

# 九州大学エネルギー科学科における kkMAS の適用事例報告

三浦 泰久<sup>†</sup> 谷本 潤<sup>‡</sup> 萩島 理<sup>‡</sup>

<sup>†</sup>九州大学大学院総合理工学府 <sup>‡</sup>九州大学大学院総合理工学研究院

E-mail: <sup>†</sup>es202178@cse.ec.Kyushu-u.ac.jp, <sup>‡</sup>{tanimoto, aya}@cm.kyushu-u.ac.jp

**あらまし** 九州大学工学部エネルギー科学科 3 年生を対象とする「課題集約演習」で kkMAS を用いたシミュレーションプログラム作成を行った。本報告では、指定課題とした「共有地のジレンマ」と自由課題 2 点の優秀作品についてまとめて報告する。

**キーワード** kkMAS, 共有地のジレンマ, 課題集約演習

## 1. 緒言

九州大学エネルギー科学科では、3 年後期の必修科目として「課題集約演習」が実施されている。課題集約演習では 5~6 名の学生が希望する教官の研究室において、自らの主体性を発揮しながら定めたテーマの元で実験や調査を共同して行い、最終回に行われるポスタープレゼンテーションでその成果を発表するもので、プレゼン的な性格を有する科目と解されている。シラバス上の実施目的は、(1)学生自身の問題意識を高揚させ、その問題解決に向けての自己学習能力の育成、(2)習得した科学技術に関する知識を活用した科学的な問題解決と提案能力の育成、(3)グループならびに教官との討論を通して論理的な思考力、表現力、発表能力の育成、の 3 点である。著者らの研究室では“人間-環境-社会システムのシミュレーション”の課題に対して 6 名の希望学生があり、kkMAS を用いたマルチエージェントシミュレーションプログラムの作成を試みた。演習初回は、まず座学として、複雑系科学の概念、離散型シミュレーションおよびマルチエージェントシミュレーションの初歩を講じ、補助教材として「人工社会」を参照した。シミュレーションの課題は、原則、個人ベースで設定することとしたが、コンピュータやプログラム言語に関する習熟度や取り組み熱意により、オリジナルモデルを作成する者と教官サイドが付与した課題をモデル化する者との 2 グループに分離することになった。当方が用意した課題は、共有地のジレンマに準えた湖の環境汚染問題で、グラフィックアニメーションの作成過程で拡散方程式の差分解法が無理なく身に付くように工夫されている。この課題では、基礎式をまとめたレジュメを示し、あらかじめ模範プログラムを作成済みの Teaching Assistant (TA) のマンツーマン指導に従いながら、あとは学生自らがモデルを構築していく。自由課題では、対象問題の取り上げ方、数理的把握とモデル記述に至るプロセスから教官との密着対話型指導を受け、段階的にシミュレーションモデルを構成していく。

写真 1 に研究室における授業風景、写真 2 にポスタープレゼンテーション風景をそれぞれ示す。

本稿では、自由課題のうち優良な 2 作品と指定課題のシミュレーションプログラムについて報告するものである。なお、第二、第三著者は教官、第一著者は TA として、課題集約演習を担当した。



写真 1 授業風景

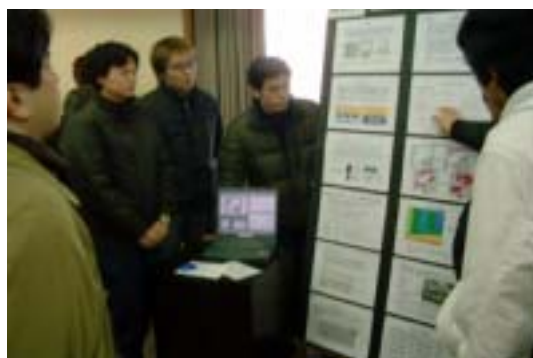
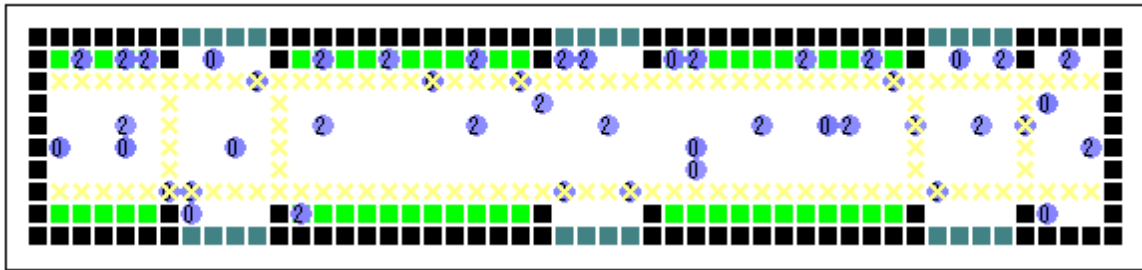


