

複合型ニューロンと多重モジュラーネットワークモデル

生 天 目 章[†] 塚 本 義 明[†]

本論文では、生物システムの組織構造をメタファとするニューラルネットワークモデルを提案する。他のニューラルネットワークを内部構成要素として持つニューロンを複合型ニューロンとして定義し、それらを入れ子構造として多重化された組織構造のニューラルネットワークを多重モジュラーネットワークと定義する。多重モジュラーネットワークは、1つのニューラルネットワークがいくつかに細分化されても細分化された部分ネットワーク自身だけで自律性や自己組織化性を有する。一般に複雑な知的情報処理には、空間レベルおよび抽象レベルにおける階層性が重要である。そのためには、同じ特性情報が空間レベルおよび抽象レベルに応じて異なる解釈が行われる必要がある。多重レベルで抽象化されている複雑な概念知識体系の表現や推論の問題を従来の単一型のニューロンを構成要素とする階層ネットワークモデルで処理することは困難であるが、複合型ニューロンを構成要素とする多重モジュラーネットワークを用いることにより解決できることを示す。

Multiple Modular Networks with Composite Neurons

AKIRA NAMATAME[†] and YOSHIKI TSUKAMOTO[†]

This paper provides the new neural network model with the composite neurons, where each composite neuron is modeled to be another neural network. The composite neural network model treats individually trained network modules as composite units and integrate them to form multiple modular networks. It is shown that the composition is important for integrating heterogeneous neural network modules. When thinking about the nature of conceptual knowledge, we should think about levels of analysis or levels of granularity. There needs some aspect of compositionality. That is, we need to be able to put things together and call them knowledge and would like to have a recursive or composable structure that would allow us to build knowledge structure at different levels of granularity. It is shown that the neural network with the composite neurons is useful for representing those high-level and abstract conceptual knowledge.

1. はじめに

生物システムは、細胞、器官、個体、集団など、さまざまな階層レベルから構成されている。そしてどの階層レベルをとってみても、より上の階層レベルに対しては、その部分となっている面を同時に持っている。ある階層レベルの要素には、多くの構成要素の集団が、それより下位の階層レベルのシステムとして掩蔽化されて含まれており、また、その階層レベルの構成要素の集団はさらに上位の階層レベルの構成要素に含まれており、入れ子構造になっている。このように生物システムの階層レベルの要素間の関係は再帰的で、どのレベルをとってみても全体でありかつ部分であるとともに、どの階層レベルの要素も同じような内部構

造を有している^{3),5),6)}。さらに生物システムは、どの階層レベルにおいてもそこで全体としてまとまった面を持っているとともに、より上位の階層レベルにいくと、下の階層レベルでは見られない新しい抽象化された性質が現れる。構成要素間の複雑な相互作用、すなわち、異なる階層レベル間での相互作用および同じ階層レベルでの相互作用の中から、生物システムの自律性や自己組織化性が生じると考えられている。

本論文では、生物システムに見られる再帰的な構成に基づく多重モジュラーネットワークを提案する。多重モジュラーネットワークの基本構成要素として、複合型ニューロンモデルを提案する。内部モデルと自律的な学習機能を有する複合型ニューロンを多重の入れ子として組織化することにより、多重モジュラーネットワークを構築する。多重モジュラーネットワークの自己組織化モデルを、複合型ニューロンの構成要素間の操作手続きおよび複合型ニューロン間の操作手続き

[†] 防衛大学校 情報工学教室

Dept. of Computer Science, National Defense Academy

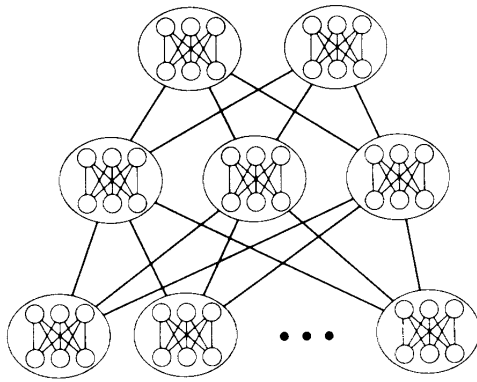


図1 複合型ニューロン

Fig. 1 An example of a composite neuron.

