適応性を有する多値免疫ネットワークとその応用

正員 山口 貴之 (大分工専)

非会員 唐 政 (富山大学)

非会員 石塚 興彦 (宮崎大学)

非会員 淡野 公一 (宮崎大学)

Adaptive Multi-Valued Immune Network And Its Applications

Takayuki Yamaguchi, Member (Oita National College of Technology), Zheng Tang, Non-member (Toyama University), Okihiko Ishizuka, Non-member, Koichi Tanno, Non-member (Miyazaki University)

This paper describes a new model of multi-valued immune network based on biological immune response network. The model of multi-valued immune network is formulated based on the analogy with the interaction between B cells and T cells in immune system. The model has a property that resembles immune response quite well. The immunity of the network is simulated and makes several experimentally testable predictions. Simulation results are given to a letter recognition application of the network and compared with binary ones. The simulations show that, beside the advantages of less categories, improved memory pattern, good recognitions rate and good memory capacity, the multi-valued immune network produces a stronger noise immunity than binary one.

キーワード：免疫システム, 免疫応答, 多値論理

1. はじめに

生体の免疫システムは複雑な生体防御およびシステムであり、その機構はまだ未知の部分が多く、現在も活発な研究が行われている^{[1][2]}。最近、学習能力と自己組織化能力を備えた自律分散防衛システムである免疫系に関する種々の工学的モデルおよび応用が提案されている^{[3]–[14]}。例えば、応用としてコンピューターウイルスへの対策としてのシステムの構築^[11]、プラントシステムの故障源抽出^[12]、VLSIフロアプラン設計の最適化^[13]、自律分散型制御システム^[14]、などの研究がある。

一方、筆者らは、免疫応答を引き起こす免疫機構に着目し、生体の免疫応答ネットワークに基づく免疫的ネットワークを提案した^{[15][16]}。また、このネットワークが免疫的な特徴を持ち合わせていることを示した。しかし、これらのモデルは主に2値デジタルシステムであり、高度な情報処理、特に画像や音声などの処理にはよりあいまい性を含んだ情報処理方式が望まれている。現在では、多値符号化を基本にしたアルゴリズムによりデジタルシステムを構成していく方式があり、この方式の将来の重要性がますます高まっていくことが予想される^[17]。筆者らはこれまで提案

してきた免疫的なネットワークに記憶パターンを多値化する試みを行った。^{[18][19]}しかしこれらのネットワークでは入出力の多様化、例えば多値入出力に対応できないといった問題があった。そこで本論文では、免疫応答機構をネットワーク構成する際、論理の多様性、2値にはない多値入出力、および多値内部データ表現に基づくより柔軟な認識・適応能力を持つ免疫システムを構成することを試みる。また、従来の2値ネットワークと比較しながらシミュレーションを行い、提案した多値免疫システムの免疫性を示す。さらに、提案した多値免疫システムを画像認識システムに適用し、その結果を検証する。

2. 免疫機能

生体は自己の恒常性と独立性を保つために、まず外界から侵入しようとする多くの微生物や有害化学物質の侵入を阻止し、あるいは侵入後に処理しなければならない。

生体の自己成分と非自己成分を識別し、非自己成分を排除する機能、この機能が免疫である。臓器等の移植の際に現れる拒絶反応も免疫機能である。

〈2・1〉免疫記憶 免疫系には記憶作用もあり、麻疹のような病気に一度かかると二度目からはウイルスに感染し

図1 抗体産生の一次応答と二次応答
The Simulated Primary And Secondary Response

でも免疫系が強力に排除するため発病には至らない。このような記憶作用は記憶 B 細胞と記憶 T 細胞が受け持っている。

非自己抗原決定基 A を認識する抗 A クローンのリンパ球が、A の刺激をうけ活発に分裂し増殖するためには潜伏期間が必要である。つまり、初めて侵入してきた異物に対して免疫はただちに対応することができない。

しかし、A を持つ異物に対して一度免疫応答 (一次応答) が引き起こされると、いったん一次応答が消えた後でも同じ A を持つ異物の再侵入に対しては、1~3 日の潜伏期間で抗体や感作リンパ球が産生され、産生される量も多くなる (二次応答) (図 1)。