写真 2 発表説明中の学生たち

## 2. 事例1「電車内における乗客の動き」

### 2.1. モデルの概略

我々が電車に乗車する際、周囲に人の居ないシートに座る、空席に座る、周囲に人の居ないところに立つ、吊革につかまる、出入り口に近いところに立つ、などいくつかの行動ルールを有し、それらが行動意思決定の局面で優先順序付けされていると考えられる。このシミュレーションでは、各乗客エージェントは行動を決する不快度関数を有しており、関数中に含まれる、立つことによる不快、周囲に人が居ることによる不快等を評価する重みを初期にはランダムにしておき、学習とともにこれらがある値に収束していく様子をドラマとして再現するものである。図1はシミュレーション当初の乗客が疎な状況下での車両内の様子である。



凡例  
○:乗客(中の数字は状態)      ×:つり革      □:椅子      ■:壁  
○:ドア      不快度一定値以上      (高) ~ (低)

図1 事例1のMAS実行画面

### 2.2. 行動ルール

乗客エージェントには、静止(座っている,立っている)状態と移動状態の2種が存在する。静止、移動に関わらず全てのエージェントは3ステップごとに以下のロジックに従って移動に関わる意思決定を行う。

- (1) 車両内のあらゆるポイントに対して、仮にそこに移動した場合の不快感を算出する。不快度の算出は後述の(1)式で定義される不快度関数を用いる。
- (2) 他のエージェントが存在せず、かつその中で不快度が最も低い地点を第1候補地として移動を開始する(移動状態)。移動は常に最短距離のパスに沿って行われる。第1候補地が現在のポイントであれば、このエージェントは静止状態を取りつづける。
- (3) 移動開始後3ステップが経過するまでに、目標地点に到達する事が出来なかった場合、もしくは目標地点が他のエージェントに取られてしまった場合には、再度(1)からやり直す。
- (4) 目標地点に到達し、静止状態となるまで(1)~(3)の過程を繰り返す。

各エージェントの不快度関数は以下で定義する。

$$\begin{aligned} \text{不快度} = & C_1 \times (\text{移動距離} [\text{移動セル数}]) \\ & + C_2 \times \{(\text{第1ムーア近傍に存在する他エージェント数}) \\ & \quad + (\text{第2ムーア近傍に存在する他エージェント数})\} \\ & - C_3 \times (\text{壁に接しているなら1, いないなら0}) \\ & - C_4 \times (\text{椅子に座っているなら1, いないなら0}) \end{aligned} \quad \dots \text{式(1)}$$

ここで、 $C_1$  から  $C_4$  は各エージェントで異なる係数であり、それぞれ車内での長大な移動を厭う、周囲に人が居ることを厭う、壁にもたれかかれない状況を厭う、立っている状況を厭う重みを表す。それぞれ0から29の整数値で付与する。これらの係数はシミュレーションエピソードの当初はランダムに与え、次節で述べるGAによる進化計算により、各エージェントは適性値を学習していく。(1)式の不快度関数の構造から容易に推量されるように、係数の如何によっては、両脇に人がいて座っているよりも、ゆったりと壁にもたれかかって立っている

方が不快でないと言うエージェントもありえることになる。

### 2.3. GA による学習プロセス

1 遺伝子は 4 遺伝子座からなり、それぞれの遺伝子座は 30 進数表現された  $C_1$  から  $C_4$  を表す。また遺伝子プールには  $N_p$  個の遺伝子が存在する。この遺伝子プールは全乗客エージェントで共有する。以上の遺伝子を用いて、以下の手順により遺伝的アルゴリズムを適用する。

- (1) 各乗客エージェント ( $N$  人) は前述の遺伝子プールから各々 1 個の遺伝子を選択し、1 回の乗車から降車まで (1 乗車期間) を同じ遺伝子を用いて不快度を計算する。降車時に、後段で述べる適合度を計算する。降車後の遺伝子は、使用済み遺伝子プールに移動する。
- (2) 前ステップを  $N_p/N$  クール (1 クールは 1 乗車期間を表す) 繰り返した結果、当初遺伝子プールに存在した  $N_p$  個の遺伝子は全て使用済み遺伝子プールに移動したことになる。
- (3) 使用済み遺伝子プールからそれぞれの適合度を基にルーレット選択により独立に 2 個の親遺伝子を選び出す。これらに交叉 (交叉確率 0.5) 突然変異 (突然変異確率 0.1) を施し、2 個の子遺伝子を次世代の遺伝子プールに補充する。この作業を次世代の遺伝子プールが  $N_p$  個に達するまで繰り返す。これにより、1 世代が終了する。

適合度は、毎ステップごとに以下に基づき普遍不快度を算出し、これを当該エージェントが乗車してから下車するまでの総和する。そして、それをある整数値から引いて正值化したものを適合度と定義した。

この適合度は、全てのエージェントにわたって共通であるから、ここで言う普遍不快度とは、各エージェント個々が有する価値観とは別に肉体的消耗などから決まる真実の不快程度を表すファクターであると解釈すればよい。複数回の乗車・下車を繰り返す事で、不快度を小さくする事を絶対目標としている。なお、この場合の不快度の算出には次式を用いた。

$$\begin{aligned} (\text{普遍不快度}) = & (\text{当該ステップに移動した場合はプラス 5 点}) \\ & + (\text{第 1 ムーア近傍に存在する他エージェント数}) \\ & + (\text{第 2 ムーア近傍に存在する他エージェント数}) \\ & + (\text{もし椅子に座っていない場合はプラス 60 点}) \\ & + (\text{もし壁に接していない場合はプラス 30 点}) \end{aligned} \quad \dots \text{式(2)}$$

