

エージェント・ベース・シミュレーションを用いた 教員への資源配分による施策効果分析

○矢野雄大 山田隆志 吉川厚 寺野隆雄 (東京工業大学)

Analysis of Effective Resource Allocation to Teacher for Educational Policy
by Agent-Based Simulation.

*K. Yano, T. Yamada, A. Yoshikawa, T. Terano (Tokyo Institute of Technology)

Abstract: The aim of this paper is to give comparative analysis of effect of two educational policies: teacher allocation policy and teacher retraining policy. For this aim, we propose agent-based simulation model with student agent and teacher agent. Student agent is taken into account academic achievement model and learning theory. Teacher agent has three parameters as teaching skills. Our computational experiments obtain the following two results: The one is that additional placement of experienced teachers has an effect on students with low academic achievement. The other is that teacher retraining policy improves academic achievement of students with high level.

Key Words: Agent-based Simulation, Educational policy, Teacher allocation, Teacher retraining

1. 序論

学力低下論争によって社会の教育に対する関心が高まり、さらに国際学力比較調査の結果から、国全体での学力向上が求められている¹⁾。そのための教育施策として、日本の学校教育制度の構造を変化させる中高一貫校の増加、教員に焦点を当てた少人数教育政策や教員免許更新制の導入、さらに児童・生徒側が学校を選べるようにする学区制廃止を推進するなど、様々な取り組みが行われている。特に、教員に関する教育施策は、ここ数年で押し進められ重要視されてきた²⁾。このうち少人数教育政策は、日本の教員一人当たりの児童生徒数が OECD の発表している国際平均数に対して多いことを受け、平成 23 年度から 8 年かけて教員数を増員し、国際水準に引き上げようとする計画である²⁾。

教員免許更新制は、平成 21 年度から導入され、教員が持つべき資質と能力を定め、教員の水準を保つことを目的とした制度である³⁾。そのために教員は定められた時間数の講義を受けることで、免許の更新資格を得ることが出来る。

こうした教育施策を進める上で、有限な資金をどのように配分すればより効果的に学力を向上させることが出来るかを知ることは非常に重要である。しかし、実験の規模や被験者への影響が大きいためリスクが高く、比較実験をするための統制も難しいことから、教育施策に対しての実証的な研究を行うことは難しい。このような実証的な検証の難しい複雑な事象に対して、エージェント・ベース・シミュレーション(Agent-Based Simulation:

ABS)が有効である⁴⁾。この特長を利用して、ゆとり教育施策の有効性を施策実行前に調べる研究を Arai らがやっている⁵⁾。また、神澤らは、小学校から大学入学時点までの教育課程をエージェントモデルとし、教員配置施策による学生の学力への効果を調べた⁶⁾。

本研究では、教員の数を増やす施策と教員の能力を向上させる施策が学力に対して与える影響を比較分析することを目的とする。そのために、以下の二点に着目したシミュレーションモデルを構築した。一点目は学生エージェントの拡張で、学習意欲による勉強の意思決定と勉強をしない学生の学力は落ちていくという要素を取り込んだことである。二点目は教員エージェントの拡張で、教え方・学生の人物像の捉え方・教科や教育に関する知識の三つの要素を教員の能力としてパラメータ化し、学生への指導効果を決定する要素としたことである⁷⁾。教員の指導力をモデル化することで、同じモデルによって、教員の数と能力に関する施策の比較分析を行うことができる。シミュレーションの結果、教員配置施策は条件つきで学力下位層の学生の学力を向上させ、教員教育施策は学力上位層の学力をより引き上げる効果を持つことがわかった。

2. シミュレーションモデル

本シミュレーションモデルでは、小学校、中学校、高等学校、大学を定義し、各学校に教員エージェントが配置されている。そして、学生エージェントが小学校入学から高等学校卒業および大学入学する時点までをシミュレ

ーションし、学生エージェントの学力を観測する。図 1 は本モデルの概念図である。図の長方形は各学校を表しており、その上に学生エージェントと教員エージェントが存在する。エージェントは、所属学校が同じエージェントとしか相互作用を行うことが出来ない。図 1 の左から小学校、中学校、高等学校を表しており、小学校から中学校へ進学する際は、いくつかの小学校に在籍していた学生エージェントが一つの中学校に集まる。中学校から高等学校へ進学する際には、学力順に高等学校に入学する。高等学校から大学へ進学する際も同様である。この際、進学率が設定されており、高等学校には 95%の学生エージェントが、大学には 60%が進学出来ることとなっている⁸⁾。なお、学校数はそれぞれ小学校が NS_e 、中学校が NS_j 、高等学校が NS_h 校だけ存在する。