〈2・2〉免疫応答 抗原はまず B 細胞など (白血球系の捕食運動をする細胞) の抗原処理能力を持つ細胞に取り込まれ、部分的に消化された後で細胞表面に現れる。このことを「抗原提示」といい、これらの細胞のことを「抗原提示細胞」という。

その抗原を T 細胞がレセプター ($T_C R$) で認識し活性化され、B 細胞の第二のシグナルとなるインターロイキンを分泌する。

インターロイキンにより刺激を受けた B 細胞は分裂し、性質を変え、抗体合成細胞 (プラズマ細胞) に変化する。

プラズマ細胞の中では抗体分子が大量に合成され、細胞外に分泌される。十分な量の抗体や感作リンパ球が産生されると「免疫が成立した」と表現する。

一方、一部の分裂した B 細胞はそのまま免疫系に温存されて免疫記憶細胞となる。再び同じ抗原が侵入するとこの記憶細胞が急速にプラズマ細胞に分化し、短期間に大量の抗体が作り出される (二次免疫応答)。

抗体により抗原が排除されると、抗体産生を抑えるインターロイキンがサプレッサー T 細胞より分泌され、免疫応答が終了する。

以上が免疫応答のプロセスである。

3. モデル化

免疫機構にはさまざまな細胞が関与しているが、ここで

図2 免疫応答ネットワーク
Immune Response Network

は B 細胞, T 細胞の相互作用に限定して考える。この作用に関係しているのは抗原 (Ag), 抗体 (Ab), B 細胞 (B), ヘルパー T 細胞 (T_H), サプレッサー T 細胞 (T_S) である。[4].[8]

それぞれの細胞について入出力関係を考えてみる。なお、式については次式のように表す。

入力 $\rightarrow$ ユニット $\rightarrow$ 出力

まず抗原 (Ag) が B 細胞に取り込まれ細胞表面に現れる。すなわち抗原提示をする。

$Ag \rightarrow B \rightarrow$ 抗原提示

その抗原提示をヘルパー T 細胞が認識し、免疫応答を活性化するインターロイキン (IL^+) を分泌する。

抗原提示 $\rightarrow T_H \rightarrow IL^+$

そのインターロイキン (IL^+) が B 細胞の第 2 のシグナルとなり、プラズマ細胞に変化し抗体 (Ab) を合成、分泌する。ただし、B 細胞、プラズマ細胞ともに記号 B で表す

$IL^+ \rightarrow B \rightarrow Ab$

抗体により抗原が排除され免疫応答が終了する。すなわち、抗体が増加するとそれがサプレッサー T 細胞への刺激となり免疫応答を抑制するインターロイキン (IL^-) が分泌され、抗体の産生が抑えられて免疫応答が終了する。

$Ab \rightarrow T_S \rightarrow IL^-$

以上をまとめてネットワークとして表現すると図 2 のようになる。[9] このネットワークの特徴は、Ag を入力、Ab を出力として考えると、その出力は B 細胞のみで決定するのではなく、あくまでも T_H 細胞との相互作用によって決

定するということである。また、B 細胞と T_H 細胞とで構成されたサブシステムを調整する T_S 細胞もシステムの重要な要素である。

ただし、図 2 ではそれぞれの細胞を 1 個ずつ描いたものであり、実際には複数個存在している。また、それぞれが相互に作用するという横の相互作用についても十分に考えられると思われる。ただし、この作用が実際に生体の免疫機構に存在するか否かについてはまだ仮定の域を出ない。

4. 多値免疫システム

免疫応答ネットワークに基づく多値免疫システムを図 3 に示す。ここで抗原 (Ag) は多値入力パターンに対応し、B

図 3 免疫応答ネットワークに基づくパターン認識システム
Immune Network System

細胞群は入力層、 T_H 細胞群は記憶層、 T_S 細胞群は抑制層、抗体 (Ab) は多値入力パターンと記憶パターンとの誤差を表す

〈4・1〉 システム動作 まず m 値の入力パターン ($Ag = 0.1, \dots, m-1$ の何れかの整数値をとる) が入力層である B 細胞群 (N 個) に入力される。入力パターンの各ドットがそれぞれ対応する B 細胞に入力される。入力されたパターンはそのまま出力されある荷重がかかってすべての T_H 細胞 (M 個) に入力される。これはつまり抗原提示である (図 4)。このときの (N 次元) 荷重ベクトル $\vec{W}_j$ は T_H 細胞の個数分 (M 個) 存在する。

$$\vec{W}_j = (W_{1j}, W_{2j}, \dots, W_{Nj}) \quad , \quad (j = 1, 2, \dots, M) \quad (1)$$