### 2.4. 乗車と降車

車両内には常に  $N$  人の乗客エージェントが存在する。駅間は常時固定の 30 ステップとし、エージェントの 1 乗車期間は、1 駅、もしくは 2 駅であり、乱数で決定される。

従って、初期にはランダムな  $C_1$  から  $C_4$  を有する各エージェントは、多数回の乗降を繰り返す過程で、普遍不快度を低減するに適した  $C_1$  から  $C_4$  を学習していくことになる。

### 2.5. 数値計算例

数値計算例を示す。それぞれ  $N=400$ 、 $N_p=400$  である。

図 2 は第 1 世代時および最終第 14 世代時における走行中の車内の様子を示している。各々のエージェントの色は、当該ステップにおける適合度 (乗車してから当該ステップまで累積した普遍不快度に依存) を表しており、薄灰色 (ストレス 0) から赤色 (ストレス最大) まで変化する。図より第 1 世代では赤く染まったエージェントが非常に多く、混雑した車内に適した行動原理を確立していないばかりに、ストレスを過大に受けている事がうかがえる。学習に従って、下段のように赤く染まったエージェントは減少していく。

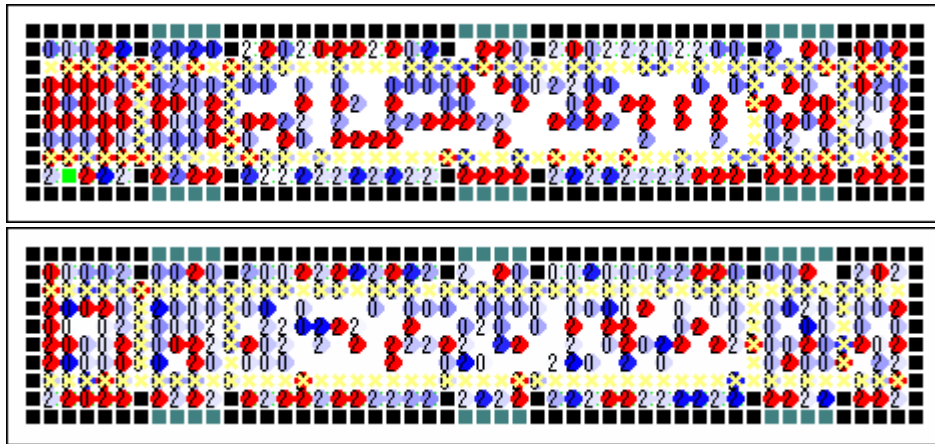


図2 第1世代時(上段)および第14世代時(下段)における車内の様子

図3は各世代における $C_1$ から $C_4$ の推移を表す。

世代を追うに従って各係数は収束の傾向を示している。これは普遍不快感が規定する真実の不快感に対応した個々人の不快感関数が学習された結果である。 $C_4$ が他に比べて小さいのは、(1)式中の各係数に乗じる状態値が $C_4$ だけを大きい(最大で24[第1,第2ムーア近傍が全て他エージェントに占有されている状況])ためである。

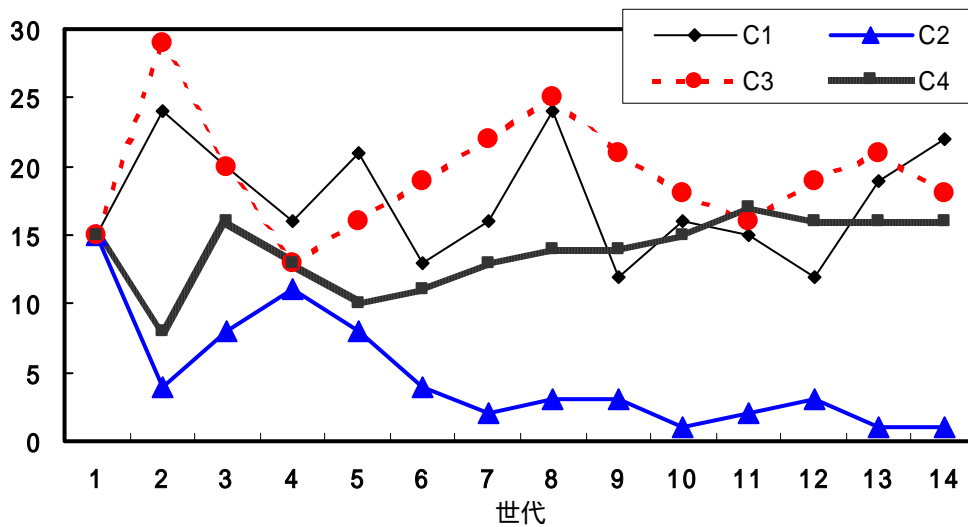


図3 各世代における $C_1$ ~ $C_4$ の推移

### 3. 事例2「食堂における人の移動」

#### 3.1. モデル概要

食堂における座席、食券販売機や配膳口などの配置は、利用者の回転率など効率に大きく影響する。本事例では、九州大学箱崎キャンパス生協中央食堂を想定したモデルを構成した。図4はkkMAS上に構成した食堂モデルの平面配置、写真3は食堂の実景である。



