空間分布一般化学習ネットワークを利用した複雑系の相互作用のモデル†

楠 見 尚 弘*・平 澤 宏太郎**

胡 敬 炉**・村 田 純 一**

Modeling of Mutual Interaction of Complicated Systems by Spatial Distribution Universal Learning Networks†

Naohiro KUSUMI*, Kotaro HIRASAWA**,
Jinglu HU** and Junichi MURATA**

Recently, many people are involved in the research of complex systems which are made of a large number of elements interacting with each other.

In this paper, a new modeling method of mutual interaction of the complicated systems is proposed by using Spatial Distribution Universal Learning Networks (SdULNs) and Fuzzy inference algorithms.

In addition, the proposed model is applied to the modeling of ecosystems which are described as the Lotka-Volterra equation.

From simulations where apriori information on ecosystems is given, it has been cleared that the proposed method can present more flexible emergent dynamics than the conventional Lotka-Volterra equation.

Key Words: complex systems, mutual interaction, emergent behavior, Spatial Distribution Universal Learning Networks, Lotka-Volterra systems, competition

1. はじめに

近年、システムの大規模化および複雑化にともない、柔軟性のあるシステムの研究開発が進められている。その一つに、生物のもつ特徴を学習・進化のアルゴリズムに活用し、柔軟性のあるシステムを構築するソフトコンピューティングの研究がある。特に、個々の相互作用により、全体システムとして新しい機能を有するようになる「創発システム」が注目されている^{1),2)}。また、生態学の分野では個間の相互作用を共生、搾取、共利等の共生現象として捉え、その複雑な挙動を数理的に検討する研究も行われている^{3),4)}。

一方、筆者等は多様化、複雑化、大規模化するシステムのモデル化と制御に適した一般化学習ネットワークおよびそれを利用した制御方式を提案し^{5),6)}、高次微分を用いたロバ

スト制御⁷⁾やカオス制御⁸⁾等の応用例を報告してきた。一般化学習ネットワークは、次のような特徴を持っている。

(i) 微分方程式あるいは差分方程式で表現される物理現象からニューラルネットワークやファジィネットワークで表現されるシステムまでをアーキテクチャと学習の点で統一的に扱うことが出来る^{5),6)}。

(ii) 確かな情報が不在の場合はニューラルネットワークでブラックボックス的にモデル化し、また、先見情報を活用出来る場合にはファジィネットワーク^{9),10)}でシステムを構成する等、応用に依存した適切なモデル化が可能となる。

(iii) パラメータの学習に関しては、ネットワークのノード関数や接続に依存しない一般的な順伝播・逆伝播の学習アルゴリズムが研究^{6),11)}されているので幅広く同定問題や制御問題に適用出来る。

しかし、提案したネットワークではシステムの空間的な時間変化を取り扱っていないため、個間相互作用の空間的な振舞いなどが考慮されるべきシステムには、そのまま適用することが困難である。

そこで、本論文では、筆者らが提案してきた一般化学習ネットワークに空間分布の機構を付加した空間分布一般化学習ネットワーク (Spatial Distribution Universal Learning Networks) を立案し、これを利用した個間の複雑な相互作用をモデル化するための技術を提案する。個間の相互作用は、

† 第25回知能システムシンポジウムで発表 (1998・3)

* (株)日立製作所 電力・電機開発研究所
日立市大みか町7-2-1

** 九州大学大学院システム情報科学研究科
福岡市東区箱崎6-10-1

* Power & Industrial Systems R&D Laboratory, Hitachi Ltd., 7-2-1 Omika-cho, Hitachi

** Graduate School of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University, 6-10-1 Hakozaki, Higashi-ku, Fukuoka

(Received April 24, 2000)

(Revised May 2, 2001)

個の大きさに関係する共生パラメータと個の位置に関する追跡・離散パラメータによって表現し、これ等のパラメータを個の大きさと位置情報を利用したファジィ推論により計算する個体群の相互作用モデルを提案している。

したがって、共生パラメータと追跡・離散パラメータの計算は個体群の挙動に関するある種のフィードバック演算であるが、これにファジィ推論を活用したのは、個体群の動きに関する先見情報をモデルに容易に導入しやすくするためである。

前述のように空間分布一般化学習ネットワークでは、距離の機構を付加したため、近い距離にある個間は強く影響しあい、遠い距離にある個間の相互作用は弱くなる等のモデル化が可能となるが、個を表現するノードは Cellular Neural Network(CNN)^{12),13)}や Coupled Map Lattice(CML)¹⁴⁾などのように格子状に空間内に固定されているのではなく、ある規則によって移動できる等の特徴を有している。文献12)および14)ではセルオートマトンや偏微分方程式などのモデルを(空間・時間・状態)について離散(D)か連続(C)かにより比較しているが、これに従えば CNN は(空間=D・時間=C・状態=C), CML は(空間=D・時間=D・状態=C), SdULNs は(空間=C・時間=D・状態=C)となる。SdULNs では状態と空間が連続であるため、より柔軟な動きを表現できる。また、時間が離散であるため、容易に計算機に実装できる。なお、自己組織化マップやニューラルガスも(空間=C・時間=D・状態=C)のネットワークとも考えられるが、これ等は入力空間(連続)を状態空間(連続)に写像するネットワークであり、動的システムを表現する SdULNs とはその機能を異にする。

