

人工生命技術を用いた環境保全のための 仮想環境シミュレータ

奥原浩之¹・白木渡²・松原行宏³・井面仁志⁴・西村哲郎⁵

¹工博 広島県立大学助教授 経営学部経営情報学科 (〒727-0023 庄原市七塚町 562)

²正会員 工博 香川大学教授 工学部信頼性情報システム工学科 (〒760-8526 高松市林町 2217-20)

³工博 香川大学助教授 工学部信頼性情報システム工学科 (〒760-8526 高松市林町 2217-20)

⁴正会員 工博 香川大学助教授 工学部信頼性情報システム工学科 (〒760-8526 高松市林町 2217-20)

⁵工修 復建調査設計株式会社 (〒732-0052 広島市東区光町 2 丁目 10-11)

本論文では、複数の開発案の中から自然環境保全と着目する種の保存にとって最も有益な開発手法を選択することを支援する枠組みを提案する。そのために、コンピュータ・シミュレーションでダイナミクスを仮想的に再現することで環境影響の評価と予測を行い、持続可能な開発を選択することを考える。そこで、人工生命技術であるセルオートマトンと発見的自己組織化から構成されるハイブリッドシステムを利用した環境影響予測・評価システムの開発を行った。シミュレーションの結果、提案システムはモデルの構造が既知である場合にはその係数を精度よく近似し、モデルの構造が未知である場合であっても近い将来のダイナミクスが予測可能であることが示された。

Key Words : environmental preservation, selection of a development proposal, cell automaton, discovery-self-organization, hybrid system

1. まえがき

自然では、生態系のバランスの一部が崩れたことによる影響がどこまで波及するのを見極めるのは容易ではなく、場合によっては、一度失われた貴重な資源や環境が二度と再生しないことも起こりうる。近年では、環境影響評価に関する取り組みの必要性は益々高まってきている。たとえば各種の公共事業における環境保全対策では、開発に際して必要ならば環境に及ぼす影響の内容と程度を考慮して、環境破壊の防止策ならびに代替案の比較検討等を含む調査検討を行うことが求められている。

環境影響評価・予測のためには開発対象地域での定性的な解析だけでなく、対象とする種を取り巻く群落や地域の特徴に応じた過去の事例の引用や定量的な解析が必要である。現在得られる情報を将来においても有効に活用するために、環境問題において頻繁にあらわれる様々な要因間の相互作用をある程度明らかにし、これらの情報を系統立てて蓄積することも重要である。

本論文では環境影響評価・予測を、構成要素を抽出し、それらの相互作用を明らかにし、その時間発

展をシミュレーションにより検討するシステム分析の一つと捉えて議論する。また環境影響評価・予測では、現地調査により情報を収集したうえで現状のモデル化を行い、モデルにもとづいて評価・予測をすることからも適切なモデル化を行うことが重要となってくる。そのために、本研究では人工生命技術であるセルオートマトン(Cellular Automaton;以後CA)¹⁾と発見的自己組織化(Group Method of Data Handling;以後、GMDH)²⁾を組み込んだシステムを提案する。

CAはシステムを構成する部分の振る舞いからシステム全体の振る舞いをボトムアップで生成するために用いられる。CAはセル間の局所的相互作用が与えられると、状態遷移を繰り返すことで多様な振る舞いを生成する。GMDHはCAのセル間の局所的相互作用を同定するために用いられる。そこで、調査によりデータが収集されれば、提案するCAとGMDHによるハイブリッドシステムが適切なモデル化を行い、状態遷移を行うことで環境影響評価・予測へ適用可能であることを示す。

以上のことから本論文では、第2章で、従来のシミュレータの例とCAとGMDHの概要について述べる。第3章でCAとGMDHによるハイブリッドシステムの

構成と動作について説明する。第4章ではまず、数理モデルが既知である場合に提案システムを適用しその有効性を確認した。さらに、数理モデルが未知である場合でも、開発事業における要因の変化による環境影響評価・予測にもとづいて、複数の開発案の中から最も有益な開発手法が選択できることをシミュレーションで示す。