次に T_H 細胞内では荷重入力と和がとられ、その総和が最大のもののみが出力を出す。つまり抗原提示という刺激を一番強く受けた T_H 細胞のみがインターロイキン (IL^+) を分泌するということである。すなわち、 T_H 細胞群は競合系をなしていると考えられる。最大入力を受けた T_H 細胞が出力したインターロイキンはある荷重がかかり、再び B 細胞へ

図 4 B 細胞から T_H 細胞への荷重結合
Weight Connections From B Cell To T_H Cell

図 5 T_H 細胞から B 細胞への荷重結合
Weight Connections From T_H Cell To B Cell

入力される (図 5)。このときの (N 次元) 荷重ベクトル $\vec{T}_j$ も T_H 細胞の個数分 (M 個) だけ存在し、これがいわゆる記憶パターンを意味する。

$$\vec{T}_j = (t_{1j}, t_{2j}, \dots, t_{Nj}) \quad (j = 1, 2, \dots, M) \quad (2)$$

そして B 細胞内では入力パターンと記憶パターンとが比較され抗体 (Ab) が産生される。ここではそれぞれのパターンの不一致度、すなわち誤差を出力するものとする。その出力はそのまま T_S 細胞群への入力となる。

T_S 細胞では抗体 (Ab)、すなわち誤差の総和が求められ、あらかじめ定められたパラメータと比較される。このパラメータとは入力パターンと記憶パターンとの誤差をどの程度認めるかというものであり、許容度と呼ぶ。誤差の総和がこの許容度内であれば認識は成立したこととなり、各パラメータの更新、すなわち学習が行われる。

誤差の総和が許容度を越えてしまった場合、 T_S 細胞から抑制性のインターロイキン (IL^-) が分泌され、興奮性のインターロイキン (IL^+) を分泌していた T_H 細胞を抑制する。このため再び T_H 細胞群で競合が起こり、同様の手順で誤差の総和が許容度内におさまるまで繰り返される。

ここで誤差とは産生された抗体 (Ab) のことであり、初

期の誤差が大きい、すなわち抗体の産生が多い状態はまさに免疫が成立した状態である。パターンの認識(パターンのカテゴリ分類)が終了した状態は誤差も小さい、つまり産生される抗体も少ない、免疫が終了した状態である。

ただし、記憶しているすべての T_H 細胞が抑制されてしまった場合は、入力パターンが“未知”のパターンであったとして、使われていない T_H 細胞に新たな認識カテゴリを形成する。これを未知の入力パターンとし、入力されたパターンを新たな (k 番目の) 記憶パターンとしてコピーする。

$$t_{ik}(t) = x_i \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (3)$$

〈4・2〉 B 細胞から T_H 細胞への荷重結合 ここでは入力の情報を m 値であると考え、すべての i, j に対して

$$W_{ij}(0) = \frac{1}{N} \quad (4)$$

で正規化する。ここで結合の更新の式は、 T_H 細胞の k 番目 T_{Hk} に学習を行う場合、

$$W_{ik}(t+1) = \frac{t_{ik}(t) \cdot x_i}{\sum_k \bar{x} + \varepsilon} \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (5)$$

となる。ここで、 x_i は m 値の入力パターン、 $\bar{x}$ は (N 次元の) 荷重ベクトルである。また ε は正の小さな定数である。これは従来提案されている ART (適応共鳴理論) [20] や、2 値システム [15] の更新式と同様の形をとっている。しかし、従来の ART ニューラルネットワークは、その名のとおりニューロンを基にして作られているため B 細胞のような 2 入力 2 出力のユニットは存在しない。そのため、“2/3 ルール”と呼ばれる規則に従って動作するユニットが用いられている。このルールで動作させるために制御ユニットも必要となり、入力パターンや記憶パターンがこの制御ユニットにも入力として入ってしまうため、複雑なシステムとなる。さらに、従来の ART ニューラルネットワークの領域では考えられない作用として、免疫機構の多様化、例えば入力層 記憶層 抑制層ならびに各接続の多値化を取り入れることにより、より柔軟な適応能力を有する新しい情報処理システムの設計原理につながる。また、ここでいう x_i は多値の入力パターンになるため、荷重結合 W_{ik} が他の素子同士と一様ではなくなる。これは入力層に入力される情報 $\bar{x}$ との結合が、各素子 (i) ごとに強度 (荷重) が変化することを意味し、記憶層の改善 [18] だけでなく、多様な入力。ここでは多値画像に対する入力へ対応可能となった事を示唆している。

