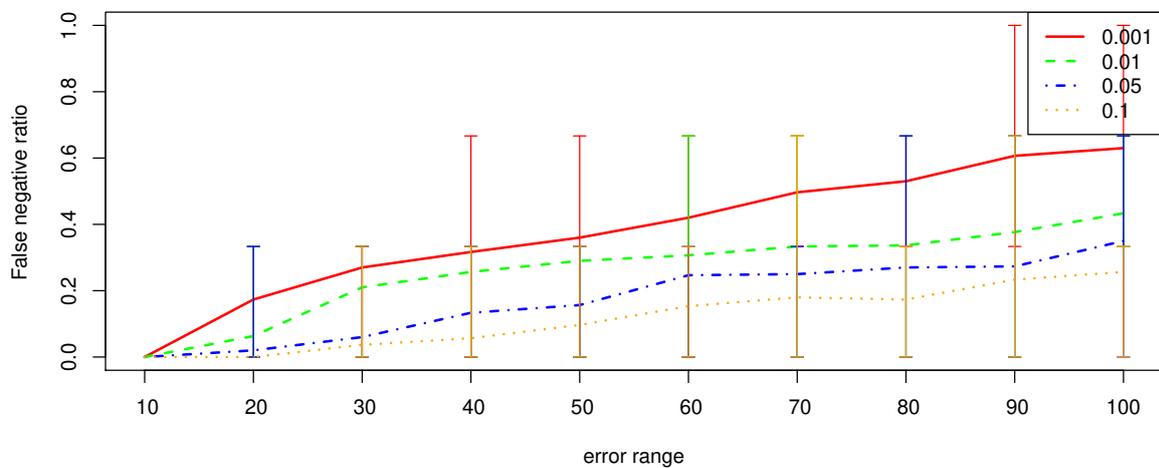


図 3 式 2 のモデルについて閾値  $t$  別の False Negative の割合の平均値 (エラーバーは最大値と最小値)

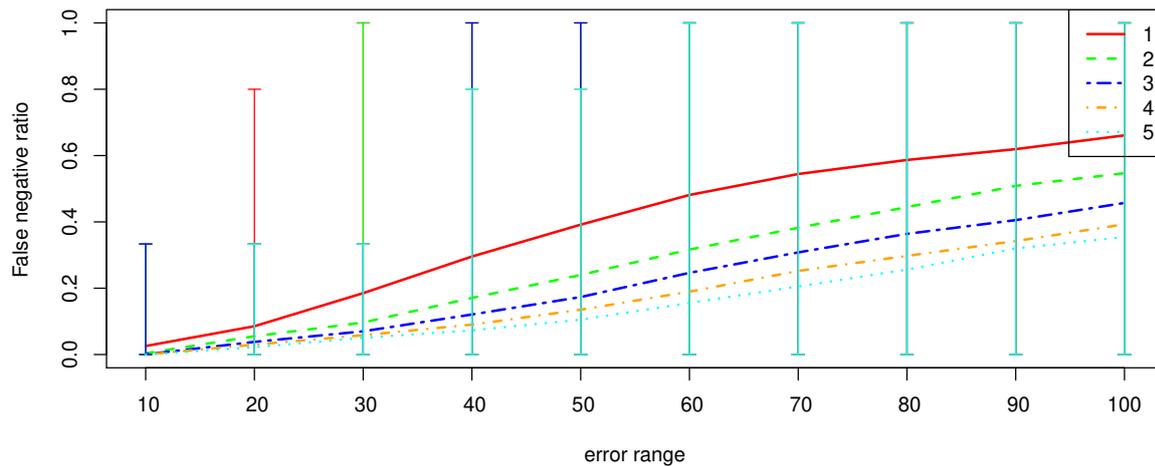


図 4 繰り返し実験回数別の False Negative の割合の平均値 (エラーバーは最大値と最小値)

## 5.2 実験結果と考察

本稿では結果を以下の 4 つの視点から考察する。

- 実験パターンを減らすことができたか
- 因子の列配置によって結果が異なるか
- 同じ条件の場合見逃しを起こす量は一定か
- 繰り返し実験で見逃しの量を削減できるか

### 5.2.1 実験パターンを減らすことができたか

実験計画法では 10 因子の場合、主効果とすべての 2 因子交互作用の交絡を分離できる実験計画 (Resolution V design) が、128 パターンの実験で実施できる [7].