2. 従来のシミュレータと人工生命技術の概要

(1) 従来のシミュレータの例

ここでは、淡水に生息するニッポンバラタナゴを例として従来のシミュレータについて説明する。タナゴはコイ科で藻類などを食べ、淡水産の二枚貝に産卵し繁殖する。ニッポンバラタナゴの純系種はタイリクバラタナゴとの交雑などによってほとんど絶滅状態にあり絶滅危惧種に指定されている。

いま、ニッポンバラタナゴの生育を簡単にしたフローチャート例は図-1 のようになるとする。

ニッポンバラタナゴの個体数は初期値が与えられると、生育のフローチャートにもとづいて変化する。状態変化の規則に確率的な要素が組み込まれているため、複数のサンプルパスが発生することとなる。そこで、平均を計算するなどして求めた代表的な状態変化により個体数の振る舞いが予測される(図-2 参照)。

(2) CA の概要

ここでは、システムを構成する部分の振る舞いをモデル化する CA について説明する。

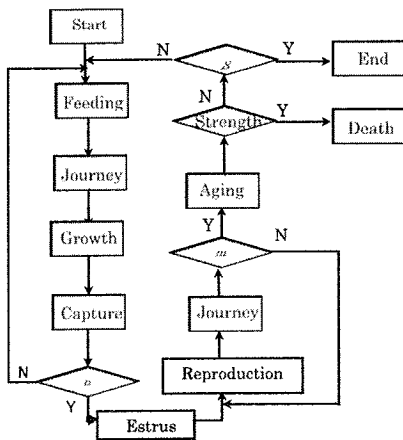


図-1 生育を簡単にしたフローチャート例

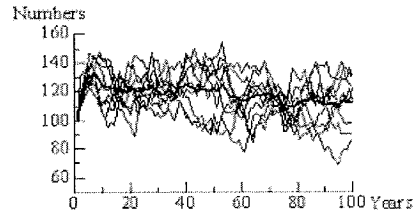


図-2 個体数の変化

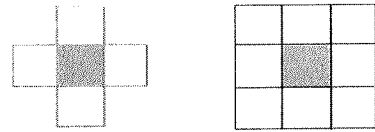


図-3 (a) Von-Neumann 近傍 (b) Moore 近傍

CA はノイマンの有限オートマトン理論に起源を持つシミュレーション手法であり、多素子からなる離散空間、離散状態、離散時間の数学的モデルである。つまり、CA では同一の構造をもつセルが空間に配置され、各セルは有限状態数を持ち、各セルの値は離散時間ステップのシーケンスで同期的に更新される。近接する他のセルとの関係則によって経時的に機械的に変化するものである。

近傍テンプレートとしては、自分自身とその両隣のセルの値の合計 3 つのセルによって決定されるものを 3 近傍ルール、自分自身とその上下左右を合わせた 5 近傍のときの近傍を Von-Neumann 近傍、自分自身とその上下左右斜めを合わせた 9 近傍のときの近傍を Moore 近傍という。ライフゲームでは Moore 近傍が用いられることが多い(図-3 参照)。

しかし、セルオートマトンのような局所的なレベルからボトムアップで全体のシステムを構築する場合には、局所的な部分を実際に観測することは困難であり、繁殖や闘争する確率などの細かい部分をどれくらいにするのかなどについての具体的な規準はないため、モデルパラメータは試行錯誤の後に決定される。このような細かい部分についても GMDH によってモデル化することができれば、仮想環境シミュレータとして有用なシステムを構築することが可能になる。

(3) GMDH の概要

GMDH は多入力・多出力を含む非線形システムを同定する近似手法の一つである。その構造は階層型ニューラルネットワークと同じく図-4 のような多層構造となるが動作規則は大きく異なる。