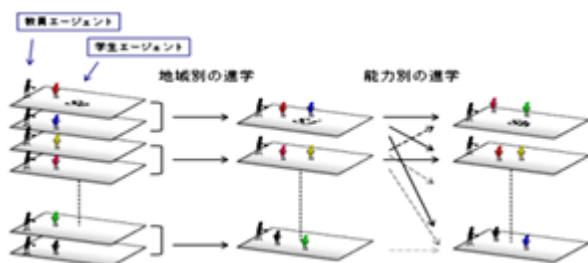


図 1：本モデルにおける学校の場の概念モデル

シミュレーション内において、100 ステップを 1 年間と考える。シミュレーション対象は小学校入学から大学入学までの 12 年間であるため、シミュレーションは 1200 ステップで終了する。また、浪人や留年、中退は考えていない。進学が出来なかった学生エージェントは、その時点でシミュレーションを終えることとなる。

本モデルでは、Shelling の分居モデルを参考に、学校を二次元マス空間で表現しており、個人の選好が現実の社会をマクロに表現することになる⁹⁾。なお、空間の大きさは、学生エージェント数と同じだけのマスがある。同一セル上において、エージェントの重なりを認める。

2.1 教員エージェント

2.1.1 教員のモデル化

教員エージェントは、小学校・中学校・高等学校のいずれかに所属し、学生の求めに応じて指導を行う。ただし、教員には教える学生数に限界があることとした。教員エージェントは、学生への指導力として、学生への教

え方、学生の人物像の捉え方、知識・話題をパラメータとして持つ。これらは、授業経験などの時間経過を通して変化する能力であり、教員エージェントは経験年数とともに指導力が変化する。教員エージェントの定年を 40 年目とし、経験年数が 40 年を超えた教員エージェントは新人の教員エージェントとして、全てのパラメータが 0 年目の状態にリセットされる。

教員エージェントは教員教育を行うことで、指導力を向上させることが出来る。しかし、研修や講習を受けるということは、本来学生への指導に費やすはずだった時間を削るということを意味する。本モデル中では、教員エージェントが研修の間は、受け入れ学生数が半減することで表現している。

2.1.2 教員のパラメータ

全教員数を M 、各学校に存在する教員数を M' とし、教員エージェントは以下に示す内部パラメータを持つ。

- ・経験年数 Ex ：教員としての経験年数を意味する
- ・限界人数 l_k ：学生に指導を行える限界人数
- ・学生への教え方 $teaching$ ：学生にどれだけ学習しやすくさせるかを意味するパラメータである。授業経験とともに上昇するが、長い間外部からの刺激がないと授業がマンネリ化するため、徐々に上昇しにくくなっていく(表 1)。

表 1： Ex と $teaching$ の関係

Ex	$teaching$
~2	0.2
3	0.3
4	0.4
5, 6	0.5
7, 8	0.6
9~20	0.7
21~40	0.8
—	0.9
—	1.0

- ・学生の人物像の捉え方 $adjust$ ：学生の個性を捉えることで、その個人に適切な対応が出来ることを意味するパラメータである。教員としての経験のみで上昇するものであり、教師教育では教えられない能力である。学生の意欲を促進するか否かに関わるパラメータである。シミュレーション中では表 2 のように決定される。

表 2 : Ex と $adjust$ の関係

Ex	$adjust$
0~9	0.2
10~19	0.4
20~29	0.6
30~40	0.8

・知識・話題 $knowledge$: 教育の最新事情や教科に関する知識や話題を意味するパラメータである。普通の授業だけでは、最新知識を取り入れることは難しいため、経験年数とともに学生の学習効果を減少させる。この値が高まると、学力が高い学生への指導力が低下していく。

$$knowledge \leftarrow Ex \quad (1)$$

2.2 学生エージェント

2.2.1 学生のモデル化

学生エージェントは、ステップ毎に学習意欲によって勉強をするかしないかを選択し、勉強するのならばどのような学習を行うかを意思決定する。学生エージェントが選択することが出来る学習方略は 1) 教員と学習する、2) 友人と学習する、3) 自習する、の三通りであり、1) と 2) では誰と勉強をするかを 3) では自分のみで勉強することを選択する。1) を選んだ場合は自分の周囲に教員エージェントが、2) を選んだ場合は近傍に他の学生エージェントがおり、その相手の所属する学校が同じであれば学習を実行する。もし、相手となるエージェントがいなかった場合、別の学習方略を選択することとなる。学習の結果、学力順位が上昇すれば、選択した学習方略の選好が上昇し、順位が下がれば選好も下がる。さらに、インタラクションした相手のエージェントや学力順位の変動に応じて学習意欲が変動する。学生エージェントは同じ学校に所属する教師や学生としか学べないため、付近に同じ学校に所属するエージェントが居なければ探索する。