図 1 に見逃しがあるものを含まない、実施した実験のパターン数の平均値をモデル別に示す。繰り返し実験の回数については 5 回のもを取り上げた。また探索の閾値  $t$  については混在させて集計した。結果として、式 1 のモデルの場合は探索に必要な実験回数が、単純に実験計画法を使用した場合と変わらないという結果になった。また、式 2 のモデルの場合は 128 パターンよりも、少ない段階で探索が完了できている場合もあるが、 $\epsilon$  の幅が 10 の場合の平均値を見るとおおよそ 128 パターンである。 $\epsilon$  の幅が大きくなるにしたがって平均値が上昇しているのは、要因として含まれている因子数に対して、誤差が大きかったためである。

図 1 は探索の閾値  $t$  を混在させたものである。図 2 では、128 パターンよりも少ない段階で探索が完了しているものを確認するために、式 2 のモデルを対象に実験のパターン数の平均値を閾値別に示す。グラフから閾値  $t$  が 0.01 以下の時、128 パターンよりも少ない段階で探索が完了していることがわかる。したがって、 $t$  が大きい場合は探索範囲がモデルに対して広すぎると言える。また、 $t$  が 0.001 の時、 $\epsilon$  の幅が 70 以上のものが無い。これは探索範囲を狭くしすぎたため、探索できなかったことを示している。

これらのことから、実験の繰り返し回数については、固定値ではなく必要に応じて制御できるようにしなければならないことがわかる。また本稿では、探索を打ち切るために危険率を閾値として使用したが、対象に応じて動的に探索範囲を調整できる手法を取り入れる必要があると言える。さらに今回の実験では、ほとんどの場合において、単純に実験計画法を使用したときの実験と同等のパターン数が必要になった。これは全因子数に対して要因として取り入れた因子が多すぎたとも考えられる。式 2 のモデルの場合はパターン数を減らしている部分があることから、より因子数を多くした場合の実験も今後実施して確認する必要がある。

### 5.2.2 因子の列配置によって結果が異なるか

図 1 で示したように、式 1 のモデルと式 3 のモデルでは、最終的に実施された実験のパターン数が大きく異なっている。これは直交表の交絡の列関係によるものである。しかし事前に要因に関する情報がわからないことを前提としているため、列関係を事前に調節しておくことは不可能である。

この問題は、本稿の手法では 1 列づつ反転をさせて実験を追加したが、複数列まとめて反転を行うことや、実験をやり直してでも列の再割当てをすることで、回避できる可能性がある。

### 5.2.3 同じ条件の場合見逃しを起こす量は一定か

図 3 に見逃した量 (False Negative の量) の割合を探索の閾値  $t$  別に示す。対象としたモデルは式 2 のもの、繰り返し実験の回数については 5 回のもを取り上げた。 $\epsilon$  の幅が小さく、 $t$  が大きい場合は見逃しすることがあるものの、その割合は少ない。 $t$  が小さい場合は、 $\epsilon$  が 10 の場合を除くと、見逃した割合の最大値と最小値のほぼ中央に平均値がきている。これはそれだけ振幅が大きいうことを示している。

実際に使用するためには、同じ条件で見逃しを起す量が時として異なることはなるべく避けなければいけない。上記の結果は、それだけ今回採用した手法が頑健性に欠けることを示しており、なにかしら頑健性を高くする仕組みを取り入れなければ、実際に運用することは難しい。