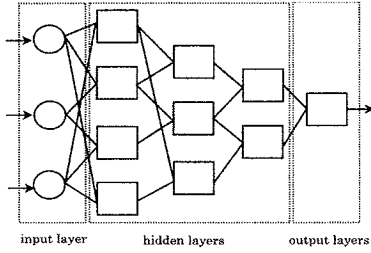


図-4 GMDH の構造

学習初期は比較的小規模なネットワークを構成し、必要なユニットを追加し不必要なユニットを削除することで自己組織化する。そのため、非線形システムを少ない変数、次元で表現することが期待できる。システムの完全表現式は

$$\phi = a_0 + \sum_i a_i x_i + \sum_i \sum_j a_{ij} x_i x_j + \dots \quad (1)$$

で与えられる。ここで、 x_i は第 i 入力変数を表す。さらに、システムの第 l 層の第 k ニューロンの部分表現式は、第 $l-1$ 層から第 l 層の第 k ニューロンへ入力する 2 変数 z_i, z_j の 2 次多項式

$$y_k^l = b_{k0}^l + b_{k1}^l z_i + b_{k2}^l z_i z_j + b_{k3}^l z_i^2 + b_{k4}^l z_j^2 \quad (2)$$

で与えられる³⁾。システムの出力値 ϕ は部分表現式を多層に積み上げることで得ることができる。

各層で得られる多くの組み合わせの部分表現式の中から、同定に必要な部分表現を選択するために、赤池の情報量基準 (Akaike's Information Criteria; 以後、AIC)⁴⁾

$$\text{AIC} = n \log_e S_m^2 + 2(m+1) \quad (3)$$

を適用する。ここで、 n はサンプル数、 m は変数の数、 S_m^2 は残差二乗和の平均

$$S_m^2 = \frac{1}{n} \sum_{s=1}^n (\phi_s - y_{s,k}^{(l)})^2 \quad (4)$$

である。

GMDH は中間的に生成される 2 変数から部分表現式を作り、観測値に対する回帰式を複数求め、その中から AIC がより小さいものを複数選択して新たな中間変数とする。これらの動作を繰り返し階層的にシステムを自己組織化するものである。そのため、中間変数の間に強い相関が生じることによる多重共線性の問題が考えられる。この問題を避けるために直交化による主成分回帰分析を組み込むことが考

られている³⁾。

主成分回帰分析を用いた GMDH のアルゴリズムは部分表現式に含まれる 5 個の入力変数 $\mathbf{x}_{s,k}^{(l)} = [y_{s,i}^{(l-1)}, y_{s,j}^{(l-1)}, y_{s,i}^{(l-1)} \cdot y_{s,j}^{(l-1)}, y_{s,i}^{(l-1)^2}, y_{s,j}^{(l-1)^2}] \in \mathcal{R}^1 \times \mathcal{R}^5$ を考える。ここで、 i, j は第 l 層の第 k ニューロンへ入力する第 $l-1$ 層のニューロンを表す。そして、それぞれの変数の平均から構成される平均ベクトル $\bar{\mathbf{x}}_{s,k}^{(l)} \in \mathcal{R}^5 \times \mathcal{R}^1$ とそれぞれの変数の分散から構成される行列 $\Sigma = \text{diag}[\sigma_{y_i}^2, \sigma_{y_j}^2, \sigma_{y_i \cdot y_j}^2, \sigma_{y_i^2}^2, \sigma_{y_j^2}^2] \in \mathcal{R}^5 \times \mathcal{R}^1$ を求め、平均 0 と分散 1 となるように標準化する。

さらに、標準化されたデータの相関行列を求め、その固有ベクトル $\mathbf{E}_i \in \mathcal{R}^d$, ($i=1, 2, \dots, d$) から構成される行列 $\mathbf{E}_v = [\mathbf{E}_1, \mathbf{E}_2, \dots, \mathbf{E}_d]^T \in \mathcal{R}^d \times \mathcal{R}^d$ を用いて、

$$\mathbf{z}_{k,s}^{(l)} = \mathbf{E}_v \left\{ \sum \frac{1}{2} (\mathbf{x}_{k,z}^{(l)} - \bar{\mathbf{x}}_{k,s}^{(l)}) \right\} \quad (5)$$

