ファジィ共生と学習を考慮した Lotka-Volterra 生態系モデル

正員 楠 見 尚 弘 (九州大学)

正員 平 澤 宏太郎 (九州大学)

正員 胡 敬 炉 (九州大学)

正員 村 田 純 一 (九州大学)

Lotka-Volterra Systems under Consideration of Fuzzy Symbiosis and Learning

Naohiro Kusumi, Member, Kotaro Hirasawa, Member, Jinglu Hu, Member, Junichi Murata, Member
(Kyushu University)

In recent years there has been renewal of interest in the concept of symbiosis. We propose a new modeling method of the complex systems named modified Lotka-Volterra systems using the concept of symbiosis. The symbiosis parameters are built in modified Lotka-Volterra systems and these parameters are changed by fuzzy inference whose fuzzy rules are composed of Predator-Prey model. The purpose of this paper is to analyze the various phenomena of the proposed model and to train parameters in the fuzzy membership functions using RasID learning algorithm. The result of our experiment shows that we can more easily obtain the similar phenomena to real chaotic systems than the conventional methods.

キーワード：共生現象，可変パラメータ，RasID 学習法，Lotka-Volterra 生態系モデル

1. はじめに

近年，生物がもつ機能や特徴を工学に取り入れる研究が活発に行なわれており，生物学や工学というような枠組を超えた融合研究が盛んになりつつある。このような背景のもと，生物の規範を工学のさまざまな既存のモデルに組み入れることは，極めて意義のあることだと考えられる。

さて，生物学者の間で競争・搾取・双利といった関係を含む共生という概念が活発に議論され⁽¹⁾，さまざまな面から検討されている。

我々は共生概念を工学に展開するための基礎研究として，数理生態学で活発に理論や実験の対象とされてきた Lotka-Volterra 生態系モデル⁽²⁾⁽³⁾を例にとり，各種の拡張を行った。具体的には，ファジィ推論により種間係数を決定する新しい時変共生パラメータモデルを提案する事が中心課題である⁽⁴⁾。ここで，共生とは競争・双利・捕食・寄生をも含めた広い意味での種間関係を表現するキーワードとして用いることとする。また，Lotka-Volterra 生態系モデルについては，計算機シミュレーションが容易であるという理由により離散型の Lotka-Volterra 生態系モデルを考えた。

従来，Lotka-Volterra 生態系モデルでは，連続型競争系モデルについて，種間係数を特定の関数⁽⁵⁾や周期関数⁽⁶⁾で表現する研究が活発に行われており，特に MacArthur の

研究は，近年，Sasaki によりその欠点が指摘されたが⁽⁷⁾，長年，数理生態学の分野では主流となり，その応用研究も広く行われている⁽⁸⁾⁻⁽¹⁰⁾。しかし，離散型モデルにおいては，種間係数を時変とするモデルはなく，寄生-宿主系での Nicholson-Bailey モデルやそれを拡張した May と Hassell による 2 項分布を用いたモデルが研究されている⁽¹¹⁾のみである。そこで本論文では，離散型 Lotka-Volterra 生態系の捕食者被捕食者システムを対象に，ファジィ推論により時変の種間係数を計算する方式の提案を行い，そのダイナミックスの解析と学習によりファジィパラメータを求める手法の検討を行った。ファジィ推論を用いた理由は，時変種間係数を構成するのに各種の先見情報を導入しやすいことと表現力の豊かな種間関係を構成出来ると考えたからである。又，Lotka-Volterra 生態系上で定義されたシステムの評価指標を最適化するように学習によりファジィパラメータを求める手法は従来例がない。

以下，2 節では時変のファジィ共生パラメータを導入した提案モデルとその共生パラメータの決定法について説明する。また，共生パラメータの学習に用いた RasID 学習法⁽¹²⁾についても簡単に述べる。3 節のシミュレーションでは，〈3.1〉で各種共生パラメータによる Lotka-Volterra 系のアナリシスを，又，〈3.2〉で，RasID 共生パラメータ学習による Lotka-Volterra 系のシンセシスを行い，最後の 4