として定義する。複合型ニューロンの構成要素間の操作手続きは、複合型ニューロンの内包的特性に関するデータ構造の獲得および外延的特性に関する重みの獲得手順として定式化する。複合型ニューロン間の操作手続きは、複合型ニューロンを他の複合型ニューロンを構成要素として持つクラスと見なすことによって定義できるクラス階層組織の獲得手順として定式化する。

多重モジュラーネットワークの持つ性質を、単一的なニューロンを構成要素とする従来のニューラルネットワークモデルと比較する。多重モジュラーネットワークは、1つのニューラルネットワークがいくつかに分分化されても分分化された部分ネットワークがそれだけで限定された自律性や自己組織化性を有している。また、新しい性質を持つニューロンやネットワークモジュールを自律的に生成するための創発性を有することを示す。また、一般に複雑な知的情報処理には、空間レベルおよび抽象レベルにおける階層性が重要であるとされている^{1),4)}。そのためには、同じ概念知識が空間レベルおよび抽象レベルにより異なった解釈が行われる必要がある。多重モジュラーネットワークは、多重レベルで抽象化されている複雑な概念知識体系の表現や推論の問題に適していることを示す。

2. 複合型ニューロンモデル

本章では、複合型ニューロンの定式化を行う。構成要素（ニューロン）の中に、他のニューラルネットワークが含まれているようなニューラルネットワークを複合型ニューロンと定義する（図1参照）。

2.1 複合型ニューロンの特性情報の記述法

本節では、ワインバーグによる内包性と外延性の概念に基づくシステム状態の記述法に準拠して、複合型ニューロンの記述法について示す¹¹⁾。認識の対象（複合型ニューロンの集合体）をいくつかに分グループ化する

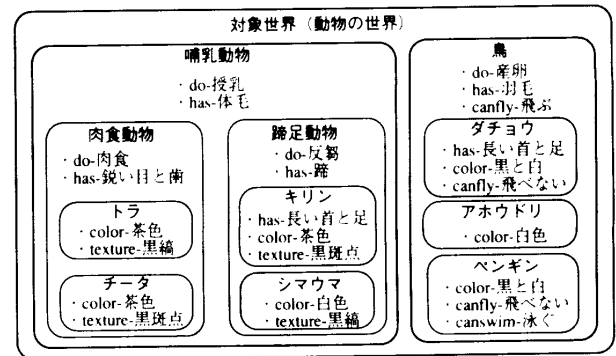


図2 対象世界の例

Fig. 2 The world of animals as an example.

るうえでの重要な概念は、不変性原理である。それは、ある与えられた変換（認識の対象の分割や統合）に関し、それによって保存される性質（内包性）と、保存されない性質（外延性）とが存在するという原理である。たとえば、図2に示した動物の世界を対象とする概念知識の集合¹²⁾において、動物認識のための特性情報である $\{\{\text{授乳}, \text{体毛}\}, \{\text{産卵}, \text{羽毛}, \text{飛ぶ}\}\}$ は、それぞれ哺乳動物に関する概念知識（集合）と鳥に関する概念知識を識別するための特性（外延的特性）である。と同時に $\{\text{授乳}, \text{体毛}\}$ および $\{\text{産卵}, \text{羽毛}, \text{飛ぶ}\}$ は、それぞれの下位の概念知識（部分集合）である肉食動物と蹄足動物および鳥に関する概念知識にそれぞれ継承される特性（内包的特性）の2つの性質を同時に持っている。複合型ニューロンがいくつかの下位の複合型ニューロンに分割されても、複合型ニューロン全体の性質を維持するのが内包的特性である。すなわち、内包的特性とは、複合型ニューロンの分割に依存しない複合型ニューロンの構成要素すべてに共通する性質である。たとえば $\{\text{授乳}, \text{体毛}\}$ は、哺乳動物に関する概念知識の内包的特性である。一方、外延的特性とは、複合型ニューロンの分割に依存して変化するような性質をいう。たとえば $\{\text{肉食}, \text{反芻}\}$ は、哺乳動物に関する概念知識の外延的特性である。したがって、外延的および内包的特性は、複合型ニューロンの分割および複合操作手続きに関する制約条件として定義することができる。すなわち、内包的性質をそのまま保つことにより、複合型ニューロンを適切に分割または複合したことになる。また、複合型ニューロンを適切に分割または複合した後、その外延的性質が明確であれば、新しく生成された複合型ニューロンを認識することができる。以上の考察から、複合型ニューロンの特性情報を外延的特性および内包的特性とに明確に区分して、以下のように記述する。