2.2.2 学生のパラメータ

全学生数を N とし、学生エージェントは以下の内部パラメータを持つ。

- ・学力 $a_i(t)$: 学習により増加する値
- ・学習量 $aw_i(t)$: 1 ステップにおける学力の増分
- ・全体順位 $r_i(t)$: 全学生における学力順位
- ・学内順位 $sr_i(t)$: 所属する学校内における学力順位

- ・学力階層 $ac(t)$: 学力順位の上位 20% 毎に 5 段階でラベル付けされる階層
- ・学習方略 s_i : 学生がステップ毎に選択した学習方法
- ・学習方略決定の選好 w_{ij} : 学習方略の選択しやすさの度合い
- ・学習意欲 m_i : 勉強をするかしないかを決める為の変数であり、インタラクションした相手や学力変動によって変化する。 $20 \leq m_i \leq 90$ の値を取り、これにより勉強する確率が計算される。

2.2.3 学生の意思決定

学力モデルには、学習意欲を根底として、その上に知識や技能が成り立つというものが多い¹⁾¹⁰⁾¹¹⁾。そこで本モデルでは、学生エージェントの意思決定に学習意欲によるものとした。学生エージェントは 1 ステップの間に図 2 のような意思決定を行う。ステップの初めに学習意欲の値により確率的に勉強するかしないかを選択する。その後、個々の学習方略の選好に応じて学習方略を選択する。

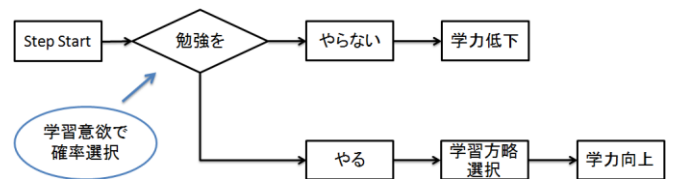


図 2 : 1step における学生エージェントの意思決定

t ステップにおける学生エージェント i の学習方略の選択 s_i 並びに選択する際の選好 w_{ij} の更新について説明する。それにあたり、教員への師事、友人との学習、自習の学習方略を $teacher$, $friends$, $self$ とし、それぞれの意思決定の選好を $w_{i,teacher}$, $w_{i,friends}$, $w_{i,self}$ とする。

表 3 : 学内順位に基づく学力階層

$sr_i(t)$	$ac(t)$
上位 0~20%	5
上位 20%~40%	4
上位 40%~60%	3
上位 60%~80%	2
上位 80%~100%	1

まず学生エージェント i は t ステップにおける学内順位に基づき学力階層のラベルづけがされる(表 3)。そして、学習方略決定の選好 $w_{ij}(t)$ を用いてルーレット選択を行い、学習方略 $s_i(t)$ を選択する。そして、学習量を現在の

学力に加えていくものとする。そして学内順位変動に応じて学習方略決定の選好が更新され、 $w_{i,j}(t+1)$ が決定する。

学生エージェント i がルーレット選択において学習方略 s_i を選ぶ確率 P_{ij} は、 t ステップで選択された学習方略を $d=s_i$ とし、その意思決定の選好を $w_{i,d}$ とすると、(2)で決定される。すべての学習方略の選好の合計の中で、該当する学習方略の選好の値の占める割合が確率となる。

$$P_{ij} = \frac{w_{i,d}(t-1)}{\sum w_{i,j}(t-1)} \quad (2)$$

2.2.4 学習

学生エージェントは、学習意欲によって勉強するか否かを決定し、勉強をするならば三種類の学習方略から一つを選択し実行することで、学習量 aw_i が決定する。

学習方略 *teacher* による学習量 aw_i は学生エージェント i の学力階層 ac_i と師事した教員エージェント j の *knowledge_j* および *teaching_j* に依存して決定する。まず、 ac_i と *knowledge_j* から、 $aw_{i,knowledge}$ が表 4 のように決定する。これは、知識の低い教員は、学力の高い学生に対して満足な指導を行えなくなるというモデルを表現しているものであり、この知識を表す *knowledge* は教員の経験年数に比例した値である。つまり高い値ほど、最新の知識を大学で得てからの時間を表すため、その値が高いほど学力上位層への指導効果が低くなる。