節においてまとめとする。

2. 時変共生パラメータを導入した離散型 Lotka-Volterra 生態系モデル

本節では、提案する時変共生パラメータを導入した離散型 Lotka-Volterra 生態系モデルについて述べる。Lotka-Volterra 生態系の表現力を豊かにするためには、系の共生パラメータを定数ではなく環境の変化に応じて変化させれば良い。本論文では、複雑な現象をモデル化出来る離散型の Lotka-Volterra 生態系モデルを構築するため、種の個体数からファジィ推論により共生パラメータを決定する方式を検討した。これにより、必然的に共生パラメータは時変となる。

以下に n 種の時変共生パラメータモデルの式を示す。

$$h_i(t+1) = h_i(t) + T_s r_i \left[\varepsilon_i - \frac{\theta_{ii}(t) h_i(t)}{K_i} - \sum_{j=2}^n \theta_{ij}(t) h_j(t) \right] h_i(t) \quad i = 2, \dots, n \quad (1)$$

ただし、

- $h_i(t)$: 第 i 種の t 時刻における個体数
- r_i : 第 i 種の内部自然増加率
- K_i : 第 i 種の環境収容力
- ε_i : 第 i 種の系決定パラメータ
- $\theta_{ij}(t)$: 第 j 種から第 i 種への t 時刻における共生パラメータ
- T_s : サンプルング時間

である。

〈2・1〉 ファジィ推論による時変共生パラメータの決定
本節では、時変共生パラメータ $\theta_{ij}(t)$ を種の個体数を入力とするファジィ推論で決定する方法を説明する。ファジィ推論を採用した理由は、種間関係に関する先見情報を共生パラメータの計算に導入しやすいためである。又、 $\theta_{ij}(t)$ の個体数に及ぼす影響度を正規化するために、ファジィ推論では $\beta_{ij}(t)$ を求め、(2) 式により $\theta_{ij}(t)$ を計算することにした。これにより、 $\theta_{ij}(t)$ が図 1 のように 2α の範囲で変動することになる。

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

ただし、

- α : $\theta_{ij}(t)$ の最大値
- $\beta_{ij}^1, \beta_{ij}^2$: $\theta_{ij}(t)$ の $\frac{\alpha}{2}$ と $-\frac{\alpha}{2}$ を指定する β_{ij} の値
- η_{ij} : $\theta_{ij}(t)$ の傾きを表すパラメータ

以下にファジィルールとメンバーシップ関数を示す。前件部のメンバーシップ関数では、上記で述べたように $\theta_{ij}(t)$ を個体数の変化に応じて可変になるように、以下のような関数を選択した。

$$\text{IF } (h_i, h_j) \text{ is } H_{ijq} \text{ THEN } \beta_{ij} \text{ is } B_{ijq} \quad q \in Q \quad (3)$$

図 1 θ_{ij} と β_{ij} の関係
Fig. 1. Relation of θ_{ij} and β_{ij}

- H_{ijq} : 前件部のファジィ集合
- B_{ijq} : 後件部のファジィ集合

$$f_{hijq}(h_i, h_j) = \exp\left\{-\frac{1}{2(1-r_{hijq}^2)}\left[\frac{(h_i - \mu_{hijq})^2}{\sigma_{hijq}^2} - 2r_{hijq} \frac{(h_i - \mu_{hijq})(h_j - \mu_{hj q})}{\sigma_{hijq}\sigma_{hj q}} + \frac{(h_j - \mu_{hj q})^2}{\sigma_{hj q}^2}\right]\right\} \dots\dots\dots (4)$$

$$f_{\beta ij q}(\beta_{ij}) = \exp\left\{-\frac{(\beta_{ij} - \mu_{\beta ij q})^2}{2\sigma_{\beta ij q}^2}\right\} \dots\dots\dots (5)$$

ここで、

- $f_{hijq}(h_i, h_j)$: 前件部のメンバーシップ関数
- $f_{\beta ij q}(\beta_{ij})$: 後件部のメンバーシップ関数
- 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 $\{q\}$

前件部のパラメータ $\mu_{hijq}, \mu_{hj q}, \sigma_{hijq}, \sigma_{hj q}$ はメンバーシップ関数 $f_{hijq}(h_i, h_j)$ の h_i と h_j の軸の中心値とばらつきを表す値、 r_{hijq} は相関を表す値、
後件部のパラメータ $\mu_{\beta ij q}, \sigma_{\beta ij q}$ はメンバーシップ関数 $f_{\beta ij q}(\beta_{ij})$ の中心値とばらつきを表す値である。