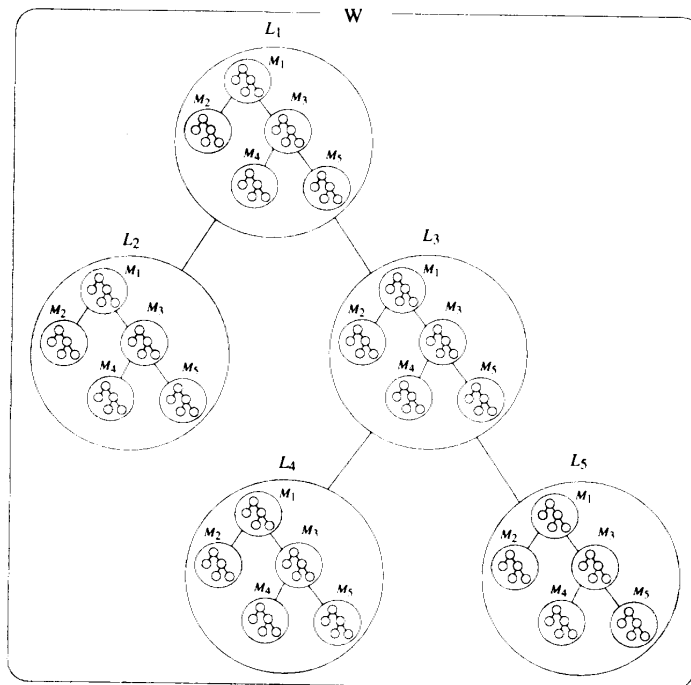


図3 多重階層型ネットワークの例

Fig. 3 An example of multiple hierarchical networks.

(複合型ニューロンの特性情報) =

$$\{ \text{(外延的特性)} \text{(内包的特性)} \} \quad (2.1)$$

2.2 複合型ニューロンの組織構造の記述法

システムの組織構造とは、システムの内部および外部メカニズムを総称する用語である。一般に認識対象（複合型ニューロン）の相互作用を、次の2つのレベルに区分する。1つは複合型ニューロンとその構成要素との間における相互作用であり、他の1つは複合型ニューロンの内部における相互作用、すなわち複合型ニューロンの構成要素（下位の複合型ニューロン）間の相互作用である。認識対象とその構成要素間の結合（相互作用）が構成要素間の結合よりも強い場合には、構成要素間の相互作用を無視することができる^{7),10)}。このような組織構造の複合型ニューロンの集合体が、従来の単一型ニューロンを構成要素とする階層型ニューラルネットワークである。一方、生物システムに代表されるような組織構造は多重階層に特徴がある。図3に示す多重組織構造のネットワークを特に多重階層型ネットワークと呼ぶ。多重階層型ネットワークは、1つの階層レベルにおけるネットワークモジュールの構成要素にはそれ以下の階層として別のネットワークモジュールが掩蔽化されて含まれている。また、その上の階層はさらに上の階層として別のネットワークモジュールが含まれるといった再帰型の組織構造でもある。したがって、複合型ニューロンの

記述には、前節で示した特性情報以外に、他の複合型ニューロンとの関係構造を記述した組織構造をも明確に記述する必要がある。組織構造を記述した情報を特に、複合型ニューロンの組織情報と呼ぶことにする。複合型ニューロンをニューロンとの集合、すなわちクラスと見なすことにより定義できるクラス間の組織構造は、組織情報として表現できる。

以上のことから、複合型ニューロンを

- 特性情報（外延的特性および内包的特性）
- 組織情報

の2つの観点から記述する。

2.3 複合型ニューロンのインデックス化と実現法

複合型ニューロンの組織情報および特性情報をビットベクトルでインデックス化したコードを、それぞれ組織コードおよび特性コードと呼ぶことにする。複合型ニューロンは、その定義により他の複合型ニューロンを構成要素として持つことからクラス（集合）としての役割を持つ。したがって、本論文では、複合型ニューロンとクラス概念を同義語として用いる。複合型ニューロンの集合体を特に意識する場合に、複合型ニューロンのクラスと表現する。その場合の複合型ニューロンは、そのクラスの構成要素としての役割を意識した場合の表現である。クラス階層組織 $C = C_1 \times C_2 \times \dots \times C_k$ を持つ複合型ニューロン O_i の組織コードを次式で定義する。