写真3 九州大学の生協食堂

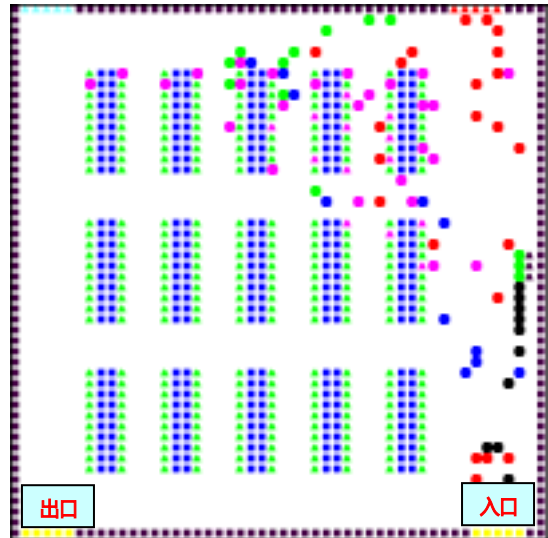


図4 事例2のMAS実行画面

エージェントの状態	構造物
配膳口に向かう	壁
空席を探す	出入口
食器返却口に向かう	配膳口
席取りをする	食器返却口
食券機に向かう	食券機
出入り口に向かう人	机
食事中の人	空席
席取り椅子に向かう人	席取り済み

#### 3.2. 利用者エージェントの行動ルール

食堂におけるエージェントの行動フローチャートを図5に示す。エージェントが空席を探し、移動する過程には以下のロジックを用いる。

- (1) 現在位置と返却口から計測した距離の和が最小でなるべく両脇が空席となっている(3連空席)席を第1候補地として移動を開始する。
- (2) 3連空席の場所か、移動距離最小か、何れを重要視するかはプログラムパラメータとして付与しておく。従って、エージェントは近くに3連空席が存在しない場合には、遠くにそれを指すより近くにある両脇が埋まった空席を第1候補地とする。
- (3) 移動開始後、他エージェントにより第1候補地が先占された場合はその時点で過程(1)に戻り、次の候補地を探す。
- (4) この過程(1)(2)を繰り返し、着席場所を探す。ただし、移動の繰り返しによって疲労がある一定限度を超えると直近の空席に座る。

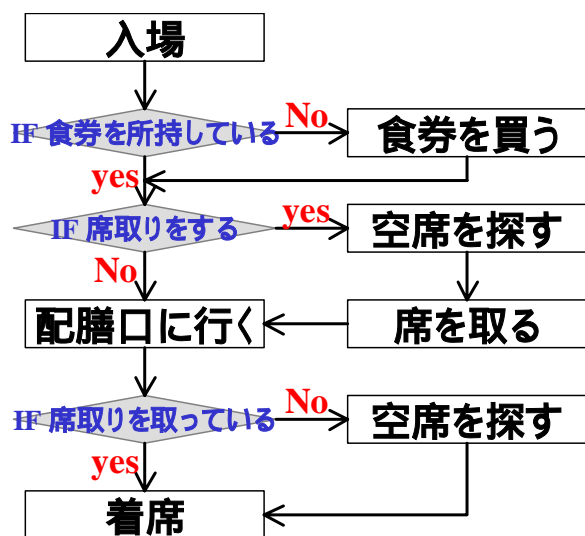


図5 エージェントの行動フローチャート

### 3.3. プログラムの初期設定

本シミュレーションでは、次の項目についてコントロールパネルで初期設定が変更出来る。

- ( 1 ) 最大収容数 : 食堂の最大収容エージェント数
- ( 2 ) 食券保持率 : 全エージェントのうち、初めから食券を保持している割合
- ( 3 ) 席取り割合 : 全エージェントのうち、配膳口へ向かう前に席取りをする割合
- ( 4 ) 発券時間 : 発券機において発券に要する時間の平均値
- ( 5 ) 配膳交換時間 : 配膳口で食券と食事の交換に要する時間の平均値
- ( 6 ) 出現間隔 : エージェントが入り口から出現する時間間隔の平均値

なお、( 4 ) から ( 6 ) で平均値まわりに付与する変動成分は一様乱数による。

### 3.4. 数値計算例

計算例を示す。エージェントの食券保持率と席取り割合による影響を見るために、それ以外の初期設定項目を固定して比べた。図 6 は全エージェントが食券を持っており、かつ席取りを一切行わない場合、図 7 は半数のエージェントのみが食券を持っており、かつ半数のエージェントのみが席取りを行う場合における一定時間経過後の人工社会を示している。

後者のシミュレーション結果は、定性的には実際の九大生協中央食堂と同様の席の埋まり方となった。また、全エージェントが食券を持っている、かつ席取りをしない場合には、全エージェントが配膳口に直行することになり、長蛇の列が生じている事が分かる。