$\beta_{ij}(t)$ は (6) 式の重心法を用いて決定することとした。

$$\beta_{ij}(t) = \frac{\sum_{q \in Q} [f_{hijq}(h_i, h_j) \sigma_{\beta ij q} \mu_{\beta ij q}]}{\sum_{q \in Q} [f_{hijq}(h_i, h_j) \sigma_{\beta ij q}]} \dots\dots\dots (6)$$

上式で求めた $\beta_{ij}(t)$ を (2) 式に代入すれば時変共生パラメータ $\theta_{ij}(t)$ が求まる。(4)(5) 式のようにメンバーシップ関数が $h_i(t), h_j(t)$ の関数であるため、 $\theta_{ij}(t)$ も個体数 $h_i(t), h_j(t)$ に依存して時変となることがわかる。

〈2・2〉 RasID 学習法を導入した Lotka-Volterra 生態系モデル
前節では、捕食者-被捕食者系の Lotka-Volterra 生態系モデルへの時変共生パラメータの導入とその計算方法について述べた。これにより、各種の共生パ

ラメータによる Lotka-Volterra 系のアナリシスが可能となる。一方、シンセシスを行なうためには Lotka-Volterra 系に評価指標を定めて、これが最適となるようにメンバーシップ関数を学習する必要がある。具体的には、捕食者-被捕食者系のルールを構成するメンバーシップ関数に含まれる中心値やばらつきなどの学習である。また、評価指標としては系の安定性を制御するのに最も適した最大リアプノフ指数を選び、これが正あるいは負になるように各メンバーシップ関数に含まれるパラメータを学習によってチューニングする。

なお、最大リアプノフ指数の計算は以下に従って行なうことにする⁽¹³⁾。

$$\chi_{\max} = \lim_{t \rightarrow \infty} \chi_{\max}(t) \dots\dots\dots (7)$$

ここで、

$$\chi_{\max}(t) = \frac{1}{t} \log \sqrt{\sum_{i=1}^n \Delta h_i(t)^2}$$

$\Delta h_i(t)$: 初期変動 $\Delta h_i(0)$ $i = 1, 2, \dots, n$ による
時刻 t での $h_i(t)$ の変動分

とする。

メンバーシップ関数のパラメータの学習法は、最大リアプノフ指数を評価指標に選んでいるため、勾配法で行なうことは困難である。そこで、ランダムサーチの一種である RasID 学習法⁽¹²⁾を用いることにする。RasID 学習法は、ランダムサーチの一種であるがパラメータ探索の成功・不成功情報を活用し、探索の集中化と多様化を統一した枠組で実現する最適化アルゴリズムである。詳しくは文献(12)に譲る。

3. シミュレーション

本節では、基本的な特性を明らかにする事を目的に 2 種の捕食者-被捕食者系 Lotka-Volterra 生態系モデルを例題として数値シミュレーションした結果と考察について述べる。なお、 n 種の場合の捕食者-被捕食者の関係にも容易に拡張できる。

(1) 式が捕食者-被捕食者系を表現するようにシステムの定数を以下の表 1 のように設定した。

表 1 捕食者-被捕食者モデル
Table 1. Prey-Predator model.

	被捕食者 (種 1)	捕食者 (種 2)
各種の内部自然増加率	$r_1 = 0.035$	$r_2 = 1.0$
各種の環境収容力	$K_1 = 10.0$	$K_2 = 1.0$
各種の系決定パラメータ	$\epsilon_1 = 1.0$	$\epsilon_2 = 0.0$

以下、提案の時変共生パラメータを用いたアナリシスのための数値シミュレーションと RasID 学習法によりメンバーシップ関数のパラメータを学習する数値シミュレーションの結果と考察について述べる。