以下、2節において、提案する空間分布一般化学習ネットワークとファジィ推論による個群の相互作用モデルについて述べ、3節では、今回提案した内容を中心にファジィ推論アルゴリズムについて述べる。4節では、4種の競争系 Lotka-Volterra 生態系モデルでの数値シミュレーションの結果と考察を述べる。シミュレーションでは、相互作用のために5つのファジィルールを与えたが、各種の競争や移動の程度を表わすファジィパラメータを適切に設定することにより通常出現困難な共存関係が最終的に創発されることを確認している。最後に、5節においてまとめとする。

2. 空間分布一般化学習ネットワークとファジィ推論による個群の相互作用モデル

前述したように、一般化学習ネットワークではノードの位置情報を考慮していない。したがって、生態系において個が相互関係により移動する等のモデル化が不可能であった。

そこで、今回は一般化学習ネットワークにノードの空間分布の機構を導入し、ノードの位置を考慮したモデル化と制御ができるように一般化学習ネットワークを拡張した。具体的には(1)式の一般化学習ネットワークの基本式に新たにノードの位置の遷移を表わす(2)式を加え、この2式を基本ダイ

Fig. 1 Meaning of follow and disperse parameter φ_{ij}

ナミクスとする。なお、(1)(2)式をみるかぎり、これは通常の状態方程式表現であり、特にネットワーク表現とみなす必然性はないが、1. はじめに述べた(i)～(iii)の理由により本論文では以降ネットワーク表現の枠組で記述することにする。

$$h_j(t) = f_j(\{h_i(t - D_{ij}) | i \in JF(j)\}, \{r_n(t) | n \in N(j)\}, \{\theta_{ij}(t) | i \in JF(j)\}) \quad (1)$$

$$X_j(t) = G_j(\{X_i(t - D_{ij}) | i \in JF(j)\}, \{R_n(t) | n \in N(j)\}, \{\varphi_{ij}(t) | i \in JF(j)\}) \quad (2)$$

ここで、

$h_j(t)$: t 時刻のノード j の出力

$\theta_{ij}(t)$: t 時刻のノード i からノード j への共生
パラメータ

$r_n(t)$: t 時刻の n 外部入力変数

f_j : ノード j の出力非線形関数

D_{ij} : ノード i からノード j へのブランチの遅れ時間

$JF(j)$: ノード j へ接続するノード番号の集合

$N(j)$: ノード j へ接続する外部入力変数番号の集合

$X_j(t)$: t 時刻のノード j の位置ベクトル

$\varphi_{ij}(t)$: t 時刻のノード i からノード j への追跡・離散
パラメータ

G_j : ノード j の位置非線形関数ベクトル

$R_n(t)$: t 時刻の n 位置外部入力ベクトル

t : サンプル時刻

である。なお、全体システムが複数の個で構成される複雑システムを(1)(2)式で表現する場合には個がネットワークのノードに、個の大きさがノード出力値に、また、個の存在場所がノードの位置ベクトルに対応する。

個の相互作用という視点で重要なパラメータはノード i からノード j への共生パラメータ $\theta_{ij}(t)$ と追跡・離散パラメータ $\varphi_{ij}(t)$ である。

たとえば、(1)(2)式をビーハイビア ベースト アーキテクチャ¹⁵⁾を利用して Lotka-Volterra 生態系モデルに展開した

Table 1 Various kinds of symbiosis relations

item	θ_{ij}	θ_{ji}	relation
competition	+	+	species i and j compete each other
exploitation	-	+	species j squeezes species i
mutual benefit	-	-	species i and j benefit each other
one side damage	0	+	species j injures species i
one side benefit	0	-	species j benefits from species i
neutral	0	0	relation between species i and j is neutral

(3)(4) 式では, $\theta_{ij}(t)$, $\varphi_{ij}(t)$ は Fig. 1 および Table 1 のように解釈される.

$$h_j(t) = h_j(t-1) + T_s[r_j - \sum_{i \in JF(j)} \theta_{ij}(t)h_i(t-1)]h_j(t-1) \quad (3)$$

$$X_j(t) = X_j(t-1) + \sum_{i \in JF(j)} \varphi_{ij}(t)(X_i(t-1) - X_j(t-1)) \quad (4)$$

ここで,

$h_j(t)$: t 時刻の種 j の個体数

r_j : 種 j の内部自然増加率

T_s : サンプリング間隔

たとえば $\theta_{ij}(t) > 0$, $\theta_{ji}(t) > 0$ であれば種 i (ノード i) と種 j (ノード j) は競争関係にあり, $\theta_{ij}(t) < 0$, $\theta_{ji}(t) > 0$ であれば種 j は種 i を搾取する関係を表わす.