一方、入力パターンに対して、 T_H 細胞から B 細胞への荷重結合の履歴は更新の式 7 には保存されていない。保存される情報は記憶層の情報のみで、記憶層の情報が更新されるたびに式 7 によって T_H 細胞から B 細胞への荷重結合が再結合される。なお過去の履歴に関しては記憶層の情報が保存されているため、その情報を元に結合を行う荷重結合自体は間接的に過去の履歴を有することになる。

〈4・3〉 T_H 細胞から B 細胞への荷重結合 (図 5) T_H 細胞から B 細胞への結合は記憶パターンを意味しているが、ここでは記憶パターンも m 値になる。ここで荷重結合の結合量は、ネットワークの動作的には m 値のうちの何れで初期化しても動作するが、今回は入力画像との兼ね合いにより、すべての i, j に対して

$$t_{ij}(0) = m - 1 \quad (6)$$

で初期化する。

次に記憶パターンの更新の式を考える。従来の 2 値システムの学習則では、ひとたび削られた情報を復活させることができない。この動作は本質的な特徴を残す、つまり特徴を抽出するという意味では大きな意味があるが、ノイズ等による入力情報の欠損に極めて弱く、また本来の特徴抽出の意味あいも薄れてしまう。ここで、更新の式を

$$t_{ik}(t+1) = \left[\frac{t_{ik}(t) + x_i}{2} \right] \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (7)$$

と改めることにする。この式は入力情報と記憶情報の平均を新たに記憶することを意味するもので、多値システムの大きな特徴である。この式により、入力に連続してノイズ等の欠損部位が混入しない限り、繰り返し記憶が更新されるうちに自動修復するという作用が得られる。また特徴を残すといった目的に関しても、繰り返し得られる特徴はより強い結合に、また逆に弱い特徴に関しては自然に消滅するという効果もあり、実際の記憶に極めて近い能力をネットワークに与えることになる。これによりネットワークの性能が向上し、後述のシミュレーションにもその効果は大きく現れている。

〈4・4〉 B 細胞の抗体産生 (図 3) 入力パターンベクトルと記憶パターンベクトルとの誤差を意味するこの免疫応答は、記憶の許容度の算出を左右する重要なファクタである。2 値免疫システムでは排他的論理和 (XOR) を取ることで誤差を算出していたが、本システムでは各ドットにおける差を取ることにする。従って、 T_H 細胞の k 番目の i 素子の誤差は

$$Ab_{ik} = |x_i - t_{ik}(t)| \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (8)$$

また k 番目の T_H 細胞の誤差の総和は

$$Ab_k = \sum_{i=1}^N (ab_{ik}) \quad (9)$$

とする。

5. 多値免疫システムのシミュレーション

〈5・1〉 免疫特性 ここでは本論文で提案する多値免疫的なネットワークの免疫特性、すなわち入力 (抗原) に対する出力 (抗体産生) までの挙動について、シミュレーションによる具体例である、図 6 を用いて説明する。このシミュレ

図6 記憶パターンの更新例
Learning Example

シオンは多値免疫的ネットワークを用いて、入力パターンを“C”，許容度を25%とした場合で、入力パターンが分類され、学習されるまでのシステム動作である。図6の左側のパターンは入力パターンを表す。中央のパターンは、そのパターンに付加される重みを表しており、各ドットあたりの重みは式9より求められる。また右側のパターンは、その刺激に反応した記憶パターンを示す。

まず、入力パターンが重み付けパターンにより重み付けられ、 T_H 細胞へ入力される。それぞれのカテゴリへの入力の値は、以下の式で表される。

$$W_k = \sum_{i=1}^N (W_{ik}) \quad (10)$$

上式より、上段がおおよそ $26/35=0.743$ ，下段がおおよそ $38/52=0.731$ で上段のカテゴリが競合に勝ち反応する。次に入力パターンと記憶パターンとのマッチングが行われ、式9より誤差23が求められる。許容度は25%，誤差の割合は $23/64=36\%$ であるので、このカテゴリは異なるパターンであると判断される。よって、このカテゴリは抑制される。