に変換する。学習では直交化されたベクトル $\mathbf{z}_{k,s}^{(l)} \in \mathcal{R}^5 \times \mathcal{R}^1$ を入力変数として直交回帰分析を行い、最適部分表現式

$$\mathbf{y}_{s,k} = \mathbf{z}_{k,s}^{(l)T} \mathbf{d}_{s,k}^{(l)} \quad (6)$$

を作成する。ここで、 $\mathbf{y}_{s,k}$ は出力の実測値を規準化した値であり、 $\mathbf{d}_{s,k}^{(l)}$ は係数ベクトルであり、以下の式により求める。

$$\mathbf{z}_{k,s}^{(l)T} \mathbf{y}_{s,k} = \left(\mathbf{z}_{k,s}^{(l)T} \mathbf{z}_{k,s}^{(l)} \right) \mathbf{d}_{s,k}^{(l)} \quad (7)$$

$$\mathbf{d}_{i,s,k}^{(l)} = \frac{\left(\mathbf{z}_{k,s}^{(l)T} \mathbf{y}_{s,k} \right)_i}{r_i}, \quad i=1, 2, \dots, 5 \quad (8)$$

ここで、 r_i は対角行列 $\left(\mathbf{z}_{k,s}^{(l)T} \mathbf{z}_{k,s}^{(l)} \right)$ の第 (i, i) 成分である。

このとき、AIC におけるの残差の自乗平均は

$$S_m^2 = S_{m-1}^2 - \frac{r_i \cdot d_i^2}{n}, \quad i=1, 2, \dots, 5 \quad (9)$$

$$S_0 = \frac{\mathbf{y}_s^T \mathbf{y}_s}{n} \quad (10)$$

とできるため、 $z_{1,k,s}^{(l)} \sim z_{5,k,s}^{(l)}$ を上式に取り込んだときの残差自乗平均を計算して、残差の自乗平均を最も小さくする変数から部分表現式に取り込む。その後、AIC を計算し、AIC が増加する時点で変数の取り込みを停止する。このようにして選択した有用な変

数 $\mathbf{y}_{s,k}^{(l)}$ のみを用いて最適部分表現式を作成する。その後、AIC の値の小さいものからニューロンを L 個自己選択する。

以上のようにして層を積み重ねていき、AIC の値が最小となる層で多層構造の計算を停止し、モデルを決定する。

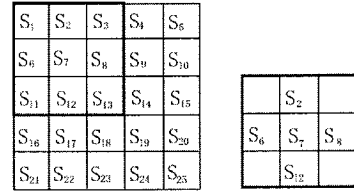


図-5 (a) 5 × 5 のセル (b) S_7 と考慮する近傍セル

3. 提案するシステムの概要

ここでは、人工生命技術である CA と GMDH によるハイブリッドシステムによる環境影響評価・予測へ適用可能な仮想環境シミュレータの構築について述べる。提案システムにより、深い専門的な知識を有していない場合でも、採集されたデータから着目する要因の過去の履歴を再現でき、状態遷移を繰り返すことで短期の予測が可能となる。

一般に環境要因間における相互作用の分析のためには、従来からの知見の蓄積からある程度明らかとなっている数理モデルや現地の調査により採集することができる情報を利用する他に、人工的に作られた池から得られる実験的な情報を利用することも考えられる。

空間的な広がりをもつ情報については、領域を均等なメッシュに分割することで取り扱い、ここでは Von-Neumann 近傍を考えた (図-5 参照)。

$n \times n$ のセルにおける各セル間の相互作用の影響は、離散時間・離散空間における方程式

$$S_i^{(t+1)} = f(S_{j \in c}, C_{i,j \in c}^{(t)}) \quad (11)$$

に従うものとする。ここで、 c は集合 $\{i \pm 1, i \pm n\}$ であり、 $S_{j \in c}^{(t)} = [S_{i-1}^{(t)}, S_{i+1}^{(t)}, S_{i-n}^{(t)}, S_{i+n}^{(t)}]^T$ は時刻 t の状態変数ベクトルである。 $C_{i,j \in c}^{(t)}$ は結合を表す行列

$$C_{i,j \in c}^{(t)} = [C_{i,i-1}^{(t)}, C_{i,i+1}^{(t)}, C_{i,i-n}^{(t)}, C_{i,i+n}^{(t)}, C_{i-1,i}^{(t)}, C_{i+1,i}^{(t)}, C_{i-n,i}^{(t)}, C_{i+n,i}^{(t)}]^T$$

本研究では、ある変数に影響を及ぼす相互作用は着目するセル内の要因間の相互作用と着目する変数の他のセルとの差に起因する相互作用 (図-6 参照) の二つとして拡散方程式

$$S_i^{(t+1)} = g(S^{(t)}) + \sum_{j \in \{i \pm 1, i \pm n\}} C_{ij}^{(t)} (S_i^{(t)} - S_j^{(t)}) \quad (12)$$