また, (4) 式の $\varphi_{ij}(t)$ は種間の追跡・離散を表わすパラメータであり, たとえば $\varphi_{ij}(t) > 0$ であれば種 j は種 i を追跡し, $\varphi_{ij}(t) < 0$ であれば種 j は種 i より離散することを表わす. ノード出力とノードの空間分布が複雑に絡み合った複雑システムを実現するには, 共生パラメータ $\theta_{ij}(t)$ と追跡・離散パラメータ $\varphi_{ij}(t)$ を (5)(6) 式のようにノード出力とノードの空間分布の関数として求める必要がある.

$$\theta_{ij}(t) = \Theta_{ij}(h_i(t - D_{ij}), h_j(t - D_{jj}), X_i(t - D_{ij}), X_j(t - D_{jj})) \quad (5)$$

$$\varphi_{ij}(t) = \Phi_{ij}(h_i(t - D_{ij}), h_j(t - D_{jj}), X_i(t - D_{ij}), X_j(t - D_{jj})) \quad (6)$$

本論文では, Θ_{ij} , Φ_{ij} をファジィ推論演算により構成することにした. ファジィ推論演算を使用した理由は, 複雑システムの中に存在する先見情報を共生パラメータと追跡・離散パラメータの計算に反映させるためである. たとえば, ファジィ推論演算 Θ_{ij} , Φ_{ij} のファジィパラメータを適切に設定することにより, 種間の距離が小さくなると種間の競争が激しく個体数が減少し相手との距離をとる, 種間の距離が大きくなると種間の競争が緩くなり個体数が増加し相手との距離を縮める等のダイナミクスをモデル化することが可能となる.

なお, (1)(2)(5)(6) 式を合わせたシステムを一般化学習ネットワークで表現することも出来るので, 一般化学習ネット

ワークの学習論理を活用すればシステム上のダイナミクスに関する評価指標を定め, これが最適となるようにファジィパラメータの学習を行なうことも可能となる. 同様な観点から, D_{ij} の設定に関しても, 文献 5) で検討している遅れ時間の考察を適用することができる.

従来の競争系 Lotka-Volterra 生態系モデルにおいても, 拡散モデルという偏微分方程式により空間構造のある個体群の動態を取り扱う研究がなされている^{16)~18)}. 特に, 文献 18) では競争する 2 種の密度が増加すると現在いる場所から逃げ出す傾向が強まるように, 場所 x に関する環境ポテンシャル $U(x)$ を考慮したモデルを提案している. この場合, 2 種はともに好みの場所に分布し, 安定に共存することが確かめられている. これらの研究では, 空間的な棲み分けは得られるが, モデルが拡散方程式をもとにしてつくられているため各種の動的な現象を把握しにくく, 3 種以上の場合はモデル内のパラメータの設定や環境ポテンシャルの選定などが困難になるなどの問題が残されている.

3. ファジィ推論演算

本節では, (5)(6) 式の Θ_{ij} , Φ_{ij} をファジィ推論する計算方式について Lotka-Volterra 生態系モデルを例にとり, 特に今回工夫した点を中心に述べる.

前述のように, Θ_{ij} , Φ_{ij} の計算にファジィ推論を用いた理由は, Lotka-Volterra 生態系モデルでの各種の種間関係や位置関係に関する先見情報を共生パラメータと追跡・離散パラメータの計算に導入しやすいからである. また, 共生パラメータ $\theta_{ij}(t)$, 追跡・離散パラメータ $\varphi_{ij}(t)$ の符号のみならず, その絶対値の最大値が種間の相互作用に大きな影響を及ぼすので, $\theta_{ij}(t)$ と $\varphi_{ij}(t)$ の最大値を α_{ij} , γ_{ij} とし, 正規化したファジィ推論を行なうこととした.

具体的には, $\theta_{ij}(t)$ と $\varphi_{ij}(t)$ の代わりに $\beta_{ij}(t)$ と $\delta_{ij}(t)$ をファジィ推論により計算し (7) 式と (8) 式により, $\theta_{ij}(t)$ と $\varphi_{ij}(t)$ を計算することにした. これにより, $\theta_{ij}(t)$ は $(-\alpha_{ij}, \alpha_{ij})$ の範囲で, $\varphi_{ij}(t)$ は $(-\gamma_{ij}, \gamma_{ij})$ の範囲で変動することになり, したがって α_{ij} , γ_{ij} を種々変更することにより, いろいろな複数種間の動態を検討することが出来る. $\theta_{ij}(t)$ と $\beta_{ij}(t)$ の関係を Fig. 2 に示す.

$$\theta_{ij}(t) = \frac{\alpha_{ij}}{1 + e^{-\eta_{ij}(\beta_{ij}(t) - \beta_{ij}^1)}} - \frac{\alpha_{ij}}{1 + e^{\eta_{ij}(\beta_{ij}(t) - \beta_{ij}^2)}} \quad (7)$$

$$\varphi_{ij}(t) = \frac{\gamma_{ij}}{1 + e^{-\kappa_{ij}(\delta_{ij}(t) - \delta_{ij}^1)}} - \frac{\gamma_{ij}}{1 + e^{\kappa_{ij}(\delta_{ij}(t) - \delta_{ij}^2)}} \quad (8)$$