次に、ついで大きい入力を持つ下段のカテゴリが競合に勝ち、同様にマッチングが行われる。このとき算出された誤差が23%，すなわち許容度である25%以下である為、この記憶パターンと入力パターンは同じ物（似たような物）として判断される。これにより入力パターンの分類が行われ、式7によって記憶パターンの更新が行われる。

ここで、多値免疫システムに、従来の2値免疫システムと同様の入力を呈示した場合の例を挙げる。図7は、分類された記憶パターンの記憶状態を示すものである。図7の例は、入力パターンとして“H”“M”“N”が、同じカテゴリに分類された状態を表したもので、2値システムでは情報が繰り返し記憶される度に、記憶された情報が欠落する一方であることが伺える。それに対し、多値システムでは記

図7 記憶パターンの2値と4値の比較
Memory Pattern Example
Binary And 4-Value

憶の更新の際に双方のパターンの特徴が残りに、欠落した情報が復活することが伺える。これは学習量が多くなれば多くなるほど顕著に現れ、2値のシステムにおいては記憶された情報が欠落することによって、同一のカテゴリとして認識されず、新たなカテゴリが形成されることにより、分類されなくなったカテゴリが発生する。これは不要なメモリ資源を増やすことに繋がるため、多値システムによる改善によって不要なカテゴリの増加を抑制することが、ネットワークの性能向上に役立つと考えられる。また無用な記憶を行わない分、ネットワークの高速化や認識率の向上にも繋がるようになる。

〈5・2〉 2値システムと多値システムのシミュレーション比較 アルファベット26文字をAからZの順でシステムに提示した場合のシミュレーション結果を図8に示す。今回のシミュレーションで使用したパラメータは、許容度13%，入力素子数 $N=64$ ， T_H 細胞数 $M=64$ ， T_H 細胞の最大接続数70セット。多値システムの値数4，ノイズ混入率をそれぞれ0%，3%，8%とした。また、ここでいう T_H 細胞の最大接続数とは、あらかじめネットワークに準備する T_H 細胞の総グループ数で、セット数はkの最大値を示す。なお、2値におけるノイズの量はビットの反転の割合を、多値におけるノイズの量は差の割合（各ドットの差を合計し、素子数と値数で割ったもの）で示す。また横軸に、アルファベットをAからZまで26の入力を1サイクルとしたサイクル数を、縦軸にそのサイクル時に生成されたカテゴリ数（記憶されたパターン数）を示す。本来アルファ

図8 カテゴリ数の推移 各ノイズ時比較
The Number Of Categories Needed For
Classification Input Patterns With Noise
During The Updating

ベットの分類というものは、26 パターンすべて異なるよう分類するものであるが、ここでは文字の分類としてではなく、似通ったパターン同士を分類する。これは文字認識を主眼においたシステムではなく、パターンを識別するシステムとして利用しているためであるが、このパターン認識システムは分類の度合い、すなわち許容度を制御することによって調整することも可能である。

図8より、2 値免疫システムに比べ、多値免疫システムのカテゴリの増加が全体的に抑えられていることが判る。ネットワークの性能としては、このカテゴリの増加量を直接性能として比較はできないが、利用されていないカテゴリが存在することはネットワークの性能低下に繋がる為、カテゴリ数が一定値に安定していることが良いといえる。従ってその点について注目してみると、多値免疫システムはある程度までのノイズ混入率までであれば、比較的カテゴリ数は安定しているのに対し、2 値免疫システムではかなり少量のノイズでもカテゴリ数が増加を始める。これは従来のシステムがノイズに弱いことを示唆し、また多値のシステムではこの問題が緩和されていることが伺える。これにより、ネットワークの認識率の向上と、資源の有効利用、また処理の高速化が得られる。