〈3・1〉 時変共生パラメータによる離散型 Lotka-Volterra 系のアナリシス はじめに、前件部と後件部のファジールールを示すことにする。なお、シミュレーションでは、被捕食者の $\theta_{11}(t)$ を 1 とし $\beta_{11}(t)$ は考慮しないことにした。その理由は、もし $\beta_{11}(t)$ を考慮し $\theta_{11}(t)$ を可変とすると、 $\beta_{11}(t)$ の絶対値が非常に小さい値をとれば、(2) 式より決定される $\theta_{11}(t)$ の絶対値の値も同様に小さくなる。このため、(1) 式より被捕食者である $h_1(t)$ の個体数が非常に多くなる可能性が生じ、捕食が追い付かなく被捕食者が増加し続けることになってしまうからである。

Rule 1 : IF ($h_1(t), h_2(t)$) is (SMALL,LARGE)
THEN ($\beta_{12}(t), \beta_{21}(t), \beta_{22}(t)$) is
(+SMALL,-SMALL,+LARGE)

Rule 2 : IF ($h_1(t), h_2(t)$) is (LARGE,SMALL)
THEN ($\beta_{12}(t), \beta_{21}(t), \beta_{22}(t)$) is
(+LARGE,-LARGE,+SMALL)

Rule 3 : IF ($h_1(t), h_2(t)$) is (SMALL,SMALL)
THEN ($\beta_{12}(t), \beta_{21}(t), \beta_{22}(t)$) is
(0,0,+SMALL)

Rule 4 : IF ($h_1(t), h_2(t)$) is (LARGE,LARGE)
THEN ($\beta_{12}(t), \beta_{21}(t), \beta_{22}(t)$) is
(+LARGE,-SMALL,+LARGE)

Rule 5 : IF ($h_1(t), h_2(t)$) is (MIDDLE,MIDDLE)
THEN ($\beta_{12}(t), \beta_{21}(t), \beta_{22}(t)$) is
(+SMALL,-SMALL,+SMALL)

上述のルールを実現するために、各メンバーシップ関数の中心値とばらつきを設定しなければいけない。そこで、(4) 式の前件部のメンバーシップ関数の各パラメータ (中心値とばらつき) を表 2 のように設定した。なお、前件部のばらつきについては 3 パターンを考慮したため、これを前件部 1、前件部 2、前件部 3 と表示している。また、図 2 に各前件部のメンバーシップ関数を示す。ばらつきを 3 パターン考慮した理由は、ばらつきが変化すると、これにより共生パラメータの変化が緩やかになるか激しくなるかを検証するためである。

表 2 前件部の中心値とばらつき

Table 2. The center and variance of IF-rule

	(μ_{hiq}, μ_{hjg})
SMALL	(2.5,2.5)
MIDDLE	(5.0,5.0)
LARGE	(7.5,7.5)

	($\sigma_{hiq}, \sigma_{hjg}$)		
q	前件部 1	前件部 2	前件部 3
1	(0.60,0.60)	(1.00,1.00)	(1.40,1.40)
2	(0.60,0.60)	(1.00,1.00)	(1.40,1.40)
3	(0.60,0.60)	(1.00,1.00)	(1.40,1.40)
4	(0.60,0.60)	(1.00,1.00)	(1.40,1.40)
5	(0.80,0.80)	(1.20,1.20)	(1.60,1.60)

前件部の 5 番目のルールのばらつきが他の場合に比べて大きいのは、このルールが適用されるときに各種の個体数

(a) 前件部 1

(b) 前件部 2

(c) 前件部 3

図2 前件部のメンバーシップ関数
Fig. 2. Membership function of IF-rule

が絶滅及び飽和状態以外の最も一般的な状態を示す場合だからである。又、後件部の場合については、ばらつきだけでなく中心値をも表3、図3のように3パターンとした。また、図3に各後件部のメンバーシップ関数を示す。後件部メンバーシップ関数の形状を3パターンとしたのは、形状の共生パラメータの変化に及ぼす影響を調べるためである。

以上の設定のもとで、サンプリング時間: $T_s = 0.001$ 、シミュレーション世代数を10000としてシミュレーションを行なった。はじめに、前件部2、後件部2とし、(2)式中の α を1.0, 2.0, 3.5と3通りに変化させた場合の数値シミュレーションを行なった。

図4及び図5が α を変化させた場合の結果である。 α が大きくなるにつれて、共生パラメータの最大値が大きくなるため軌道が複雑になっていることがわかる。反対に、図5(a)より $\alpha = 1.0$ のときは共生パラメータの変動が小さく