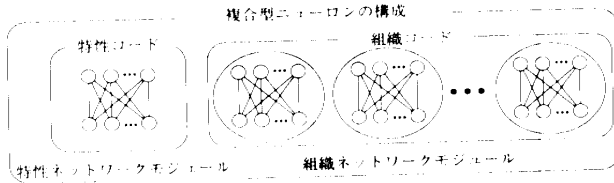


図4 複合型ニューロンの構成
Fig. 4 An architecture of a composite neuron.

$$\varphi_C(O_i) = \{\varphi_{C_1}(O_i), \varphi_{C_2}(O_i), \dots, \varphi_{C_k}(O_i)\} \quad (2.2)$$

ここで、 $\varphi_{C_j}(O_i)$ は、複合型ニューロンのクラス C_j において定義される組織コードである。また複合型ニューロン O_i の特性情報は、一般に属性の積空間 $A = A_1 \times A_2 \times \dots \times A_n$ に定義され、それぞれの属性 A_i の属性コード $\psi_{A_i}(O_i)$ の積ベクトル

$$\psi_A(O_i) = (\psi_{A_1}(O_i), \psi_{A_2}(O_i), \dots, \psi_{A_n}(O_i)) \quad (2.3)$$

で定義する。積空間上に拡張して定義されるビットベクトルの組 $\{\varphi_C(O_i), \psi_A(O_i)\}$ を複合型ニューロン O_i の「特性ベクトル」(または複合型ニューロン O_i 学習例) およびそれらの集合 $\{\{\varphi_C(O_i), \psi_A(O_i)\} : O_i, i = 1, 2, \dots, k\}$ を特性ベクトル空間 (または複合型ニューロンの集合 $W = \{O_i : i = 1, 2, \dots, k\}$ の学習空間) と定義する。

複合型ニューロンの特性情報および組織情報を特性コードおよび組織コードとしてそれぞれインデックス化し、それらを多層ネットワークに学習させて表現することにより、複合型ニューロンを実装する (図4参照)。特に、特性情報を表現した多層ネットワークを特性ネットワークモジュールと呼ぶ。以下に、図5に示す動物の世界に関する概念知識を例にして、複合型ニューロンの特性ネットワークモジュールの構築法を示す。図5に示す特徴ユニットを入力層および知識ユニットを出力層として持つ多層ネットワークモジュールを構築する。特徴ユニットと知識ユニットとの関係に関する規則的知識 ($R_1 \dots R_{11}$) が特性ベクトル (学習例) に対応する。特性ネットワークモジュールの学習は、重み付け学習法のひとつである瞬時学習法を用いる。多層ネットワークの学習モデルである誤差逆伝播法における学習戦略は、信号誤差に比例するようなある一定の量によってすべての結合係数を調整しながら、誤差を最小化する方向へと漸次降下するような学習を行う。しかしながら、学習の収束の過程において学習例を繰り返し提示しなければならない。一方、瞬時学習法は、学習例の集合上に2次元ベクトルの集合として求められる類似行列を新しく定義することによ

特徴ユニット	知識アトムユニット
P_1 : Has (体毛)	F_1 : Class (動物)
P_2 : Has (羽毛)	F_2 : Class (哺乳類)
P_3 : Has (鋭い目と歯)	F_3 : Class (肉食動物)
P_4 : Has (ひづめ)	F_4 : Class (蹄足動物)
P_5 : Has (長い首と足)	F_5 : Class (鳥)
P_6 : Do (産卵)	F_6 : Species (トラ)
P_7 : Do (授乳)	F_7 : Species (チーター)
P_8 : Do (肉食)	F_8 : Species (キリン)
P_9 : Do (反芻)	F_9 : Species (シマウマ)
P_{10} : Can-fly (飛べる)	F_{10} : Species (ダチョウ)
P_{11} : Can-fly (飛べない)	F_{11} : Species (ペンギン)
P_{12} : Color (白色)	F_{12} : Species (アホウドリ)
P_{13} : Color (茶色)	
P_{14} : Color (黒)	
P_{15} : Can-swim (泳げる)	
P_{16} : Texture (黒い斑点)	
P_{17} : Texture (黒い縞)	