ただし,

α_{ij}, γ_{ij} : $\theta_{ij}(t), \varphi_{ij}(t)$ の絶対値の最大値

$\beta_{ij}^1, \beta_{ij}^2$: $\theta_{ij}(t)$ の $\frac{\alpha_{ij}}{2}$ と $-\frac{\alpha_{ij}}{2}$ を指定する β_{ij} の値 (1, 2 は上付き添字)

$\delta_{ij}^1, \delta_{ij}^2$: $\varphi_{ij}(t)$ の $\frac{\gamma_{ij}}{2}$ と $-\frac{\gamma_{ij}}{2}$ を指定する δ_{ij} の値 (1, 2 は上付き添字)

η_{ij}, κ_{ij} : $\theta_{ij}(t), \varphi_{ij}(t)$ の傾きを表わすパラメータとする.

Fig. 2 Relation of θ_{ij} and β_{ij}

$\beta_{ij}(t)$ および $\delta_{ij}(t)$ のファジィ推論は、種 i の個体数 $h_i = h_i(t - D_{ij})$ と種 j の個体数 $h_j = h_j(t - D_{jj})$ および種 i, j 間の距離 $r_{ij} = \|X_i(t - D_{ij}) - X_j(t - D_{jj})\|$ により次のように行なうものとした。

なお、以下では種 i の情報が種 j に伝わる遅れ時間 D_{ij} を考慮して h_i, h_j, r_{ij} を求めている。(具体的なシミュレーションでは $D_{ij} = D_{jj} = 1$ としている)

$$\text{IF } (h_i, h_j) \text{ is } H_{ijq} \text{ and } r_{ij} \text{ is } R_{ijq} \quad (9)$$

$$\text{THEN } \beta_{ij} \text{ is } B_{ijq} \quad q \in Q$$

$$\text{IF } (h_i, h_j) \text{ is } H_{ijq} \text{ and } r_{ij} \text{ is } R_{ijq} \quad (10)$$

$$\text{THEN } \delta_{ij} \text{ is } D_{ijq} \quad q \in Q$$

ただし、

H_{ijq} : メンバシップ関数 $f_{hijq}(h_i, h_j)$ によって定まるファジィ集合

R_{ijq} : メンバシップ関数 $f_{rijq}(r_{ij})$ によって定まるファジィ集合

B_{ijq} : メンバシップ関数 $f_{\beta ijq}(\beta_{ij})$ によって定まるファジィ集合

D_{ijq} : メンバシップ関数 $f_{\delta ijq}(\delta_{ij})$ によって定まるファジィ集合

q : q 番目のファジィルールの添字

Q : ファジィルールの添字集合 $\{q\}$

とする。

(9) 式のルールにより共生パラメータの媒介変数 β_{ij} を、(10) 式のルールにより追跡・離散パラメータの媒介変数 δ_{ij} を決定する。なお、メンバシップ関数 $f_{hijq}(h_i, h_j)$, $f_{rijq}(r_{ij})$, $f_{\beta ijq}(\beta_{ij})$ および $f_{\delta ijq}(\delta_{ij})$ は、次のようなガウス分布とシグモイド関数により構成した。

$$f_{hijq}(h_i, h_j) = \exp\left\{-\frac{1}{2(1-r_{hijq}^2)}\left[\frac{(h_i - \mu_{hijq})^2}{\sigma_{hijq}^2} - 2r_{hijq}\frac{(h_i - \mu_{hijq})(h_j - \mu_{hj q})}{\sigma_{hijq}\sigma_{hj q}} + \frac{(h_j - \mu_{hj q})^2}{\sigma_{hj q}^2}\right]\right\} \quad (11)$$

$$f_{rijq}(r_{ij}) = \frac{1}{1 + \exp\{r_q(r_{ij} - \mu_{rijq})\}} \quad (12)$$

$$f_{\beta ijq}(\beta_{ij}) = \exp\left\{\frac{(\beta_{ij} - \mu_{\beta ijq})^2}{2\sigma_{\beta ijq}^2}\right\} \quad (13)$$

$$f_{\delta ijq}(\delta_{ij}) = \exp\left\{\frac{(\delta_{ij} - \mu_{\delta ijq})^2}{2\sigma_{\delta ijq}^2}\right\} \quad (14)$$

ここで、

$\mu_{hijq}, \mu_{hj q}, \sigma_{hijq}, \sigma_{hj q}$: $f_{hijq}(h_i, h_j)$ の平均およびばらつきを表わすパラメータ

r_{hijq} : $f_{hijq}(h_i, h_j)$ の相関を表わすパラメータ

μ_{rijq}, r_q : $f_{rijq}(r_{ij})$ の変曲点および変曲点での傾きを表わすパラメータ

$\mu_{\beta ijq}, \sigma_{\beta ijq}$: $f_{\beta ijq}(\beta_{ij})$ の平均およびばらつきを表わすパラメータ

$\mu_{\delta ijq}, \sigma_{\delta ijq}$: $f_{\delta ijq}(\delta_{ij})$ の平均およびばらつきを表わすパラメータである。