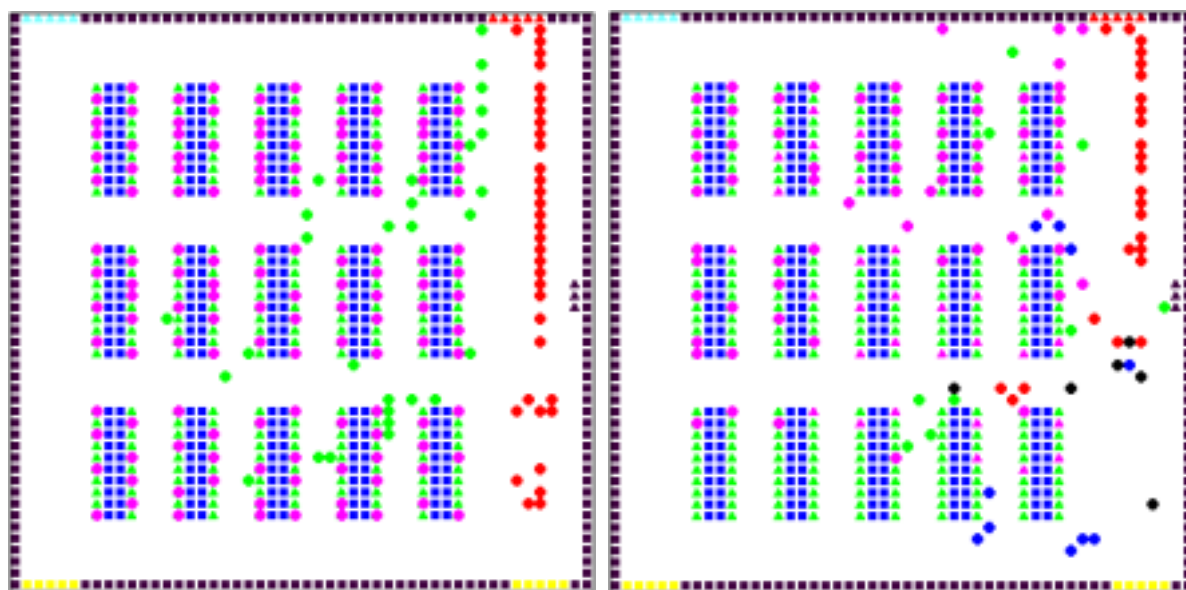


図6 全エージェントが食券を持っている場合

図7 半数のエージェントが食券を持っている場合

### 3.5. 本モデルの応用例

本モデルは発展途上のものであるため、今後次のような事が可能である。

- ( 1 ) 机の位置を変えることにより、最適な配置場所を考察する。
- ( 2 ) 人の混み具合から配布所での人員数や発券機の設置数を考察する。

#### 4. 事例3「共有地のジレンマ」

本モデルは、当方が学生に対し指定課題として用意したものである。ここで扱う社会的ジレンマは、共有地のジレンマに準えた湖の環境汚染問題で、環境保全の共同活動の本質を捉えるものである。

##### 4.1. モデルの概要

ある湖の周辺には複数の工場が存在している状況を想定する。工場は生産活動する事により収益を得るが、生産活動によって工場は湖に廃液を排出する。各工場の生産量は湖の汚染度に比例して減退する。つまり、生産活動を維持するためには廃液を浄化した後に排出する必要があるが、その浄化にはコストがかかり、収益を圧迫する要因となる。社会の構成員がお互いに協調的な行動をとれば結果的に全構成員にとって最善となる事は自明であるが、各構成員が個々にとっての合理性（エゴ）を追求すると協調的な行動は選択されず、社会全体は不利益を被る状況に至る。云うまでもなく、これはパレート最適解とナッシュ均衡が一致しないジレンマ状況の発生を意味する。本モデルを用いて、工場の収益とエゴの関係をシミュレーションした。図8、図9はkkMAS上に構成したアニメーション画面である。後述する汚染拡散は、いわばこのシミュレーションのハイライトであるから、プログラム作成者の学生は琵琶湖や東京湾、霞ヶ浦などの地形をトレースして「それっぽい」アニメーションの作成に工夫を凝らした。

##### 4.2. 生産活動

湖に立地する  $m$  の工場エージェントは湖の水を利用して生産活動を行う。工場の生産量は湖の汚染濃度に応じて比例減少すると仮定し、以下で付与する。

$$P(t) = \begin{cases} P_{\max} & \cdots \text{If } \bar{C}(t) < C_L \\ P_{\max} \times \left(1 - \frac{\bar{C}(t) - C_L}{C_H - C_L}\right) & \cdots \text{If } C_L \leq \bar{C}(t) \leq C_H \\ 0 & \cdots \text{If } C_H \leq \bar{C}(t) \end{cases} \quad \dots \text{式(3)}$$

ここで、 $\bar{C}(t)$  は時刻  $t$  における湖の平均汚染濃度、 $C_L$  は湖の生態系に影響しない環境基準、 $C_H$  は湖での生産活動が可能な最低限の環境基準を表し、この閾値を越えると生産活動は中止せざるを得なくなる。

##### 4.3. 環境保護活動

生産活動に伴い、工場エージェントは廃液を湖に排出する。工場エージェントが最大限廃液浄化に努めた際、廃液に含まれる汚染物質の排出量  $V_R(i;t)$  は次式で与える。