で表すこととする。右辺第一項は着目するセル内の要因間の相互作用に関する部分、右辺第二項は着目する変数の他のセルとの差に起因する相互作用に関する部分である。

このように本研究では、GMDH をそのまま全ての

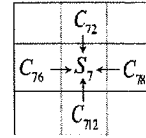


図-6 S_7 のセルにおける結合係数

状態変数に適用するのではなく、一度の状態遷移の影響が及ぶ範囲に絞って局部的にモデル化することで、考慮する状態変数の数を抑制することとした。

4. シミュレーション結果と考察

(1) モデルが既知の場合への適用結果

ここでは、まずモデル式が既知の場合へ提案システムを適用することで、観測データに基づいたモデル化が可能であることを示す。着目したモデルは Belousov - Zhabotinskii 反応 (以後、B-Z 反応) モデルである⁵⁾。B-Z 反応モデルは水溶液中で物質の生成・消滅が行われることによる物質濃度変化がリズムやパターンを自発的に作り出す化学反応である。

B-Z 反応は、 B (Br^- の質量)、 F (Ce^{4+})、 R ($HBrO_2$ の質量) の 3 変数に対する運動方程式

$$\frac{dB}{dt} = a_1 + a_2 F - (a_3 + a_4 R) B \quad (13)$$

$$\frac{dF}{dt} = a_5 (\eta - a_6 F) R - a_2 F \quad (14)$$

$$\frac{dR}{dt} = a_3 B - \{a_4 B - a_5 (\eta - F)\} R \quad (15)$$

で表されることが知られている。ここで、 a_i ($i = 1, 2, \dots, 5$) は各反応の速度定数であり、 $a_6 = 1$ と η は定数である。図-7 に各濃度の典型的な離散時間における変化を示す。いま、これらの濃度が各ステップにおいて観測できるものとして、その

変化量の変動を図-8 に示す。

ここでは、 F の変化量の変動のうち学習データとして $t=0 \sim 2500$, テストデータとして $t=2501 \sim 5000$ を考える。速度係数は $a_1=6, a_2=1, a_3=2.5/6, a_4=1, a_5=0.25$, パラメータを $\eta=60$ とした。図-9 は学習データに対して GMDH を適用したときに得られた AIC の値の変化である。このことから、最適なシステムは 2 層となり図-10 のようなモデルが構築された。ここで、システムの最適部分表現式 y_1^1, y_2^1 , および完全表現式 ϕ は

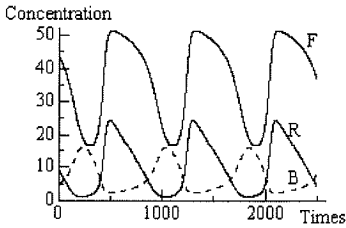


図-7 各濃度の時間的変動

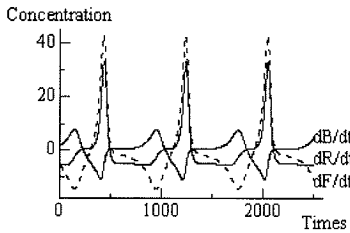


図-8 各濃度の変化量の変動

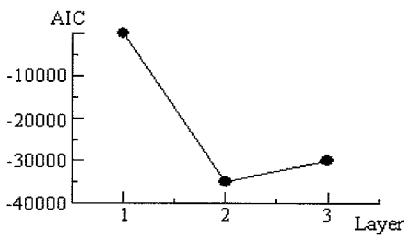


図-9 AIC の変化

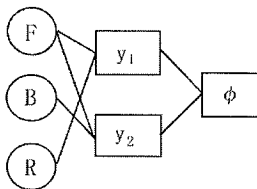


図-10 構築されたモデル

$$y_1^1 = 0.37607 - 0.080863F + 0.000034R^2 + 1.19258R - 0.019939FB + 0.000074F^2 \quad (16)$$

$$y_2^1 = 1.39443 + 0.49091F - 0.00872F^2 - 0.59642B - 0.019952FB + 0.029909B^2 \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \phi = & -0.2829 + 12.5976y_1^1 \\ & + 0.04622(y_1^1)^2 + 0.001113y_2^1 \\ & - 0.11085y_1y_2 + 0.06571(y_2^1)^2 \\ = & -0.917993F - 0.321981FR \\ & + 14.8434R + 0.314447 \\ & + 0.0193881F^2 - 0.000643188F^3 + \dots \end{aligned} \quad (18)$$