- R_1 : $F_1 \wedge P_1 \Rightarrow F_2$
- R_2 : $F_1 \wedge P_2 \Rightarrow F_3$
- R_3 : $F_1 \wedge F_2 \wedge P_3 \Rightarrow F_4$
- R_4 : $F_1 \wedge F_3 \wedge P_{10} \Rightarrow F_6$
- R_5 : $F_2 \wedge P_4 \Rightarrow F_7$
- R_6 : $F_2 \wedge P_5 \Rightarrow F_8$
- R_7 : $F_2 \wedge P_6 \Rightarrow F_9$
- R_8 : $F_2 \wedge P_7 \Rightarrow F_{10}$
- R_9 : $F_2 \wedge P_8 \Rightarrow F_{11}$
- R_{10} : $F_3 \wedge P_9 \Rightarrow F_{12}$
- R_{11} : $F_3 \wedge P_{13} \wedge P_{14} \Rightarrow F_5$
- R_{12} : $F_3 \wedge P_{15} \wedge P_{16} \Rightarrow F_8$
- R_{13} : $F_3 \wedge P_{15} \wedge P_{17} \Rightarrow F_9$
- R_{14} : $F_4 \wedge P_{13} \wedge P_{14} \Rightarrow F_5$
- R_{15} : $F_4 \wedge P_{15} \wedge P_{16} \Rightarrow F_8$
- R_{16} : $F_4 \wedge P_{15} \wedge P_{17} \Rightarrow F_9$
- R_{17} : $F_5 \wedge P_8 \wedge P_{12} \wedge P_{11} \Rightarrow F_{11}$
- R_{18} : $F_5 \wedge P_{14} \wedge P_{13} \wedge P_{11} \Rightarrow F_{11}$
- R_{19} : $F_5 \wedge P_{13} \Rightarrow F_{12}$

図5 動物の世界に関する概念知識の集合
Fig. 5 A set of conceptual knowledge of an animal's world.

り学習空間に類似測度を導入する。学習空間に定義される類似行列の構造から多層ネットワークの構造 (中間ユニットの数やそれらの内部表現) について決定できる。また、学習例を一度提示するだけで重み係数を獲得することができる⁸⁾。

2.4 組織ネットワークモジュールの構築

本節では、組織情報をインデックス化した組織コードの求め方およびそれを実装した複合型ニューロンの組織ネットワークモジュールの構築法について示す。以下に、組織情報のインデックス化法を示す。

Step 1: 複合型ニューロンの局所コード化

複合型ニューロンの集合 $W = \{O_i : i = 1, 2, \dots, k\}$ の個々の構成要素 O_i に対して識別コードを付与する。すなわち、 i 番目の構成要素は i 番目の要素が1で、それ以外は0となる k ビットのベクトルを (局所表現) 識別コードとし、それを r_i で表す。

Step 2: 識別コードの継承

複合型ニューロン O_i に対し下位関係にある複合型ニューロン O_j に対して、上位の関係にある複合型ニューロン O_i の識別コード r_i を継承させる。すなわち、 O_i との下位関係を $O_j \prec O_i$ で表すと、そのような O_j の識別コード r_j に対して、

$$r_j = r_i \oplus r_j \quad (2.4)$$

の演算により識別コードの継承を行う。ここで、

\oplus はベクトルの各要素のビット OR 演算を表す。

以上の手順により、複合型ニューロンの組織コードを求めることができる。組織情報を組織コードとしてインデックス化し、それらを多層ネットワークに学習させることにより、複合型ニューロンの組織ネットワークモジュールを構成する。組織ネットワークモジュールにおいては、複合型ニューロンの構成要素の組織コードが入力層と出力層のユニット間の結合係数になる。すなわち、図4の組織ネットワークモジュールにおいて、入力層および出力層には複合型ニューロンの個々の構成要素に対応したユニットが配置され、入力層から出力層の i 番目のユニットへの結合係数 w_i は、複合型ニューロンの i 番目の構成要素の組織コード r_i で与えられる。