表3 後件部の中心値とばらつき

Table 3. The center and variance of THEN-rule

	μ_{bijq}		
	後件部 1	後件部 2	後件部 3
-LARGE	-2.00	-3.00	-4.00
-SMALL	-1.00	-1.50	-2.00
0	0.00	0.00	0.00
+SMALL	1.00	1.50	2.00
+LARGE	2.00	3.00	4.00

q	σ_{bijq}		
	後件部 1	後件部 2	後件部 3
1	0.20	0.40	0.50
2	0.30	0.50	0.60
3	0.20	0.40	0.50
4	0.30	0.50	0.60
5	0.20	0.40	0.50

(a) 後件部 1

(b) 後件部 2

(c) 後件部 3

図3 後件部のメンバーシップ関数
Fig. 3. Membership function of THEN-rule

なり、世代数が1000を超えると共生パラメータが変化しな

くなっている。これは時不変パラメータと実質上同じことになり、平衡点に収束してしまう。実際に平衡点を計算してみると、 $\theta_{12} = 1.186 \times 10^{-1}, \theta_{21} = -1.248 \times 10^{-1}, \theta_{22} = 6.814 \times 10^{-2}$ なので、 $(h_1^*, h_2^*) \approx (3.155, 5.778)$ が得られる。これは、図 4(a) の結果と一致する。

図 4 前件部 2, 後件部 2 の場合の位相平面図
Fig.4. Phase plane of the case of IF-part2, Then-part2

次に、前件部のメンバーシップ関数のばらつきを変化させた場合を考える。 $\alpha = 2.0$ 、後件部 2 のとき前件部を 1~3 と変化させた場合の結果を図 6, 図 7 に示す。図 6(a)~(c) の順に前件部のメンバーシップ関数のばらつきが大きくなるに従って軌道が緩やかになっている。これは、前件部のメンバーシップ関数のばらつきが大きくなるに従い、各ルールが平均的に適用されることになる。この結果、共生パラメータの変化が小さくなり軌道の変化が小さくなるからである。

最後に、後件部を変化させた場合を考える。 $\alpha = 3.5$ 、前

図 5 前件部 2, 後件部 2 の場合の共生パラメータ
Fig.5. Symbiosis Parameters of the case of IF-part2, Then-part2

件部 2 のとき後件部を 1~3 に変化させた場合の結果を図 8, 図 9 に示す。後件部を 1~3 へと変化させると軌道が複雑になっている。この理由は、後件部が 1 から 3 へと変化すると後件部のメンバーシップ関数の中心値間の距離が広がる (具体的には、1 の場合は 1.0, 2 の場合は 1.5, 3 の場合は 2.0) ために $\beta_{ij}(t)$ の変化が大きくなり、共生パラメータ $\theta_{ij}(t)$ の変化が大きくなるからである。これは、後件部のメンバーシップ関数の中心値間の距離が大きくなるに従って図 9(a)~(c) に示されているように共生パラメータの変動が大きくなっていることから確認できる。

以上より、前件部と同じように後件部のメンバーシップ関数の中心値間の距離を変化させることによって、Lotka-Volterra 系の挙動を複雑にすることができた。

(a) 前件部 1

(b) 前件部 2

(c) 前件部 3

図 6 前件部を変化させた場合の位相平面図
Fig. 6. Phase plane in the case from IF-part1 to IF-part3

〈3・2〉 **RasID** 学習法による離散型 **Lotka-Volterra** 系のシンセシス 本節では (3.1) 節のアナリシとは異なり, **Lotka-Volterra** 系上に評価指標を設定して, この評価指標が最適となるようにメンバーシップ関数のパラメータを学習するシンセシスの問題を取り扱っている。又, 評価指標としてはシステムの安定性を表現するのに最適な最大リアプノフ指数を (8) 式のように目標値に近づける事を考えた。

$$\mathcal{L} = (C_r - \chi_{max}(t))^2 \dots\dots\dots (8)$$

C_r は目標とする最大リアプノフ指数であり, 今回は $C_r = 0.1$ とした。この評価指標が最小になるように, 前件部のばらつき, α の値, 後件部の中心値間の距離をそれぞれ **RasID** 学習法により探索した。参考文献 (12) 中に示されている **RasID** 学習法の各パラメータは表 4 のように設定した。な