表 4: $aw_{i,knowledge}$ の決定表

$ac_i \setminus knowledge_j$	8~	6,7	4,5	2,3	0,1
5	10	20	30	40	50
4	20	30	40	50	50
3	30	40	50	50	50
2	40	50	50	50	50
1	50	50	50	50	50

学習量 aw_i は $aw_{i,knowledge}$ と *teaching_j* から、以下のよう
に決定される。

$$aw_i = aw_{i,knowledge} \times teaching \quad (3)$$

学習方略 *friends* を選択した学生エージェント i は、友人との学習を行う。具体的には学生エージェント i の 8 近傍にいる学生エージェント f の誰かと学習する。学習方略 *friends* による学習量 aw_i は学生エージェント i の学力階層 ac_i と学生エージェント f の学力階層 ac_f にのみ依存し、互いの学力階層差が大きければ大きいほど、学習

効果が高い。これは教えることで人は学習すること (*learning by teaching*) をモデル化している。学習量 aw_i は式(4)に示すように決定する。

$$aw_i = 5(|ac_i - ac_f| + 2) \quad (4)$$

学習方略 *self* による学習量 aw_i は学生エージェント i の学力階層 ac_i にのみ依存する。自習においては、よく出来る学生ほど学習効果が高く、以下のように決定する。

$$aw_i = 5(ac_i + 1) \quad (5)$$

学生が勉強を行わないと、今まで勉強していたことも忘れてしまうのは当然の現象である。学生エージェント i が意思決定において勉強しないことを選択した場合、そのステップでの学習量 aw_i は負の値を取る。つまり、勉強を行わなければ、学力は落ちていくことを示す。勉強しなかった場合の学習量 aw_i は

$$aw_i = -10 \quad (6)$$

である。

学生エージェント i は、以上で得た学習量に基づき、学力更新を行う。

$$a_i \leftarrow a_i + aw_i \quad (7)$$

2.2.5 学内順位及び学習選好の更新

全ての学生エージェントが学力を更新すると、学生エージェントと同じ学校の学生を学力順に並べる。学生エージェント i の $t-1$ ステップにおける学内順位 $sr_i(t-1)$ と t ステップにおける学内順位 $sr_i(t)$ を比較し、順位変動に応じて意思決定の選好 $w_{i,j}(t)$ の更新が行われる。学内順位が上がった学生エージェントは、選択した学習方略が良いと認識し、意思決定の選好を上げ、選択されていない学習方略の意思決定の選好を下げる。一方、学内順位が下がった学生エージェントは、選択した学習方略が良くなかったと認識し、意思決定の選好を下げる、選択しなかった学習方略の意思決定の選好を上げる。変動幅 δ として更新式を以下に示す。

(a) d が *teacher* の場合

$$w_{i,teacher}(t) = \begin{cases} w_{i,teacher}(t-1) + \delta & \text{if } rs_i(t) - rs_i(t-1) > 0 \\ w_{i,teacher}(t-1) - \delta & \text{if } rs_i(t) - rs_i(t-1) < 0 \end{cases} \quad (8)$$

$$w_{i, \text{friends}}(t) = w_{i, \text{friends}}(t-1) + \frac{\delta}{2w_{i, \text{teacher}}(t)} (w_{i, \text{friends}}(t-1) + w_{i, \text{self}}(t-1)) \quad (9)$$

$$w_{i, \text{self}}(t) = w_{i, \text{self}}(t-1) + \frac{\delta}{2w_{i, \text{teacher}}(t)} (w_{i, \text{friends}}(t-1) + w_{i, \text{self}}(t-1)) \quad (10)$$

(b) d が friends の場合

$$w_{i, \text{friends}}(t) = \begin{cases} w_{i, \text{friends}}(t-1) + \delta & \text{if } rs_i(t) - rs_i(t-1) > 0 \\ w_{i, \text{friends}}(t-1) - \delta & \text{if } rs_i(t) - rs_i(t-1) < 0 \end{cases} \quad (11)$$

$$w_{i, \text{self}}(t) = \begin{cases} w_{i, \text{self}}(t-1) - \delta & \text{if } rs_i(t) - rs_i(t-1) > 0 \\ w_{i, \text{self}}(t-1) + \delta & \text{if } rs_i(t) - rs_i(t-1) < 0 \end{cases} \quad (12)$$

(c) d が self の場合

$$w_{i, \text{friends}}(t) = \begin{cases} w_{i, \text{friends}}(t-1) - \delta & \text{if } rs_i(t) - rs_i(t-1) > 0 \\ w_{i, \text{friends}}(t-1) + \delta & \text{if } rs_i(t) - rs_i(t-1) < 0 \end{cases} \quad (13)$$

$$w_{i, \text{self}}(t) = \begin{cases} w_{i, \text{self}}(t-1) + \delta & \text{if } rs_i(t) - rs_i(t-1) > 0 \\ w_{i, \text{self}}(t-1) - \delta & \text{if } rs_i(t) - rs_i(t-1) < 0 \end{cases} \quad (14)$$