次に、多重ネットワークモジュールの組織コードについて定義する。複数の複合型ニューロンの集合における組織コードは、分散して個々に組織化された複数の複合型ニューロンの各構成要素をメタレベルにおいて多重化することにより定義する。複数の複合型ニューロンを構成要素とする上位の複合型ニューロンを生成する場合、複数の複合型ニューロン間に定義される組織コードを構成要素である個々の複合型ニューロンに継承する。さらに継承した下位の複合型ニューロンが他の複合型ニューロンを構成要素として持つ場合には、複合組織コードをその構成要素に継承する。たとえば、各構成要素の内部構造を r_i で記述される複合型ニューロンのクラス $C_i, i = 1, 2, \dots, k$ の間に階層関係が新しく定義された場合の複合型ニューロンの組織コードを次式で定義し、複合組織コードと呼ぶ。

$$(\text{複合組織コード}) = ((r_1)(r_2) \dots (r_k)) \quad (2.5)$$

ここで r_i は、クラス C_i または複合 (メタ) レベル "i" における複合型ニューロンの組織コードである。図4に示す組織ネットワークモジュールは、それぞれのメタレベルにおける組織コード $r_i, i = 1, 2, \dots, k$ を実装したものである。たとえば、図2の動物の世界に関する知識を表現する複合型ニューロンの学習空間を図6に示すが、それぞれの学習例の出力コードを複合したのが複合組織コードである。

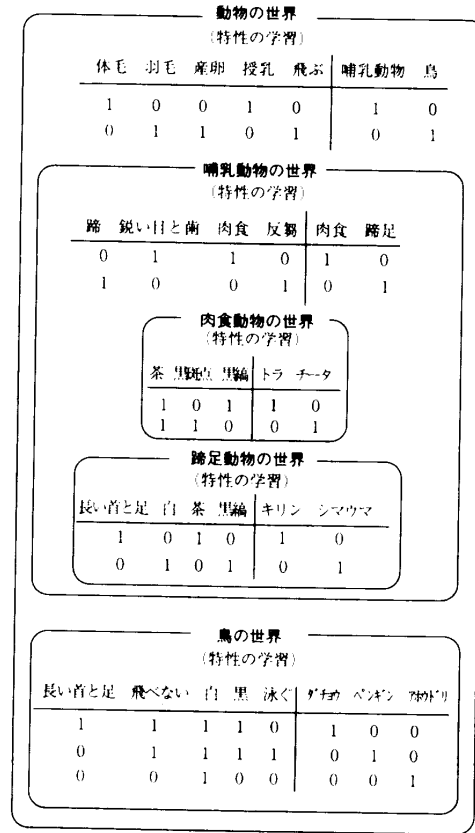


図6 動物の世界に関する学習空間
Fig.6 Learning space of animal's world.

3. 多重モジュラーネットワークの構築

3.1 複合型ニューロンの組織化モデル

本節では、複数の複合型ニューロンを統合し、より上位の複合型ニューロンを生成するための組織化モデルを定式化する。それにより複合型ニューロンを構成要素とする多重モジュラーネットワークの構成法について示す。新たに生成された複合型ニューロンは、構成要素の共通の集合としての役割だけでなく、構成要素に共通する特性を持つ上位の複合型ニューロンとして機能し、またそれまでの構成要素は下位の複合型ニューロンとして機能する性質を維持した複数の複合型ニューロンを集約したより上位の複合型ニューロンを形成することを複合化と定義する。一方、分化とは1つの複合型ニューロンをいくつかの下位の複合型ニューロンに分解することで、下位の複合型ニューロンには上位の複合型ニューロンにはない内包的特性が新たに付加される。以上の複合化および分化操作における複合型ニューロン間の上位・下位関係は、推移的である。すなわち、複合型ニューロン O_1, O_2, O_3 間に O_1 が O_2 の下位の複合型ニューロンで、また O_2 が O_3 の下位の複合型ニューロンならば、 O_1 は O_3