(a) 前件部 1

(b) 前件部 2

(c) 前件部 3

図 7 前件部を変化させた場合の共生パラメータ
Fig. 7. Symbiosis Parameters in the case from IF-part1 to Then-part3

お, パラメータの学習に **RasID** 学習法を用いたのは, カオス現象を伴う複雑なシステムの学習には勾配法は適用出来ないからである。

表 4 **RasID** 学習法のパラメータの設定値
Table 4. Typical values of parameters in **RasID** algorithm.

β_0	β_1	α	ϕ_0	ϕ_{min}	I_{sf0}	P_{sf0}
0.1	100	0.995	0.1	0.001	10	0.3
δI_{sf1}	δI_{sf2}	I_{sfmax}	K_{cr}	c_i	c_d	
0.02	0.5	100	1.001	1.01	0.995	

初期状態としては, 図 4(a) の平衡点に収束している状態を選んだ。学習後の位相平面図を図 10 に評価指標の学習による変化を図 11 に示す。図 11 より, 30366 回で最適値が求められている。また, 図 12 に最大リアプノフ指数の変化

(a) 後件部 1

(b) 後件部 2

(c) 後件部 3

図 8 後件部を変化させた場合の位相平面図
Fig. 8. Phase plane in the case from THEN-part1 to THEN-part3

を示す。これより、評価指標の最適値が求められた 30366 回で $\chi_{\max} = 9.97475 \times 10^{-2}$ となり、最大リアプノフ指数が正になっているため軌道も平衡点に収束する状態からカオス的な挙動へと変化していることがわかる。探索したパラメータに関しては、 $\alpha = 3.81$, $(\sigma_{h1q}, \sigma_{h2q}) = (0.68, 0.71)$, $(0.65, 0.61)$, $(0.66, 0.63)$, $(0.57, 0.61)$, $(0.78, 0.82)$, $\mu_{\rho ijq} = (3.91, 1.97, 0.0, -2.12, -3.89)$ という値が求まっている。求められた数値は α の値が適度に大きく、前件部のばらつきが小さく、後件部の中心値間の距離が離れている場合に複雑な挙動が得られた前節の結果と同じ傾向にあることが確認できた。

従って、このようにシステムの安定性を評価指標としたパラメータの学習により Lotka-Volterra 系のシンセシスが可能となる事が明らかになった。

(a) 後件部 1

(b) 後件部 2

(c) 後件部 3

図 9 後件部を変化させた場合の共生パラメータ
Fig. 9. Symbiosis Parameters in the case from THEN-part1 to THEN-part3

図 10 学習後の位相平面図
Fig. 10. Phase plane after learning process.

4. おわりに

本論文では、ファジィ推論による時変パラメータを Lotka-

図 11 評価指標の変化
Fig. 11. Result of criterion function.

図 12 最大リアプノフ指数の変化
Fig. 12. Maximum Lyapunov exponent.

図 13 カナダにおけるカワリウサギとオオヤマネコの個体数変動
Fig. 13. The fluctuation of individuals for a real predator-prey system in Canada

Volterra 生態系モデルに導入することにより捕食者-被捕食者系において、従来のモデルでは得る事が困難であったさまざまな現象を表現することができることについて述べた。このような複雑な個体数の変化については実世界での具体例も報告されており、例えば、カワリウサギ（被捕食者）とオオヤマネコ（捕食者）の個体数の変動（図 13）は今回得られた結果（図 14）と、被捕食者のピークのあとに捕食者のピークがきたり、そのピークの最大値が一定ではなくばらつきが生じているなどの点で類似点がある。従来の

図 14 図 8(c) の個体数変動
Fig. 14. The fluctuation of individuals for figure 8(c)

Lotka-Volterra 生態系のモデルでは、このような複雑な表現力が不足しており、従って提案するファジィ推論時変パラメータモデルは従来モデルより実世界に近い豊かな表現力を持ったモデルに近づいたといえる。また、評価指標を設定してファジィメンバーシップ関数のパラメータを学習する方式についても提案したが、このような離散型 Lotka-Volterra 生態系を学習により構成する研究は従来見当たらないが、生態系をより詳細に検討していくための 1 つの方法であると考えている。