また、学習方略の選好はある一定値より下がらないこととした。これにより、学生エージェントがある学習方略を全く選ばなくなるということはなくなる。

$$\max\{0.2, w_{i,j}(t)\} \quad (15)$$

2.2.6 学習意欲の更新

学習意欲 m_i は学生の勉強に対するやる気を表し、そのステップにおいて勉強をするかしないかを意思決定する確率となる変数である。学習意欲 m_i は以下の要素により更新される。

- 学力階層が上昇すれば上がり、下降すれば減少する
- 学習方略 teacher を実行した際の相手の教員エージェントの adjust の値が確率となり増加もしくは減少する
- 学習方略 friends を実行した際の相手の学生エージェントの学習意欲 m の値が確率となり増加もしくは減少する

1回の増加もしくは減少による変動値はいずれも1である。

3. 教育施策の実験

3.1 基本設計における比較実験

本実験に入る前に、準備として、本モデルにおける教員エージェントの特性を確認するための実験を行う。本モデルにおける教員エージェントの能力は、その経験年数に依存して変化する。そのため、教員エージェントの経験年数によって、学生の学力に与える影響は変化してくる。本実験では、教員の初期経験年数を一定にし、これを変化させることで学生の最終学力結果を調べる。実験としては、教員の初期経験年数を0, 5, 10, 20, 30, 35で統一した場合と一様分布で定めた場合、それぞれ30回シミュレーションを行った。他のパラメータの初期値を表5に示す。

表5：初期パラメータ一覧

パラメータ	説明	値
N	学生エージェント数	400
M	教員エージェント数	60
M'	各学校にいる教員数	3
Nse	小学校数	10
NSj	中学校数	5
NSh	高等学校数	5
a_0	初期学力	0
m_0	初期学習意欲	70
wt_0	学習方略 teacher の初期選好	1.0
wf_0	学習方略 friends の初期選好	0.5
ws_0	学習方略 self の初期選好	0.5
δ	選好の更新幅	0.01
δ_t	教員教育の間隔年数	40
l_k	教員の限界人数	40

図3に学力の全体平均、上位10%平均、下位10%平均の30回の平均結果を示す。

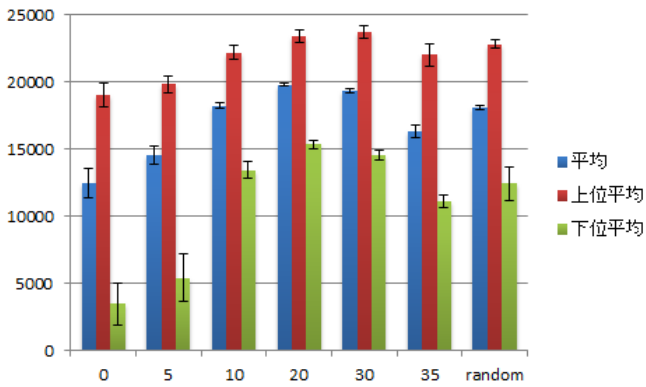


図 3：学力の平均結果

全体平均結果と学力上位平均結果に関しては、標準偏差が小さいため、シミュレーション毎のバラつきは小さいと言える。しかし、学力下位層の平均結果については、特に若い教員が多い場合に学力の分散が大きくなる。全く出来ない学生ばかりになることもあれば、その逆の場合もある。これは、学生エージェントの学習意欲を上手く伸ばすことが出来たか否かで確率的に分かれたものと考えられる。以上の結果より、本モデルにおける教員エージェントは、経験年数を積んでいくと全体的に学生の学力を向上させることが可能となる。特に、下位層の学生の学力に対してより効果が大きい教員となることがわかる。以上の結果を踏まえて、教育施策の効果を調べる実験を行う。

3.2 教員配置実験

3.2.1 教員数を変化させる実験

この実験では、各学校の教員数を変化させた場合、統制群となる基本設計に対して学力がどのように変化するかを調べる。初期パラメータは表 5 の通りである。なお、教員の経験年数はシミュレーション毎に 0~40 までの一様分布にて決定される。各学校にいる教員数を 1 から 5 まで変化させてシミュレーションを行った。実験回数はそれぞれ 10 回ずつ行っている。