〈5・3〉 画像認識への適用 次に、この多値免疫システムの認識率を検証するため、アルファベットの文字に代わり多値画像データを準備する。この画像を多値免疫システムにあらかじめ呈示し記憶させ、次にノイズを混入したデータを再びシステムに入力、このノイズの付加した入力画像が既に記憶している記憶データと同じカテゴリに分類されるかどうかを見ることにする。今回利用するパラメータは、許容度 20%、入力画像数 8、構成画素数 $N=196$ 、 T_H 細胞数 $M=196$ 、 T_H 細胞の最大接続数 40 セット。多値システムの値数 4、ノイズ混入率はそれぞれ 10、30%とする。ここではまず、呈示された入力に対する記憶カテゴリ数の変化を見る。図9に、今回利用した画像パターンを示す 黒

図9 入力する8つの画像パターン
Input Pattern Example

図10 カテゴリ数の推移 ノイズ10%
The Number Of Categories Needed For
Classification Input Patterns With Noise
During The Updating
Noise 10 %

図11 カテゴリ数の推移 ノイズ30%
The Number Of Categories Needed For
Classification Input Patterns With Noise
During The Updating
Noise 30 %

い点の度合いが、それぞれ0から3までの情報を示すものである。図10、11はノイズを付加した場合のカテゴリ数の推移を示したグラフである。図10のグラフより、従来の2

図 12 認識率の比較
Recognitions Rate

値システムでは10%程度のノイズで既にカテゴリが増加を始め、記憶が不安定になっているのに対し、多値のシステムでは図 11 より、30%程度までのノイズまでは記憶パターンを安定して保持できていることが伺える。

次に、多値免疫システムの認識率を検証するため、横軸にノイズの混入率をとり、グラフ化する。認識率の導出は、先の条件にてネットワークを動作させ、同一のカテゴリに分類された場合には正、他のカテゴリに分類されるか新たにカテゴリが生成されてしまった場合に負とし、正の割合を算出する。図 12 は、縦軸に認識率を、横軸にノイズ混入率をとったものであり、それぞれのシステムにて10サイクルを10回、すなわち100回の分類の平均を取ったデータを示した。図 12 より、従来の2値システムでは10%程度のノイズで認識率を80%まで落とすことが確認できる。これに対し、多値免疫システムでは、およそ20%前後のノイズまで認識率80%を維持できたことがわかる。なお以上の計算機シミュレーションは、i486DX/66MHzのCPUを用い、Borland C++(MS-DOS Ver5.0A上)で行った。

6. おわりに

本論文では、免疫系のあいまいな情報処理をする免疫応答に着目し、その機構を多値化した、より柔軟な認識・適応能力を持つ多値免疫的ネットワークを構成した。また、本論文で提案した多値免疫的ネットワークは、入力層・記憶層・抑制層ならびに接続を全て多値化し、これによって多様な入力、例えば多値入力に対しても対応可能となった。抑制層の動作の多値化により、性能の向上も得られた。また、構成した多値免疫的ネットワークをシミュレーションによって、その免疫性を示した。さらに、提案した多値免疫的ネットワークを画像認識システムに適用し、従来の2値ネットワークと比較し、その有効性をシミュレーションによって確認した。本論文で提案したモデルは、非常に単純なものであり、ここでのシミュレーション実験で観察されたこと

を直接生物現象に結びつけることはできない。画像認識システムへの実用化もまだ課題が多い。しかし、このような手法が生命現象のダイナミクスを解き明かす強力な手法となる日が来るであろうと期待している。それと同時に、生物のモデルを有効な工学手法として利用していく研究も今後重要になるであろう。

(平成12年11月2日受付、平成13年7月16日再受付)