の下位の複合型ニューロンである。上位・下位の複合型ニューロンの関係を記号“ \prec ”で表現すると、

$$O_1 \prec O_2, O_2 \prec O_3 \Rightarrow O_1 \prec O_3 \quad (3.1)$$

複合型ニューロン間の上位・下位の関係は、さらに複合型ニューロンを集合と見なすことにより、集合の包含関係としても表現できる、すなわち2つの複合型ニューロン O_1, O_2 間に上位・下位関係

$$O_1 \prec O_2 \quad (3.2)$$

が成立するならば、それぞれの特性情報（外延的特性および内包的特性）の集合 $Pro(O_1)$ および $Pro(O_2)$ には、以下の包含関係が成立する。

$$Pro(O_1) \supset Pro(O_2) \quad (3.3)$$

以上の関係を利用して、複合型ニューロンの特性情報の組織化のための手順を定める。上位の複合型ニューロン O の内包的特性は、下位の複合型ニューロン $O_j, j = 1, 2, \dots, k$ が共通して保有する特性情報として定義することができるので、上位の複合型ニューロン O の内包的特性 $InPro(O)$ は、

$$InPro(O) = \bigcap_{j=1}^k Pro(O_j) \quad (3.4)$$

で与えられる。 $InPro(O)$ は、上位の複合型ニューロン O の構成要素が共通に保有する特性である。一方、複合型ニューロン O の構成要素である $O_j, j = 1, 2, \dots, k$ の特性情報の集合から、共通する内包的特性を取り除くことにより定義される特性の集合

$$ExPro(O) := \bigcup_{j=1}^k Pro(O_j) \ominus InPro(O) \quad (3.5)$$

は、複合型ニューロン O の外延的特性、すなわち複合型ニューロン O のもとで、それぞれの構成要素 $O_j, j = 1, 2, \dots, k$ を相互に識別するための特性情報になる。 \ominus は、集合の差分を表す。また、 $ExPro(O)$ は、複合型ニューロン O の構成要素が共通に保有する内包的特性であると同時に上位の複合型ニューロンとして新しく生成された複合型ニューロン O を他の複合型ニューロンから識別するための特性情報としての役割を持つ。内包的特性は、複合型ニューロンの集合上に定義されるクラス（概念）階層に従って、上位の複合型ニューロンから下位の複合型ニューロンに継承することができる性質を持つ。また内包的特性は、複合型ニューロンを構成する複数の構成要素間に共通する特性情報を表現する。以上の内包的特性の性質を利用することにより、複合型ニューロンの集合の組織化を行う。一方、外延的特性とは、複合型ニューロンを構成するそれらの複数の構成要素を相互に識別するため

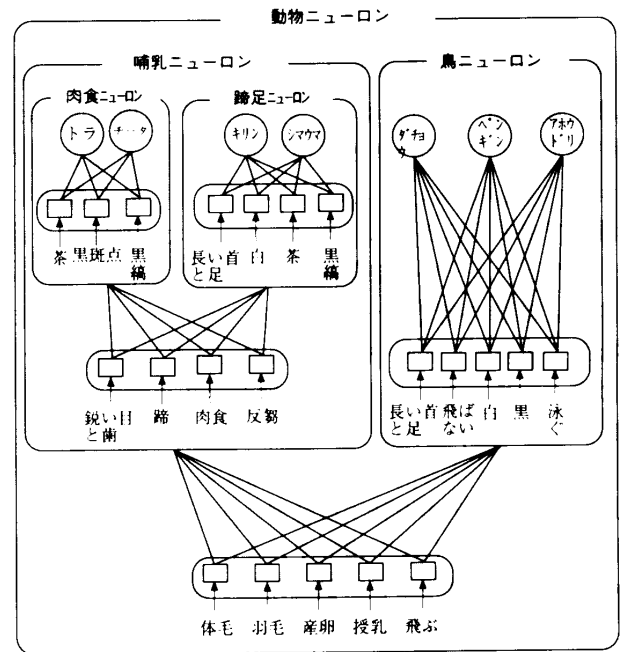


図7 動物に関する知識を表すための複合型ニューロンの集合体
Fig. 7 An composite world of animals.

の特性を表現するものである。そのような構成要素間の識別は、それぞれの外延的特性に重み付けすることによって行われると考える。したがって、たとえ同じ外延的特性であっても、その外延的特性が特徴づける複合型ニューロンが異なれば、その外延的特性の解釈(2.3節で示した特性ネットワークモジュールの重み付け $w_i, i = 1, 2, \dots, k$) は、それぞれ異なる。図2に示した動物の世界に関する概念知識を、複合型ニューロンにより表現した多重モジュラーネットワークを図7に示す。たとえば体毛、羽毛、産卵、授乳、飛ぶといった特性情報は、動物の世界において上位の複合型ニューロンである哺乳ニューロンと鳥ニューロンをそれぞれ識別するための外延的特性であると同時に、下位の複合型ニューロンである肉食動物ニューロンと蹄足動物ニューロン、およびダチョウニューロンとアホウドリニューロンにそれぞれ継承される内包的特性である。