具体的な β_{ij} および δ_{ij} の計算は、ファジィ推論で良く活用される重心法を用いて (15)(16) 式により求めている。

$$\beta_{ij} = \frac{\sum_{q \in Q} [(f_{hijq}(h_i, h_j) \wedge f_{rijq}(r_{ij})) \sigma_{\beta ijq} \mu_{\beta ijq}]}{\sum_{q \in Q} [(f_{hijq}(h_i, h_j) \wedge f_{rijq}(r_{ij})) \sigma_{\beta ijq}]} \quad (15)$$

$$\delta_{ij} = \frac{\sum_{q \in Q} [(f_{hijq}(h_i, h_j) \wedge f_{rijq}(r_{ij})) \sigma_{\delta ijq} \mu_{\delta ijq}]}{\sum_{q \in Q} [(f_{hijq}(h_i, h_j) \wedge f_{rijq}(r_{ij})) \sigma_{\delta ijq}]} \quad (16)$$

上式で求めた $\beta_{ij}(t)$ と $\delta_{ij}(t)$ を (7) 式と (8) 式にそれぞれ代入すれば共生パラメータ $\theta_{ij}(t)$ と追跡・離散パラメータ $\varphi_{ij}(t)$ が求まる。(7)~(16) 式のファジィ推論演算からわかるように、共生パラメータ $\theta_{ij}(t)$ および追跡・離散パラメータ $\varphi_{ij}(t)$ は種 i と種 j の個体数 $h_i(t - D_{ij}), h_j(t - D_{jj})$ および種 i, j 間の距離 $r_{ij}(t)$ の関数である。

したがって、(9)(10) 式のファジィルールを適切に設定すれば、棲み分け等の種の動きも考慮した種の個体数と種間の複雑な相互作用をモデル化することが可能となる。

上記 SdULNs を用いた複雑系の相互作用モデルでは、相互作用に関する先見情報をファジィルールの中のパラメータとして組み込み、個間の動的な挙動を解析することと、複雑系のダイナミクスに関する評価指標を定めて、これが最適となるようにファジィルールのパラメータを学習し、システムを設計することが考えられる。

本論文では、SdULNs を用いた複雑系の相互作用モデル研究の第 1 ステップとして、(3)(4) 式で表現されるビーヘイビア ベースト アーキテクチャの Lotka-Volterra 生態系の解析を以下のシミュレーションにより行なう。

4. 数値シミュレーション

本節では、Lotka-Volterra 生態系を例にとり、SdULNs を用いた複雑系の相互作用モデルによる解析をシミュレーションにより行なう。本論文では、具体的に競争系 Lotka-Volterra

Table 2 Fuzzy rules for competition model considering spatial distribution

q	first if rule (h_i, h_j)	second if rule r_{ij}	then rule ($\beta_{ii}, \beta_{ij}, \delta_{ij}$)
1	(S,L)	SHORT	(+S, +S, -S)
2	(S,L)	LONG	(+S, Zero, +S)
3	(L,S)	SHORT	(+L, +L, -L)
4	(L,S)	LONG	(+L, +S, +L)
5	(S,S)	SHORT	(+S, +S, -S)
6	(S,S)	LONG	(+S, Zero, +S)
7	(M,M)	SHORT	(+M, +M, -S)
8	(M,M)	LONG	(+M, +S, +M)
9	(L,L)	SHORT	(+L, +L, -M)
10	(L,L)	LONG	(+L, +M, +L)

Table 3 Means, variance, inflection point and its slope of if rule

	μ_{hjq}	σ_{hjq}		μ_{rijq}	r_q
Small	2.5	1.0	SHORT	5.0	+1
Middle	5.0	1.0	LONG	10.0	-1
Large	7.5	1.0			

(only both σ_{hj7} and σ_{hj8} are equal to 1.2)**Table 4** Mean and variance of then rule for calculating symbiosis and follow-disperse parameters

	$\mu_{\beta ij q}$	$\sigma_{\beta ij q}$	$\mu_{\delta ij q}$	$\sigma_{\delta ij q}$
-LARGE	-0.55	0.5	-0.45	0.5
-MIDDLE	-0.45	0.7	-0.35	0.6
-SMALL	-0.35	0.5	-0.25	0.5
zero	0.00	0.4	0.00	0.4
+SMALL	0.35	0.5	0.25	0.5
+MIDDLE	0.45	0.7	0.35	0.6
+LARGE	0.55	0.5	0.45	0.5

生態系モデルを例題に選択したが、これは、追跡・離散パラメータによる移動を考慮することにより、競争系の既モデルでは種が絶滅する場合でも共存が可能な場合が生じるかもしれないと考えたからである。

例題では、内部自然増加率 r_i が各々 3.5×10^{-4} , 4.0×10^{-4} , 3.0×10^{-4} , 3.7×10^{-4} である競争系の 4 種を対象とし、その挙動に関して (9)(10) 式に対応する **Table 2** の 10 個のファジールールを設定した。