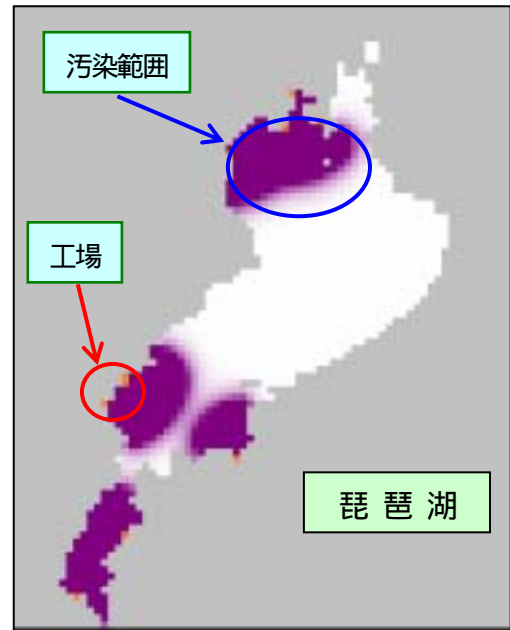


図8 事例3のMAS実行画面（琵琶湖）

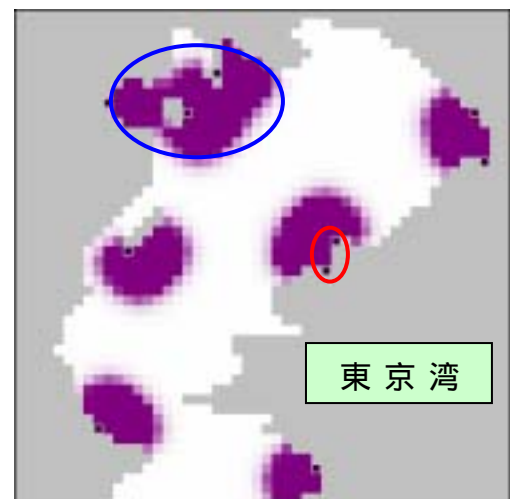


図9 事例3のMAS実行画面（東京湾）

$$\begin{aligned}
V_R(i;t) &= r_{CE} \times P(i;t) \times r_V - V_C(i;t) \\
&= r_{CE} \times P(i;t) \times r_V - r_{CE} \times P(i;t) \times r_V \times (1 - Ego) \\
&= r_{CE} \times P(i;t) \times r_V \times Ego
\end{aligned}
\tag{4}$$

ここで、 $r_{CE}$  は単位生産量当りの排出原単位、 $r_V$  は単位時間当りの排出量、 $V_C(i;t)$  は単位時間当たりの浄化汚染物質質量、 $Ego$  は汚染物質を浄化する割合である。 $Ego = 1$  の場合、工場エージェントは利己的な行動をなし、湖は汚染するに任される。 $Ego = 0$  の場合、工場エージェントは協調的な行動をとり、浄化に最大限の努力を払う。エージェントが廃液を排出し続けると湖は汚染物質であふれ、最後には工場が操業できない状態になってしまう。そこで、エージェントは排出時に廃液を浄化することにより環境を保全する行動が取り得るが、浄化のためにはコスト  $M_C(i;t)$  がかかり、収益の圧迫要因となる。コスト  $M_C(i;t)$  は次式で与える。

$$M_C(i;t) = \begin{cases} r_{CLEAN} \times r_{CE} \times P(i;t) \times r_V \times (1 - Ego) & \cdots \text{If } \bar{C}(t) \geq C_L \\ 0 & \cdots \text{If } \bar{C}(t) \leq C_L \end{cases}
\tag{5}$$

ここで、 $r_{CLEAN}$  は単位汚染物質質量当りの浄化コストである。

#### 4.4. 湖における汚染物質の拡散

工場から排出された廃液に含まれる汚染物質は湖を拡散し、時間とともに消散する。消散は湖の自然浄化能力や汚染物質の経時的無毒化を想定している。拡散は拡散方程式の時間前進型差分解法を用い、以下の式で表す。

$$\begin{aligned}
C(x, y; t+1) &= r_{dif} \times \{C(x+1, y; t) - C(x, y; t) \\
&\quad C(x-1, y; t) - C(x, y; t) \\
&\quad C(x, y+1; t) - C(x, y; t) \\
&\quad C(x, y-1; t) - C(x, y; t)\} \\
&\quad + V_R(x, y; t+1) \\
&\quad - r_{eva} \times C(x, y; t)
\end{aligned}
\tag{6}$$

ここで、 $r_{dif}$  は汚染物質の拡散率、 $r_{eva}$  は消散率を示す。上式は、あるセルの汚染物質濃度は隣接する4マスからの拡散分、当該場所における消散分、及び新規発生分の収支によって定まることを意味する。

#### 4.5. 収益

工場エージェント  $i$  の収益  $MI(i;t)$  は、生産量と浄化コストにより次式のように表される。

$$MI(i;t) = r_l \times P(i;t) - M_C(i;t)
\tag{7}$$

ここで、 $r_l$  は単位生産量当りの売上である。収益は、 $Ego$  によって変化する。

#### 4.6. 数値計算

以上のモデルを用いて、数値計算を行った。

図10は、汚染の様子を表すグラフィックアニメーションの時間推移である。(上段)は東京湾であり、(下段)は琵琶湖をモチーフにしている。図より、拡散している様子が分かり易い。