文 献

- (1) 小川次郎“免疫”, 化学同人, 1996
- (2) 多田富雄, “免疫の意味論”, 青土社, 1993
- (3) 合原一幸, “免疫系と情報処理, 高度生体情報処理機能に関する調査研究報告書”, (財) 機械システム振興協会, Vol.5, No.3, p.9, 1986
- (4) 藤田博之, 合原一幸: “生体内の分散監視防衛システム”, 電学論C, Vol.101, No.11, pp.1042-1048, 1987
- (5) J.D.Farmer, N.H.Packard, and A.S.Perelson, “The immune systems, adaptation, and machine learning” Physica, Vol.22D, p.187, 1987
- (6) H.Atlan and I.R.Cohen, Eds., “Theories of Immune Networks”, Springer-Verlag, 1989.
- (7) Y.Ishida and F.Mizessyn, “Learning algorithms on immune network model: application to sensor diagnosis” Proc.IJCNN 92, Bei Jing, pp.33-38, 1992.
- (8) Y.Ishida, “An immune network model and its applications to process diagnosis”, Systems and Computers in Japan, Vol.24, No.6, pp.38-46, 1993
- (9) M.Kayama, Y.Sugita, Y.Morooka, S.Fukuoka, “Distributed diagnosis system combining the immune network and learning vector quantization” Proc. of IEEE IECON95, 1995, pp.1531-1536
- (10) K.Takahashi and T.Yamada, “Remarks on a feedback controller based on an immune feedback mechanism” Proc. of 1998 Japan-U.S.A. Symposium on Flexible Automation, 1998, pp.777-783
- (11) J.O.Kephart, “A biologically inspired immune system for computers”, in Artificial Life, Langton, C.G.(ed.), Addison-Wesley, Redwood City, CA, 1994
- (12) 石黒章夫, 渡邊祐司, 内川嘉樹, “免疫ネットワークを用いた自律移動ロボットの行動選択の一手法”, 日本機械学会論文誌(C), Vol.62, No.598, 1996, pp.235-242
- (13) 田澤功, 小坪成一, 平田廣則, “免疫最適化法-VLSIフロアプラン設計問題への応用”, 電学論C, Vol.117, No.7, 1997, pp.821-828
- (14) 石田 好輝, Mizessyn, F., “免疫型並列分散モデルによるプラントのセンサ自律移動診断”, システム制御情報学会論文誌, Vol.7, No.1, 1994, pp.1-9
- (15) 唐政, 蛇島浩史, 田島浩一, 石塚興彦, 淡野公一, “生体の免疫応答ネットワークに基づく免疫的なネットワークとその免疫特性” 電子情報通信学会論文誌A, Vol.J80-A, No.11, pp.1940-1950, Nov.1997.
- (16) 田島浩一, 唐政, 石塚興彦, 淡野公一, “B細胞の相互作用を考慮した免疫的ネットワークによるパターン認識”, 電子情報通信学会D-II, Vol.J83 D-II, No.2, 2000, pp.795-804
- (17) 樋口龍雄, 亀山充隆, “多値情報処理” 昭晃堂, 1989.
- (18) Z. Tang, T. Yamaguchi, K. Tashima, O. Ishizuka, and K. Tanno, “A multiple-valued immune network and its applications”, Proc. of the 27th ISMVL, pp.233-238, May 1997.
- (19) Z. Tang, T. Yamaguchi, K. Tashima, O. Ishizuka and K. Tanno, “A multiple-valued immune network and its application”, IE-ICE Trans. Fundamentals, Vol.E82-A, No.6, 1999, pp.1102-1108
- (20) G.A.Carpent and S.Grossberg, “The ART of adaptive pattern recognition by a self-organizing neural network” IEEE Computer, Vol.21, No.3, 1988, pp.77-88

山口 貴之 (正員) 平8 宮崎大・工・電気電子卒, 平10 同大
大学院修士課程了, 同年同大大学院博士課程入学.
平13 同大大学院博士課程単位取得退学, 同年大
分工業高等専門学校助手, 現在に至る. ニューラ
ルネットワーク, 免疫ネットワークの研究に従事.

唐 政 (非会員) 昭57 浙江大・工 電子卒, 昭63 清華
大博士課程了, 同年同大・工・微電子研究所講師.
平1 宮崎大研究生, 平2 同大・工・電気電子工学科
助手, 平5 同大・工 電子工学科助教授, 平12 富
山大・工・知能情報工学科教授, 現在に至る. 生
体情報処理, ニューラルネットワーク, 多値論理等
の研究に従事. 工博.

石 塚 興彦 (非会員) 昭39 鹿児島大・工・電気卒, 昭44 九州
大学大学院博士課程単位取得退学. 同年宮崎大・
工・助教授, 昭58 同教授, 現在に至る. 多値論理
回路, ファジー高速アナログ回路, ニューラルネッ
トワークの構成などの研究に従事. IEEE 会員,
工博.

淡 野 公一 (非会員) 平2 宮崎大・工 電子卒, 平4 同大
大学院修士課程了. 同年(株)日立製作所マイクロ
エレクトロニクス機器開発研究所入所. 平5 宮崎
大・工 電気電子工学科助手, 現在に至る. ファ
ジーコントローラ, MOS アナログ回路の研究に
従事. IEEE 会員, 工博.