Table 2 の 1 番目のルール ($q=1$) は、種 i の個体数が Small で種 j の個体数が Large であり、かつ種 i, j 間の距離が Short の場合では、 β_{ii} , β_{ij} および δ_{ij} が各々 +Small, +Small, -Small になることを示している。

また、**Table 2** 中の Small, Middle, Large, Short, Long に対応して、(11)~(14) 式のメンバーシップ関数のパラメータ μ_{hjq} , σ_{hjq} , μ_{rijq} , r_q , $\mu_{\beta ij q}$, $\sigma_{\beta ij q}$, $\mu_{\delta ij q}$, $\sigma_{\delta ij q}$ が具体的にどのように設定されているのが **Table 3** および **Table 4** に示されている。

Fig. 3 は (10) 式の第 1 前件部、第 2 前件部および後件部を示したものである。第 2 前件部は、距離に関する適合度を計算するためのもので、本節ではごく単純ではあるが、各種が相手の種に近いか遠いかだけを判断する 2 つのメンバーシップ関数を用意する。

(a) 1st IF-rule

(b) 2nd IF-rule

(c) THEN-rule

Fig. 3 Membership function of 1st if, 2nd if and then rule

したがって、**Fig. 3(b)** からわかるように、種 i, j 間の距離 r_{ij} が 10 を超えると Long, 4 以下であると Short と判定することになる。また、**Table 2** および **Table 3** に記載したように、 $\beta_{ij}(t)$ が正、換言すると $\theta_{ij}(t)$ が正となるように後件部のメンバーシップ関数 $f_{\beta ij q}(\beta_{ij})$ の平均値 $\mu_{\beta ij q}$ を正の値に設定したために、今回のシミュレーションでは競争関係にある個体が平面上を移動するケースを考えている。

また、同様に **Table 2** および **Table 4** より、 δ_{ij} については距離 r_{ij} が Short の時、 $\mu_{\delta ij q}$ が負となるように設定している。

さらに、 β_{ij} については、距離 r_{ij} が Long の場合より Short の場合にその値がより大きくなるように設定している。

したがって、**Table 2**~**Table 4** のファジールールにより、種間の距離が小さくなると種間の競争が激しく個体数が減少し相手との距離をとる。一方、種間の距離が大きくなると種間の競争が緩くなり個体数が増加し相手との距離を縮める等の種間の複雑な相互関係を実現していることになる。

以上のルールの基で、共生パラメータ $\theta_{ij}(t)$ と追跡・離散

パラメータ $\varphi_{ij}(t)$ の絶対値の最大値 α_{ij} および γ_{ij} が複雑な相互作用を行う種間のダイナミクスにどのような影響を与えるのかを調べる目的でシミュレーションを行なった。

なお、 α_{ij} は媒介変数 α により $\alpha_{ij} = r_j \alpha$, $\alpha_{jj} = \frac{r_j}{10} \alpha$ にて計算することとし、 α をパラメータとしてその値がダイナミクスに与える影響の計算を行なっている。

シミュレーションでは、サンプリング間隔を $T_s = 0.001$ とし、シミュレーション時間を 10^5 サンプル時刻とした。(7)(8) 式のパラメータの値は、 $\alpha_{ij}, \gamma_{ij} = 1.0$, $\eta_{ij}, \kappa_{ij} = 1.0$, $\beta_{ij}^1, \delta_{ij}^1 = 1.5, \beta_{ij}^2, \delta_{ij}^2 = -1.5$ である。

また、各種の個体数の初期値はすべて $h_j(0) = 2$ とし、初期時刻の各種の位置ベクトルは $X_1 = (2.0, 2.0)$, $X_2 = (-2.0, 2.0)$, $X_3 = (-2.0, -2.0)$, $X_4 = (2.0, -2.0)$ とした。もちろん、初期時刻の位置ベクトルを変化させれば、具体的な挙動は変化するが、挙動の動きに関して、強く影響するのは、 α と γ_{ij} である。よって、以下の節では、 α と γ_{ij} をパラメータとしたシミュレーションにより検討を行なっている。

4.1 共生パラメータの最大値 $\alpha = 2.0$ の場合のシミュレーション

はじめに、 $\alpha = 2.0$ の時、追跡・離散パラメータの最大値 γ_{ij} の値を変化させた場合の各種の個体数の変化と平面上の移動の様子を示す。 α は共生パラメータの大きさを決定するパラメータで、各種間の競争の激しさを表わすことになり、 γ_{ij} は追跡・離散パラメータの大きさを決定するパラメータで、移動の激しさの度合を表わすことになる。