図 4 に最終ステップにおける学力上位 10% の学力平均、全体平均、下位 10% の学力平均を、図 5 に標準偏差の結果を示す。学校あたりの教員数が 3 までは、教員数が増加すると上位層の学力が徐々に低下し、下位層の学力が上昇していく傾向を示す。さらに教員数が増加すると下位平均の傾向が変化してしまう。しかし図 5 から、教員数が 5 になると標準偏差が高くなっていることが分かる。このことから教員を増員すると、

学生の学力が安定しなくなってしまうと考えられる。

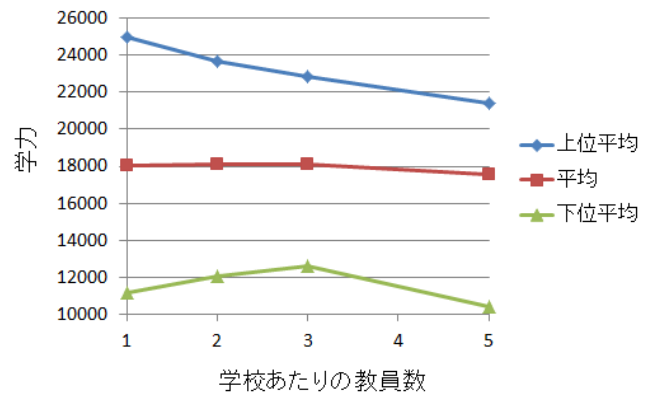


図 4：教員配置施策による学力結果

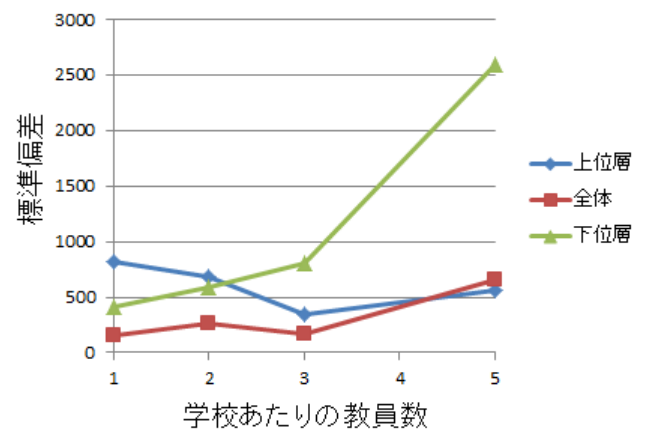


図 5：教員配置施策による学力の標準偏差結果

教員を増員した場合、学力下位学生の学力が下がってしまう原因を調べるために、エージェントの学力、学習意欲及び意思決定の時系列変化を分析した。実験全体の学力平均に、もっとも学力平均が近いケースを選択し、そのケースにおける下位学生(400 エージェント中 380 位)の行動を抽出した結果を図 6~8 に示す。図 6 より、教員を増員した場合、シミュレーションの途中までは学力が基本設計を上回っていたが、600 ステップの前後から傾きが減少している。図 7 を見ると、その直前からこの学生エージェントの学習意欲が低下し、その後も上昇せずに終わってしまったということがわかる。600 ステップ周辺における、教員増員ケースの学生エージェントの学習方略の時系列変化を示したのが図 8 である。これから、500~550 ステップの間に教員と勉強する回数が増加していることが分かる。以上の結果から、このケースの学生は、自分の学習意欲を低下させてしまう教員と相互作用を繰り返してしまっただけで、最終的な学力低下につながったと考えられる。

教員を増員した場合、このケースのように学習意欲を低下させてしまったことが原因となり、学力が伸びなかった学生が発生しやすいと考えることが出来る。実際、経験年数をランダムにして教員を増員させた場合、学習意欲が低くなる学生が多かった。このことから、むやみに教員を増員させることが必ずしも良い結果を招くとは言えない。