となった。このことから、連続な運動方程式における反応係数と単純に比較すると、 $a_1=0.25$, $a_2=0.917993, a_6=1.287924, \eta=59.3736$ となる。ここでは、 F の変化量の変動についてのみ学習させており、そこで必要となる B と R の変化は観測されているものとして与えている。さらに、図-11 に学習データとテストデータを点線で表し、学習後の GMDH の出力 ϕ を実線で示す。これらがほぼ重なっていることから、モデル式が既知である場合に、GMDH による係数の同定や予測が適用可能であることがわかる。

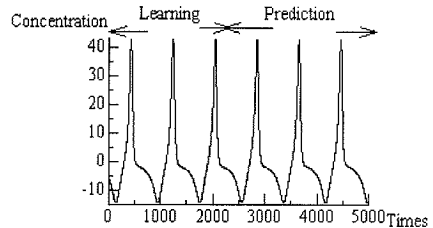


図-11 学習データとテストデータ

(2) モデルが未知の場合への適用結果

ここでは、モデル式が未知の場合へ提案システムを適用することで、観測データに基づいたモデル化が可能であり、複数の代替案の中から望ましい案を選択するのを支援できることを示す。まず、図-12のような池に貴重な生物が息しているものとする。ただし、図中の0は陸地を表す。

各セルに対象種が存在する確率が現地調査により得られるものとする。ここでは、擬似データを

$$x_i^{(t+1)} = (1-\varepsilon)f(x_i^{(t)}) + \sum_{j \in c} \frac{\varepsilon}{4} f(x_j^{(t)}) \quad (19)$$

にもとづいて作成した。ここで、 c はセル i の Von-Neumann 近傍のうち陸地でないセルの集合を表し、 ε は1以下の非負の定数である。さらに、

$$f(x_i^{(t)}) = a(1-x_i^{(t)})x_i^{(t)} \quad (20)$$

とする。ここで、 a は4以下の非負の定数である。これは GCM⁶⁾と呼ばれる写像であり、多様なダイナミクスを生じることが知られている。

図-13 に、 S_8 の環境において $\varepsilon=0.4$ のもとで a を0.5, 1.5, 2.5, 3.2と変化させることで得られた擬似データの例を示す。図-14 は a を4.0とした場合である。

0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	S_1	0	0
0	0	S_2	S_3	S_4	S_5	0
0	S_6	S_7	S_8	S_9	S	0
0	0	0	S_{10}	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0

図-12 仮想の環境

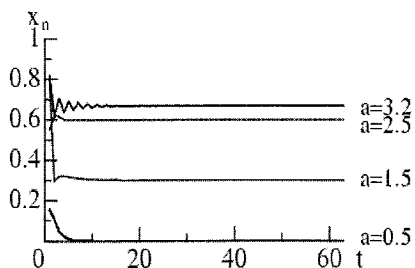


図-13 S_8 の値の変化

($a=0.5, 1.5, 2.5, 3.2$ の場合)

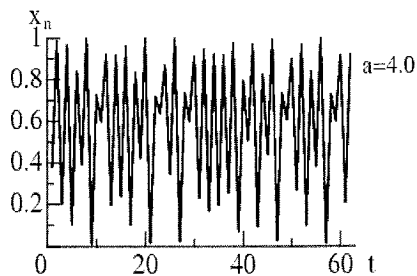


図-14 S_8 の値の変化

($a=4.0$ の場合)