Fig. 4 は、 $\alpha = 2.0$ の場合に γ_{ij} の値を 0.0, 0.5, 1.0 と 3 通りに変化させた場合の結果である。 $\gamma_{ij} = 0.0$ のときは、各個体の移動を考えない従来の競争系と同じモデルである。この場合は、Fig. 4(a) のように各種は同じ個体数のところで共存している。これは、 α の値が小さいので、各種間の競争の激しさが少なく、他種から受ける影響が小さいので、絶滅する種がなく共存していることを示していると考えられる。参考までに、共生パラメータ $\theta_{ij}(t)$ が今回のシミュレーションと異なって時不変の場合は一般に多くの種が絶滅する¹⁹⁾。 $\gamma_{ij} = 0.5$ のときは、移動の影響が現れはじめる。Fig. 4(b) より、個体数が 2 つの値に分かれているのがわかる。具体的には種 2 と種 3 が 3.65、種 1 と種 4 が 3.39 になっている。これは、Fig. 5(a) の結果からも説明できる。つまり、種 2 と種 3 はお互いに初期の位置から遠ざかり、ファジィルールにより相互作用が少なくなるため他種と距離をおいて繁殖している。一方、種 1 と種 4 はお互い近付いて干渉しあっている。このため、お互いが競争し合い、種 2 と種 3 よりも個体数が減少したところで共存している結果が得られたと考えられる。また、 α の値が小さいので、相手を絶滅まで追い込むほど激しく競争しないことがわかる。

$\gamma_{ij} = 1.0$ のときは、さらに移動の激しさが大きくなるため、 $\gamma_{ij} = 0.5$ の場合のように一定の個体数に落ち着かなくなっている。Fig. 4(c) からわかるように、お互いの個体数

(a) $\gamma_{ij} = 0.0$

(b) $\gamma_{ij} = 0.5$

(c) $\gamma_{ij} = 1.0$

Fig. 4 The number of species for various r_{ij} in the case of $\alpha = 2.0$

が微妙に振動している。つまり、各種の個体数が頻繁に変動しているということになる。これは、Fig. 5(b) の位置に関する結果と合わせて説明できる。ファジィルールで構成された競争系のルールは、大まかには、他種に近づくと競争が激しく個体数は減少し他種との距離をとり、他種との距離が大きくなると競争の激しさが緩むため個体数が増加し、他種に近づいていくように設定している。このため、他種からの競争による影響により、個体数が減少してくると、場所を移動し繁殖を行なう。それによって個体数が増加すれば、再び競争の場に戻るということを繰り返していることになる。Fig. 5(b) より各種は初期位置から少しずれた位置の辺りでとどまりながら、ときおり、他種の領域に侵入したりしている。このような現象が各種で行なわれるために、各種の個体数が頻繁に逆転するような結果が得られたと推察できる。

4.2 共生パラメータの最大値 $\alpha = 3.0$ の場合のシミュレーション

次に、 $\alpha = 3.0$ とした場合についての数値シミュレーション

Fig. 5 Trajectories of competitive species for various γ_{ij} in the case of $\alpha = 2.0$

ンの結果を示す。 $\alpha = 2.0$ の場合に比べて、 α の値が大きい
ため各種の競争の激しさが強くなっている。Fig. 6(a)は、先
ほどと同様に、 $\gamma_{ij} = 0.0$ のため移動を考慮していない場合の
結果である。図より種2だけが生き残り、他種は絶滅する
という結果となった。Fig. 6(b)は、 $\gamma_{ij} = 0.5$ にした場合の結
果である。Fig. 6(a)の $\gamma_{ij} = 0.0$ のときとは違って種4のみ
を除く3種が生き残るという結果になった。これは、種1と
種4がお互いに近付いて競争し、その結果、種1が勝ち残り、
種4が絶滅していったことがFig. 7(a)の位置に関する結果
からもうかがえる。つまり、種1が種4を捕獲したため、種
1と種4の最終位置が同じとなっている。最後に、 $\gamma_{ij} = 1.0$
とした場合の結果をFig. 6(c)とFig. 7(b)に示す。Fig. 6(c)
より、各種が激しく影響し合いながら共存していることがよ
くわかる。また、Fig. 7(b)からも各種が激しく平面上を動き
回っていることが確認できる。これは、 γ_{ij} の値が増したこ
とにより、移動する度合が増し、個体数が減少した場合に競
争を離脱して距離を保ち、繁殖するという行動をおこせるよ
うになったからである。以上より、競争が激しくなった場合
でも、移動の効果のために、共存する種間関係を構築できる
ことが確認できた。

5. ま と め

本論文では、空間分布の機構を導入した空間分布一般化学
習ネットワーク(SdULNs)を活用して、複数の個が移動も含
めて複雑に相互作用をする複雑系のモデルを提案し、これを
Lotka-Volterra生態系に適用した。

提案モデルでは、相互作用のメカニズムのパラメータを

Fig. 6 The number of species for various γ_{ij} in the case of $\alpha = 3.0$

学習によって決定することも可能であるが、今回は Lotka-
Volterra 生態系に関する先見情報によりパラメータを与え、
生態系の挙動の解析をシミュレーションによって行なった。
これより、提案モデルでは、個体数が減少しても他種との距
離をおき競争から離脱し繁殖する等、従来の Lotka-Volterra
生態系モデルでは表現困難なより創発的な生態系の挙動をシ
ミュレート出来ることを明らかにした。

なお、本論文は異種の空間分布についての提案であるが、
同一種の空間分布についても、種ではなく個体の分布を考え、
共生パラメータ、追跡・離散パラメータも種を考慮した個体
間で定義すれば同様の展開が可能である。また、遅れ時間の
学習も重要であり、上述の展開も含め、今後の課題とする。