また、図11は、社会全体の  $Ego$  と汚染物質の消散率を変化させた時、社会全体収益の変化を示したものである。この時、 $Ego$  と  $r_{eva}$  以外の諸数値は固定している。消散率が高く、湖が有する汚染物質の自然除去力が大きい場合は、廃液浄化などせずエコ的に振る舞うことが工場にとって合理的である。しかし、消散率が小さい場合は、協調戦略が合理的となる。生産技術が発達し、自然の環境容量が相対的に小さくなっている今日的状況を



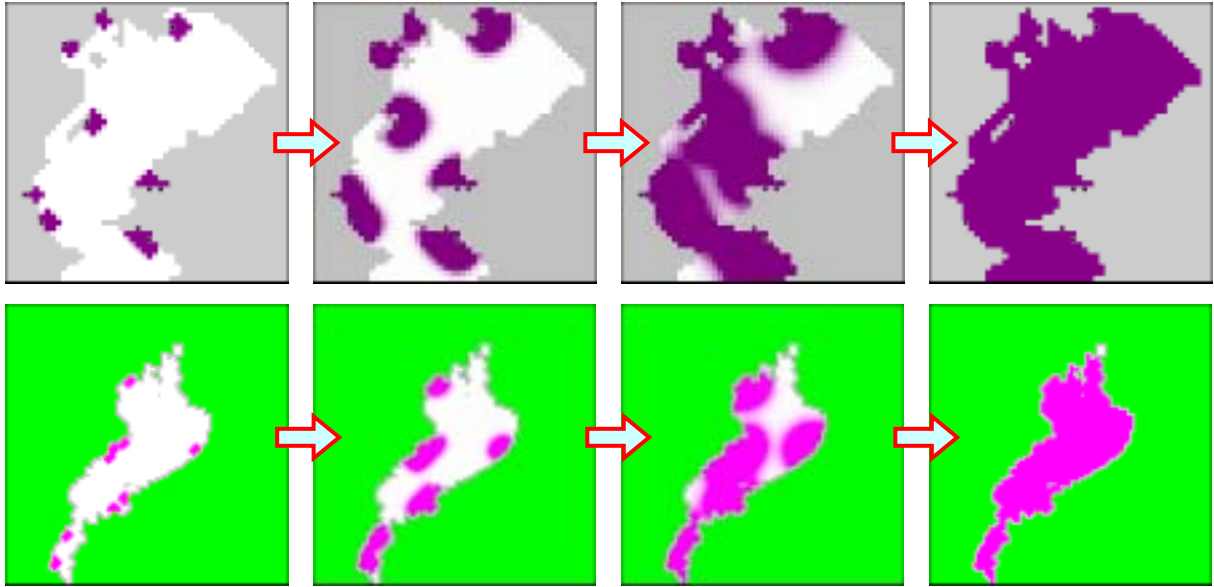


図10 汚染物質の拡散の様子（上段：東京湾、下段：琵琶湖）

考えると、示唆的な結果といえるだろう。

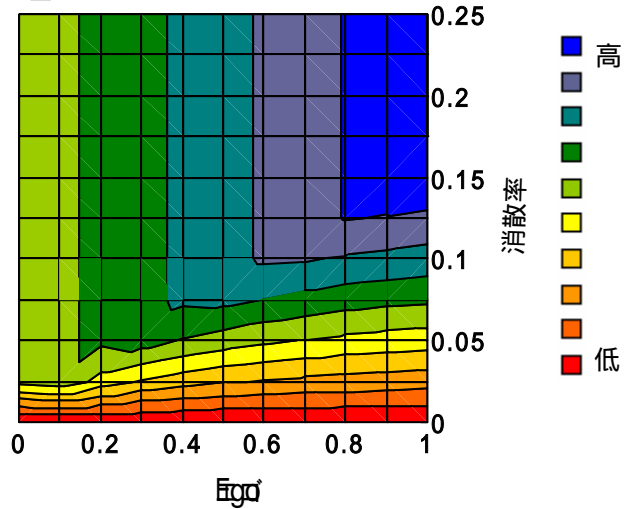


図11 Egoと消散率の社会収益に対する関係

## 5. 事例3の発展モデル

本章では、前章の発展モデルとして紹介する。この発展モデルは学生が作成したモデルに加え GA による学習プロセスを組み込み、ある消散率における最適な Ego の値を探索する構成に改良したものである。

### 5.1. 追加仕様の概要

これまで各工場エージェントの Ego は社会全体で共通の値としていたが、発展モデルでは各工場エージェントは異なる Ego を持つこととする。シミュレーションエピソードの当初では [0,1] を 16 分割した数値をランダムに与え、次節で述べる GA による進化計算により、社会は最適な Ego を学習していく。なお、あるエピソード内の Ego は各工場エージェントで一定の数値をとる。

### 5.2. GA による学習プロセス

Ego の進化計算は以下のプロセスに基づいて行う。進化計算の単位となる遺伝子は、[0,1] で定義される Ego を 4bit2 進数で表現した。また遺伝子プールには  $N_p$  個の遺伝子が存在する。この遺伝子プールは全工場エージェントで共有する。以上の遺伝子を用いて、以下の手順により遺伝的アルゴリズムを適用する。