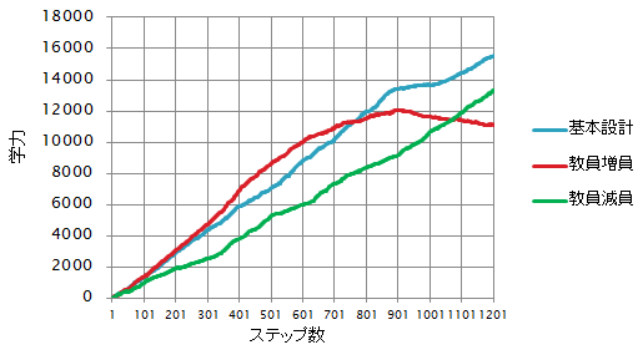


図 6：学力の時系列変化

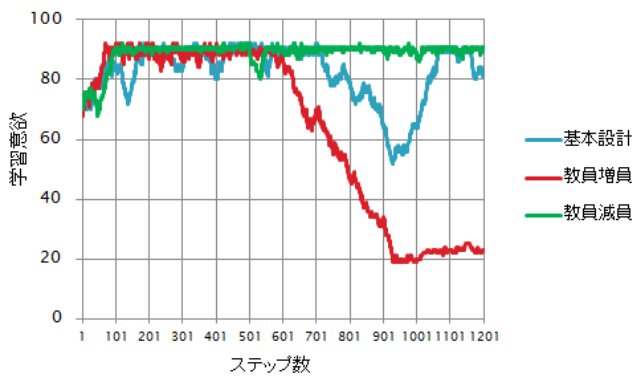


図 7：学習意欲の時系列変化

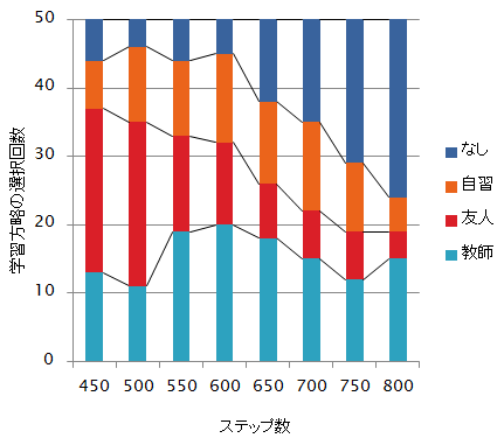


図 8：学習方略選択回数の推移

3.2.2 経験年数別の配置実験

教員の経験年数層をランダムに振り分けた場合、学生の学力により影響を及ぼさなかった。それでは、どの経

験年数層の教員を増員すれば、学力向上の効果が得られるのかを調べる。以下の三つの教員配置施策を実験する。
 施策 1：経験年数が 0 の教員を各学校に追加配置
 施策 2：経験年数が 10 の教員を各学校に追加配置
 施策 3：経験年数が 20 の教員を各学校に追加配置
 初期パラメータは表 5 と同様であり、増員する分の教員の経験年数を固定する。

シミュレーション結果を図 9 に示す。施策 1 では経験と能力の低い教員のみを増員した実験であるため、施策による効果は全体的な学力低下を招いている。施策 2, 3 と経験年数が増加すると、学力は向上している。特に施策 3 では、下位平均が基本設計より向上している。図 4 における教員数 5 のプロットを施策 3 の学力結果に置き換えると図 10 になる。この図より、経験を積んだ教員を増員することによって、学力下位層の学力平均が向上することがわかる。以上の結果より、ただ教員を増やすだけでなく、経験や能力のある教員を追加配置することで、学力の底上げ効果が期待出来ると考えられる。

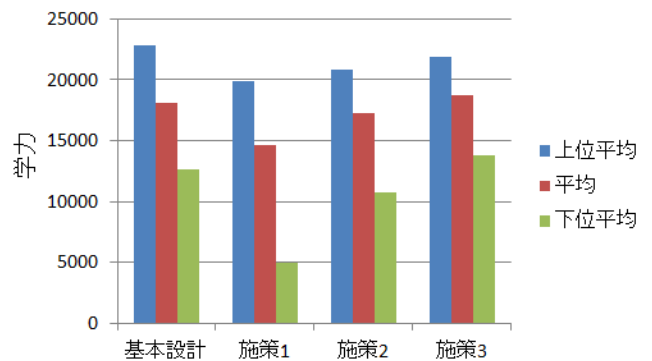


図 9：教員配置施策による学力結果

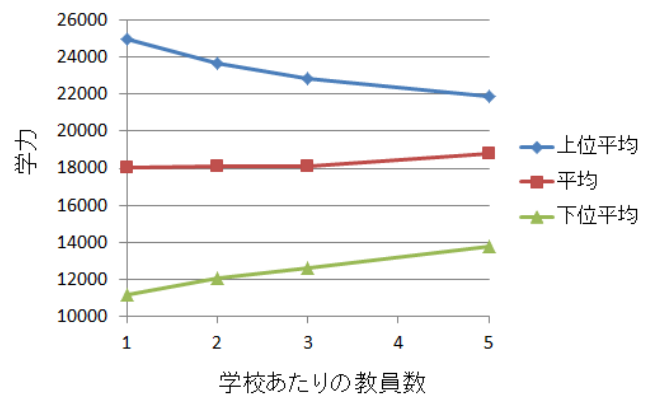


図 10：教員配置施策による学力結果

3.3 教員教育実験

教員に指導力を向上させる教育を施した場合、学生の学力にどのような影響があるかを分析するための実験である。教員はそれぞれの施策ごとに異なる間隔で教員教育を受ける。教員教育を受ける条件は経験年数で判断されることとする。教員教育を受けると、一年間学生を受け入れることの出来る限界人数が減少するが、翌年から教員のパラメータの *teaching* が 0.1 上昇し、*knowledge* が 0 となる。実験を行った施策は以下の 4 通りである。