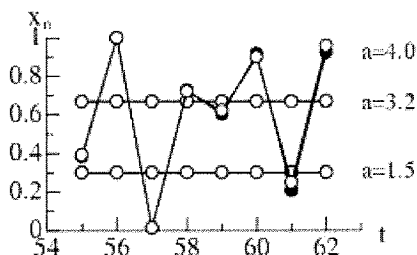


図-15 テストデータに対する予測結果

データは学習用に54個、テスト用に8個の合計62とした。テストデータに対しては、ある時刻 t までのセルの状態遷移を各セルについて学習した後に時刻 $t+1$ の状態遷移を予測した。そして、予測結果を学習データに追加して学習した後に時刻 $t+2$ の状態遷移を予測するという方法を用いた。時刻 $t=54$ までに $a=0$ の場合は全てのセルにおいて0となり絶滅、 $a=2.5$ の場合は全てのセルにおいて状態遷移がなくなることから、 $a=1.5, 3.2, 4.0$ の場合について予測とモデル式の同定を行った。

図-15 において●はテストデータ $T_8^{(t)}$ であり、○はその予測値 $S_8^{(t)}$ である。学習誤差

$$S_{learn}^2 = \frac{1}{54} \sum_{t=1}^{54} (T_8^{(t)} - S_8^{(t)})^2 \quad (21)$$

は 1.19×10^{-4} であり、予測誤差

$$S_{predict}^2 = \frac{1}{8} \sum_{t=55}^{62} (T_8^{(t)} - S_8^{(t)})^2 \quad (22)$$

は 4.46×10^{-4} である。この結果から、テストデータと提案システムによる予測値がほぼ一致していることが示された。

いま、この池の中央付近に道路あるいは橋を建設し横断できるようにする事業が必要となったものとする。ただし、橋は一つのセル分の長さが限界とする。工事の案としては3つあり、第1案を S_3, S_8, S_{10}

を埋め立てて道路とする場合、第2案を S_3, S_{10} を埋め立てて橋を一つかける場合、第3案を S_8 を埋め立てて橋を二つかける場合である。ただし、生息の状況としては、 $a = 4.0, \varepsilon = 0.4$ の場合に作成された擬似データを用いた。ここでは簡単のため、工事は時刻 $t = 54$ から $t = 55$ において行われ、工事の影響はセルを埋めたことによる移動の制限のみであると仮定する。

第1案の場合の道路で仕切られた池の左側 S_i ($i=2, 6, 7$)と右側 S_i ($i=1, 4, 5, 9$)の生息状況を推定したものが図-16と図-17である。この結果から、 S_2 の領域において対象種が存在できない環境となる可能性があることがわかる。

つぎに第2案の場合における池の左側と右側の生息状況を推定したものが図-18と図-19である。この結果から予測した時間内において、池の左側と右側の両側において大きな変動が生じる環境となる可能性が示される。

そして、第3案の場合における池の左側と右側の生息状況を推定したものが図-20と図-21である。この結果から予測した時間内において、池の右側において変動が生じるものの、池の左側では比較的安定して生息できる環境となる可能性が示される。

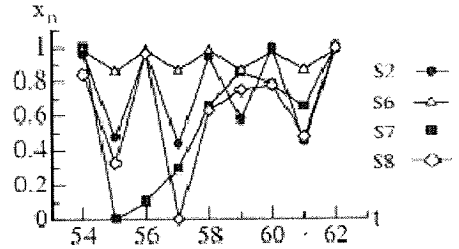


図-18 S_2, S_6, S_7, S_8 の状態 (第2案)

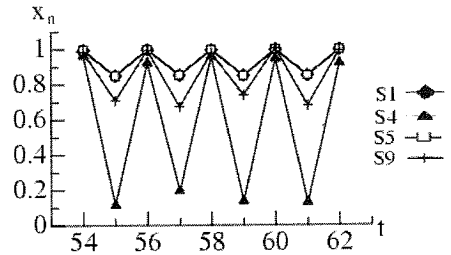


図-19 S_1, S_4, S_5, S_9 の状態 (第2案)

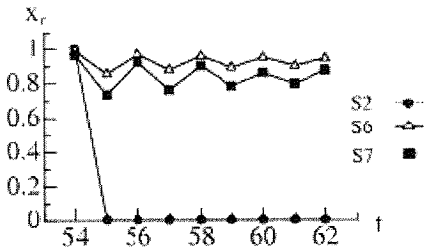


図-16 S_2, S_6, S_7 の状態 (第1案)