但し、共生パラメータがランダムに変動する場合やモデルを確率過程として記述すれば本論文と同じような表現力を持つモデルも作り得る⁽¹⁵⁾。これ等との比較は今後の課題である。

今回、提案した離散型 Lotka-Volterra 生態系モデルは、勿論、種の個体数の変化を表現するモデルであるが、システム間の相互作用を表現した基本的なモデルであるとも考えられる。例えば、個体数を表す状態変数をエージェントの出力と置き換えれば本論文で述べた共生現象を導入した工学的マルチエージェントシステムの構築が可能でありこれも今後の課題とする。

（平成 11 年 12 月 14 日受付，同 11 年 7 月 23 日再受付）

文 献

- (1) 松田：「共生」とは何か—搾取と競争をこえた生物どうしの第三の関係—，現代書館（1995）
- (2) 寺本編：数理生態学，朝倉書店（1997）
- (3) 巖佐編：数理生態学，共立出版（1997）
- (4) N.Kusumi, K.Hirasawa, J.Hu and M.Takesue: A New Modeling Method for Symbiosis Phenomena, 1998 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 1335/1340 (1998)
- (5) R.H.MacArthur and R.Levens: The Limiting Similarity, convergence, and divergence of coexisting species, *American Naturalist* 101 377/385 (1967)
- (6) T.Namba: Competitive coexistence in a seasonally fluctuating environment, *J. Theor. Biol.*, 111, 369/386 (1984)
- (7) A.Sasaki: Clumped Distribution by Neighborhood Competition, *J. Theor. Biol.*, No.186, 415/430 (1997)

- (8) R.H.MacArthur: Species packing and the competitive equilibrium for many species, *Theoretical Population Biology*, 1, 1/11 (1972)
- (9) J.Roughgraden: Species packing and the competition function with illustrations from coral reef fish, *Theoretical Population Biology*, 5, 163/186 (1974)
- (10) E.W.Giering and A.Kandel: The Application of Fuzzy Set Theory to the Modeling of Competition in Ecological Systems, *Fuzzy Sets and Systems Vol.9* 103/127 (1983)
- (11) R.M.May and M.P.Hassell: The dynamics of multiparasitoid-host interactions, *American Naturalist*, 117 234-261 (1981)
- (12) J.Hu, K.Hirasawa and J.Murata: RasID - Random Search for Neural Networks Training, *Journal of Advanced Computational Intelligence*, Vol.2, No.4, 134/141 (1998)
- (13) 下條: カオス力学入門, 近代科学社, 91/92 (1992)
- (14) 平井: 非線形システムの分岐現象とカオス, システムと制御, Vol.28, No.8, 502/512 (1984)
- (15) E. Renshaw: *Modelling Biological Populations in Space and Time*, Cambridge Univ. Press (1991)

村田 純一 (正員) 1959年1月19日生。1986年3月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。1986年4月九州大学工学部助手。1988年4月同大学工学部助教授。1996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, 計測自動制御学会, システム制御情報学会, IEEEの各会員。工学博士。

楠見 尚弘 (正員) 1970年4月8日生。1994年3月徳島大学工学部電気電子工学科卒業。1996年3月九州大学大学院工学研究科修士課程電気工学専攻修了。1999年3月同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4月(株)日立製作所入社電力・電機開発研究所勤務、現在に至る。電気学会, 計測自動制御学会, 電子情報通信学会, IEEEの各会員。工学博士。

平澤 宏太郎 (正員) 1942年1月26日生。1964年3月九州大学工学部電気工学科卒業。1966年3月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4月(株)日立製作所入社日立研究所勤務。1989年8月同所副所長。1991年8月大みか工場主管技師長。1992年12月九州大学工学部教授。1996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, 計測自動制御学会, 情報処理学会, IEEEの各会員。工学博士。

胡 敬 炉 (正員) 1962年4月4日生。1986年中国中山大学大学院修士課程修了。同年7月同大学電子工学科助手。1988年11月同講師。1993年10月渡日。1997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, 計測自動制御学会の各会員。情報工学博士。