参 考 文 献

- 1) 特集 創発システム—人工システムの新たなパラダイムをめざして—, 計測と制御, **35**-7, 489/563 (1996)
- 2) 稲垣: 創発仮説とカオスの縁の計算万能性, 電子情報通信学会論文誌, **J81-A-9**, 1230/1237 (1998)
- 3) 厳佐: 数理生物学入門 — 生物社会のダイナミクスを探る —,

Fig. 7 Trajectories of competitive species for various γ_{ij} in the case of $\alpha = 3.0$

共立出版 (1990)

- 4) 寺本：数理生態学，朝倉書店 (1997)
- 5) 平澤，大林，藤田，古賀：一般化学習ネットワーク理論，電気学会論文誌 C 分冊，**116-C-7**，794/801 (1996)
- 6) K.Hirasawa, J.Hu, M.Ohbayashi and J.Murata: Computing higher order derivatives in Universal Learning Networks, *Journal of Advanced Computational Intelligence*, **2-2**, 47/53 (1998)
- 7) 大林，平澤，橋本：一般化学習ネットワークの 2 次微分を用いた非線形ダイナミカルシステムの抑制/活性化制御，計測と制御，**37-8**，586/600 (1998)
- 8) K.Hirasawa, J.Murata, J.Hu and C.Jin: Chaos Control on Universal Learning Network, *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, PART-C, **30-1**，95/104 (2000)
- 9) Cheng-Jian Lin and Chin-Teng Lin: An ART-Based Fuzzy Adaptive Learning Control Network, *IEEE Trans. Fuzzy Systems*, **5-4**，477/496 (1997)
- 10) 林，古橋：ファジィ・ニューラルネットワーク，朝倉書店 (1996)
- 11) 黒江：リカレントニューラルネットワークの学習法，システム/制御/情報，**36-10**，634/643 (1992)
- 12) L.O.Chua and L.Yang: Cellular Neural Networks: Theory, *IEEE Trans. Circuits and Systems*, **35-10**，1257/1272 (1988)
- 13) L.O.Chua and L.Yang: Cellular Neural Networks: Applications, *IEEE Trans. Circuits and Systems*, **35-10**，1273/1290 (1988)
- 14) 金子，津田：複雑系のカオス的シナリオ，朝倉書店 (1996)
- 15) K. チカベック (千野栄一訳)：ロボット (R.U.R.)，岩波書店 (1989)
- 16) N.Shigesada, K.Kawasaki and E.Teramoto: Spatial segregation of interacting species, *Journal of Theoretical Biology*, **79**，83/99 (1979)
- 17) T.Namba: Density dependent dispersal and spatial distribution of a population, *Journal of Theoretical Biology*, **86**，351/363 (1980)
- 18) N.Shigesada, K.Kawasaki and E.Teramoto: The effects of

interference competition on stability, structure and invasion of a multi-species system, *Journal of Mathematical Biology*, **21**，97/113 (1984)

- 19) N.Kusumi, K.Hirasawa, J.Hu and M.Takesue: A New Modeling Method for Symbiosis Phenomena, *Proceedings of 1998 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, 1335/1340 (1998)

[著者紹介]

楠見 尚弘 (正会員)

1994 年徳島大学工学部電気電子工学科卒業。96 年九州大学大学院工学研究科修士課程電気工学専攻修了。99 年九州大学大学院システム情報科学研究科博士後期課程修了。同年 (株) 日立製作所に入社。電力・電機開発研究所に勤務。現在に至る。発電プラントシステムのモデリングおよび制御の研究に従事。電気学会，電子情報通信学会，IEEE の各会員。工学博士。

平澤 宏太郎 (正会員)

1964 年九州大学工学部電気工学科卒業。66 年九州大学大学院工学研究科修士課程電気工学専攻修了。同年 (株) 日立製作所入社。日立研究所勤務。89 年 8 月同所副所長。91 年 8 月大みか工場主管技師長。92 年 12 月九州大学工学部教授。96 年 5 月同大学大学院システム情報科学研究科教授。現在に至る。電気学会，情報処理学会，IEEE の各会員。工学博士。

胡 敬 炉 (正会員)

1985 年中国中山大学大学院修士課程修了。同年，同大学電子工学科助手。88 年同講師。93 年来日。97 年九州工業大学情報工学研究科博士後期課程修了。同年 4 月九州大学ベンチャービジネスラボラトリ非常勤研究員を経て，同年 8 月同大学大学院システム情報科学研究科助手。現在に至る。主として学習ネットワーク理論，システム同定とその応用に関する研究に従事。電気学会会員。情報工学博士。

村田 純一 (正会員)

1986 年九州大学大学院工学研究科博士後期課程電気工学専攻修了。86 年九州大学工学部助手。88 年同大学工学部助教授。96 年 5 月同大学大学院システム情報科学研究科助教授。現在に至る。主として学習，自己組織化システムに関する研究に従事。電気学会，システム制御情報学会，IEEE の各会員。工学博士。