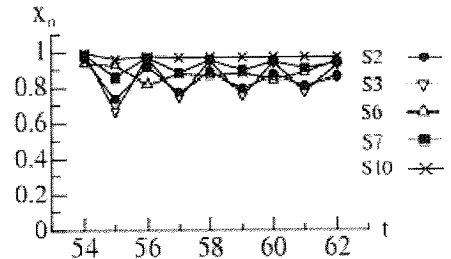


図-20 $S_2, S_3, S_6, S_7, S_{10}$ の状態 (第3案)

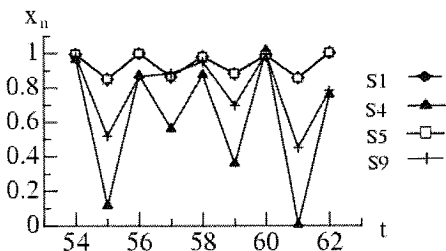


図-17 S_1, S_4, S_5, S_9 の状態 (第1案)

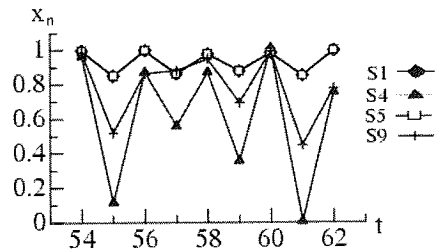


図-21 S_1, S_4, S_5, S_9 の状態 (第3案)

以上の推定結果から、池の中央付近に道路あるいは橋を建設し横断できるようにする事業を行う場合、第3案が望ましいと考えることができる。

5. むすび

本論文では、複数の開発案の中から自然環境保全と着目する種の保存にとって最も有益な開発手法を選択することを支援する枠組みを提案した。提案システムは人工生命技術であるセルオートマトンと発見的自己組織化から構成されるハイブリッドシステムである。

シミュレーションの結果、提案システムはモデルの構造が既知である場合にはその係数を精度よく近似し、モデルの構造が未知である場合であっても近い将来のダイナミクスが予測可能であることが示された。このことから、種の存在する環境の現状と環境要因間の影響の様子を把握したうえで、コンピュータ・シミュレーションでダイナミクスを仮想的に再現することで環境影響の評価と予測を行い、持続可能な開発を選択することが可能であることが示された。

しかしながら、観測データの前提となっていた物理化学条件が頻繁に変化する場合には、GMDHで獲得されていた非線形回帰そのものが適合しなくなるため、本手法を適用することは困難である。今後の課題として、そのような環境の変化を捉えた上で、よ

り動的なモデル化が可能となる手法の開発が必要であると考える。

参考文献

- 1) Wolfram, S.: Cellular Automata and Complexity, Addison-Wisley Publishing Company, 1994.
- 2) Ivakhnenko, A. G., Touda, M. M. and Fomichev, A. A.: Structural Synthesis of Filters for Indirect Measurement of Variables on the GMDH Algorithm, Soviet Auto. Control, **6**, No.1, 37-47, 1973.
- 3) 近藤正: 主成分回帰分析を用いる改良型 GMDH, システム制御情報学会論文誌, **5**, No. 10, pp. 391-399, 1992.
- 4) Akaike, H.: A New Look at the Statistical Model Identification, IEEE Trans. Autom. Control, **16**, No. 6, pp. 716-723, 1974.
- 5) Noyes, R. M. and Field, R. J.: Ann. Rev. Phys. Chem. **25**, 95, 1974.
- 6) 金子邦彦, 津田一郎: 複雑系のカオスのシナリオ, 朝倉書店, 1996.

(2003. 3. 17 受付)

THE VIRTUAL ENVIRONMENT SIMULATOR BY ARTIFICIAL LIFE TECHNOLOGY FOR ENVIRONMENTAL PROTECTION

Koji OKUHARA, Wataru SHIRAKI, Yukihiro MATSUBARA,
Hitoshi INOMO and Tetsuro NISHIMURA

In this study, we propose the support system to select the most useful development project for the natural environmental preservation and existence of species from some plans. We first describe the usual simulator and outline of the cellular automaton and the group method of data handling. Then we explain the structure and dynamics of proposal hybrid system which includes the cellular automaton and the group method of data handling. In simulation, finally, the effectiveness of proposal system is shown by applying the selection problem of development strategy.