#### 5.2.4 繰り返し実験で見逃しの量を削減できるか

図4に見逃しをした割合の平均値を繰り返し実験回数別に示す。モデルについては混在させて集計した。グラフから当然の結果として $\epsilon$ の幅が小さい場合は、繰り返し回数が小さくても見逃しは少ない。これは分散分析において、効果があると判断するための基準が全体の誤差の分散であることに起因する。

そのため、逐次的に実験を増やしていく場合に考えられる対策としては、実験回数を、要因効果と誤差それぞれの推定結果を用いて調節するしながら実験を実施する方法などを取り入れることが有効であると考えられる。

## 6. まとめ

本稿では社会シミュレーションにおける主効果・交互作用を探索する足がかりとして、直交表を逐次拡張していく手法について検討するための実験を行った。

実験の結果、今回は対象とした因子空間が小さかったため、その有効性を十分に確認できるには至らなかったが、逐次的に実験を計画する上での課題点の一部を伺い知ることができた。

本稿では直交表を単純に倍々に増やしていく手法を採ったが、一部の要因に注目したい場合は、倍々に増やさなくても良いことがわかっている。さらに実験計画法の研究では、過飽和実験計画という要因の絞り込みのみに重点を置いた手法がある。この手法では実験数に対して因子数が大きい計画を立てることができる。またFisherの実験計画法は3章で示した実験の3原則をもとに構成されている。しかしシミュレーションの場合は、測定誤差などは基本的に発生しない。よってそのことを踏まえた計画や解析手法を検討する必要がある。

検討実験を進める中で、主効果や交互作用を探索することは、品質管理の分野で非常に需要のある技術であることを知った[8], [9]。そのため品質管理のための手法は、ある程度研究されている。今後は社会シミュレーションを対象とした場合に、それらで培われた技術がそのまま適用可能であるか、足りない部分があるとすればどこなのか、実世界への応用を目的とした研究を踏まえて検討していくことが必要である。

## 参考文献

- [1] 山下倫央, 副田俊介, 大西正輝, 依田育士, 野田五十樹: 一次元歩行者モデルを用いた高速避難シミュレータの開発とその応用, 情報処理学会論文誌, Vol. 53, No. 7, pp. 1732–1744 (オンライン), 入手先 (<https://ci.nii.ac.jp/naid/110009423541>) (2012).
- [2] Kitano, H. and Tadokoro, S.: RoboCup Rescue: A Grand Challenge for Multiagent and Intelligent Systems, *AI magazine*, Vol. 22, No. 1, p. 39 (online), DOI: 10.1609/aimag.v22i1.1542 (2001).
- [3] 松島裕康, 内種岳詞, 辻 順平, 山下倫央, 伊藤伸泰, 野田五十樹: 実験計画法による実験数削減と有意なパラメータ探索の避難シミュレーション分析への適用, 人工知能学会論文誌, Vol. 31, No. 6, pp. AG-E.1–9 (オンライン), DOI: 10.1527/tjsai.AG-E (2016).
- [4] 中村義作: よくわかる実験計画法, 近代科学社 (1997).
- [5] 松本哲夫, 辻谷将明, 和田武夫: 実用実験計画法, 共立出版 (2005).
- [6] 宮川雅巳: 実験計画法特論フィッシャー, タグチ, そしてシャイニンの合理的な使い分け, 日科技連出版社 (2006).
- [7] Anderson, M.: Two-Level Factorial — Design-Expert 11.1.2 documentation. Retrieved February 2, 2019, from <https://www.statease.com/docs/v11/tutorials/two-level-factorial.html>.
- [8] Lin, D. K. J.: Generating Systematic Supersaturated Designs, *Technometrics*, Vol. 37, No. 2, pp. 213–225 (online), DOI: 10.2307/1269622 (1995).
- [9] 山田 秀: コンピュータシミュレーションのための実験計画法 — 一様実験計画と過飽和実験計画, 品質, Vol. 34, No. 3, pp. 21–29 (2004).