施策 1：教員教育の間隔を 2 年とする

施策 2：教員教育の間隔を 5 年とする

施策 3：教員教育の間隔を 10 年とする

施策 4：教員教育の間隔を 20 年とする

初期パラメータは表 5 に示した通りである。実験回数はそれぞれのシナリオで 10 回行っている。

図 11 に教員教育施策における最終学力結果を示す。図 11 の横軸は教員が 40 年間の間に受ける教育の回数となっている。これから教員教育の回数が多いほど学生の学力が向上していることがわかる。特に学力上位層がより上昇し、下位層に対してあまり効果がない。

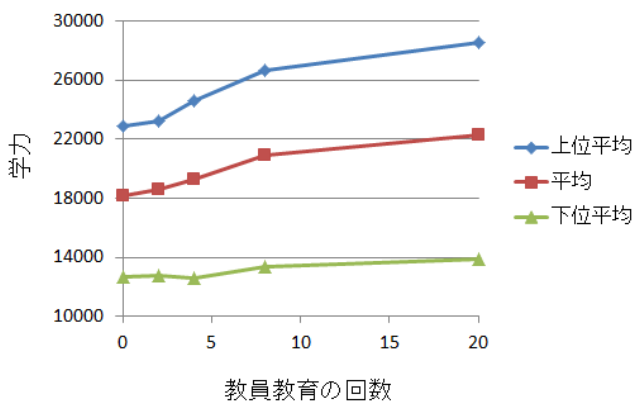


図 11：教員教育施策による学力結果

4. 結論

本研究では、学校教育を対象とし、教育施策が学生の学力へ与える影響を分析する ABS モデルとして、学生エージェントに学習意欲による意思決定プロセスを追加し、教員エージェントに学生への教え方、学生の人物像の捉え方、教育や教科への知識の三種類のパラメータを導入したモデルを提案した。このモデルにおいて、教員配置施策と教員教育施策のシミュレーションを行い、学生の学力にどのような影響を与えたかを分析した。

シミュレーション結果を分析したところ、教員配置施策では、むやみな教員の増員では学力を向上させることが出来ないという結果を得た。さらに経験年数別の教員配置実験を行ったところ、ベテランの教員を追加配置することで、学力の低い学生の学力底上げ効果を得ることが出来た。対して教員教育施策では、教員教育の回数を増やすごとに施策効果が高くなる結果を得た。特に学力上位層の学力をより引き上げる効果を得られた。しかし、学力下位層に対しては効果が低いため、学力の二極化につながる可能性があると考えられる。

参考文献

- 1) 志水宏吉, 学力を育てる, 岩波書店, 2005
- 2) 文部科学省, 少人数学級の実現, 2011
- 3) 文部科学省, 教員免許更新制, 2011
- 4) 寺野隆雄, なぜ社会システム分析にエージェント・ベース・モデリングが必要か 横幹, Vol.4 No.2 pp.56-62 2010
- 5) Atsuko Arai and Takao Terano, Yutori Is Considered Harmful: Agent-Based Analysis for Education Policy in Japan, Shiratori, R.; Arai, K.; Kato, F. (Eds.): Gaming, Simulations, and Society Research Scope and Perspective, Springer, pp.129-136, 2005
- 6) 神澤篤啓, 山田隆志, 山本学, 吉川厚, 寺野隆雄, エージェントシミュレーションによる教員配置の効果分析, 第 58 回人工知能学会先進的学習科学と工学研究会 (SIG-ALST), pp.11-18, 2010.
- 7) 中央教育審議会, 新しい時代の義務教育を創造する(答申), 2005
- 8) 文部科学省, 学校基本調査, 2012.
- 9) Schelling, Thomas C.: Micromotives and Macrobehavior. W.W.Norton. 1978.
- 10) 広岡亮蔵, 教育学著作集 1: 学力論, 明治図書, 1968
- 11) 村山航, 認知と動機づけ, 日本認知心理学会(監修), 市川伸一(編), 現代の認知心理学 5 発達と学習, 北大路書房, pp.104-125, 2010.