- (1) 各工場エージェント (N 個) は前述の遺伝子プールから各々1 個の遺伝子を選択し、初期状態 ( 汚染濃度ゼロ) から操業を開始し、社会全体の収益が定常に達するまで (1 期間) 同じ遺伝子を用いて計算を行う。収束した時点で、後段述べる適合度を当該遺伝子に対して計算する。1 期間経過後の遺伝子は、使用済み遺伝子プールに移動する。
- (2) (1)を  $N_p/N$  クール (1 クールは1 期間を表す) 繰り返した結果、当初遺伝子プールに存在した  $N_p$  個の遺伝子は全て使用済み遺伝子プールに移動したことになる。
- (3) 使用済み遺伝子プールからそれぞれの適合度を基にルーレット選択により独立に2 個の親遺伝子を選び出す。これらに交叉 (交叉確率 0.25) 、突然変異 (突然変位確率 0.01) を施し、2 個の子遺伝子を次世代の遺伝子プールに補充する。この作業を次世代の遺伝子プールが  $N_p$  個に達するまで繰り返す。これにより、1 世代が終了する。

適合度  $f_i$  は社会全体の収益が収束した時点における各工場エージェントの収益  $MI(i;t)$  の和とする。

また、今回は GA 部分の処理は、fortran でソースコードを作成した外部実行プログラムを kkMAS 内部からの shell コールすることで計算ロードの軽減をはかっている。

### 5.3. 数値計算

$N=10$ 、 $N_p=50$  として、数値計算を行った。

図 12 の上・下段は各世代における Ego の推移をそれぞれ消散率が 0.05 と 0.15 の場合について示したものである。それぞれ図 9 の基本ケースと比べると、大略「稜部」に当たる部分に漸近していることが分かる。

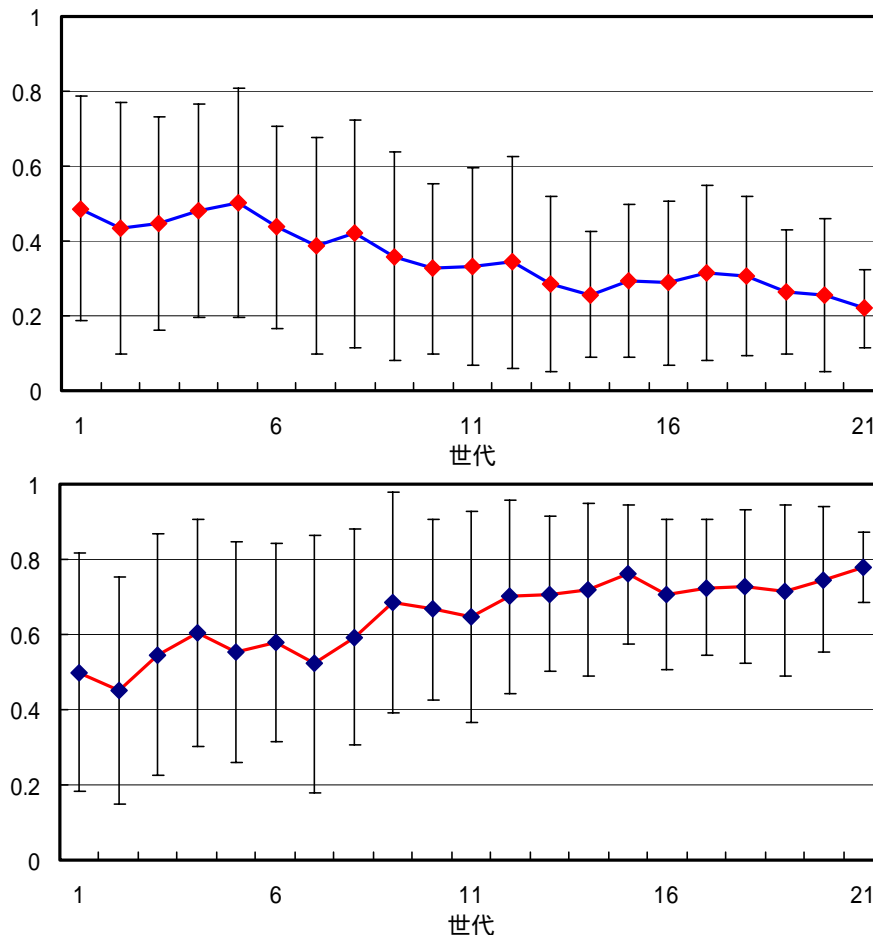


図 12 各世代における Ego の変化 ( 消散率 : 上段 0.05、下段 0.15 )

## 6. 結論

九州大学工学部エネルギー科学科3年生を対象とする「課題集約演習」でkkMASを用いたシミュレーションプログラム作成を行った。報告した作成モデルは何れも教科書的適用例ではあるが、kkMASを教材に用いることによって、プログラミングや数理の基礎が習得できた学生には大変好評であった。

## 謝辞

指定課題を担当した富永豊君、福田健一君、土田昌直君、今村聡孝君、また、事例1「電車内における乗客の動き」を担当した相良博喜君、事例2「食堂における人の移動」を担当した玉井直哉君の6名（いずれも九州大学工学部エネルギー科学科3年生）には本論文の作成に協力して頂いた。関係各位に記して謝意を表す。