3.2 多重モジュラーネットワークの構成法

多重モジュラーネットワークは、複合型ニューロンを構成要素とする多重構造組織のネットワークとして構築する。ある複合型ニューロンを1つの構成要素と見なしてさらに複合型ネットワークを生成する場合は、上位の複合型ニューロンに定義された新しい特性情報をその構成要素である下位の複合型ニューロンに継承する。上位の複合型ニューロンの内部モデルを表現したネットワーク記述は再帰的にその構成要素である複

合型ニューロンの内部モデルを表現したネットワークに継承される。複合型ニューロン O_i の内部モデル (図4参照) を構成する特性ネットワークモジュールは、複合型ニューロン O_i のそれぞれの構成要素に対応する入力ユニットから出力ユニットへの結合係数 $w_i = (w_{1i}, w_{2i}, \dots, w_{Ni})$, $i = 1, 2, \dots, k$ を瞬時学習法で求めることにより構築した。また、組織ネットワークモジュールの結合係数は、複合型ニューロン O_i の構成要素の組織コード r_i , $i = 1, 2, \dots, n$ として求めた。複合型ニューロン O_i の内部モデルをそれぞれのネットワークモジュールの結合係数の集合として、 $W_i = \{w_i, r_i\}$ で記述する。図3に示すような多重モジュラーネットワーク $M = \{O_i | i = 1, 2, \dots, k\}$ は、以上の内部モデルを持つ複合型ニューロンを再帰的に組織化することにより構築することができ、そのような複合ネットワークは一般に次式で記述される。

$$\begin{aligned} & \text{(多重モジュラーネットワーク } M) \\ & = ((W_1)(W_2) \dots (W_k)) \end{aligned} \quad (3.6)$$

4. 多重モジュラーネットワークの自己組織化

4.1 創発の概念

生物システムの組織構造では、上の階層レベルにいくと、下の階層レベルでは見られない新しい抽象化された性質が現れる。このような性質、すなわち、個が全体と有機的に調和する機能は、部分の間の協調的な働きで全体に秩序が生まれると、この秩序を媒介にして、さらに部分の間の協調が促進されるといった、部分の持っている自己組織化機能および全体の持っている再帰的な機能によっていると考えられている。創発とは新しい組織構造とその性質が、システムの内部または外部における相互作用によって新しく生じることと定義される^{9),10),13)}。本節では、ニューラルネットワークモデルの創発性の概念について定義する。複合型ニューロンの集合 $M = \{O_i : i = 1, 2, \dots, k\}$ における各種の相互作用中で複合型ニューロン O_i に関係する作用を $Int(O_i)$ で表す。複合型ニューロンの集合 M における相互作用により生成された複合型ニューロン O の高次の組織構造 N を

$$N = R(O_i, Pro(O_i), Int(O_i)) \quad (4.1)$$

と記述する。複合型ニューロン O および O_i の外延的特性および内包的特性の集合 $Pro(O)$ および $Pro(O_i)$ の間に

$$P \in Pro(O), \quad P \notin Pro(O_i) \quad (4.2)$$

が成立する特性情報が存在するとき、 P を高次のネットワーク組織構造 N の生成によって創発された性質と定義する。

4.2 多重モジュラーネットワークの自己組織化モデル

本節では、多重モジュラーネットワークの自己組織化性と創発性についてシミュレーション例を用いて示す。一般に、システムの自己組織化とは、一定の初期条件や制約条件によって、またシステム内部の特定の状態の連鎖とし自生的にシステム内部組織が形成されるプロセスとして定義される¹⁰⁾。多重モジュラーネットワークは、次のようなプロセスとして自己組織化される。すなわち、バラバラの非構造的な複合型ニューロンの集合において、各複合型ニューロンは自律的にそれぞれ1つの単位として、相互に他の複合型ニューロンと影響し合う。複合型ニューロン間の二項関係などによって複合型ニューロンの内部組織構造を逐次作り出す。非構造的な複合型ニューロンの集合→部分的に構造化された複合型ニューロンの集合(部分ネットワーク)の形成→複数の部分ネットワークの組織化、の順で組織の構造化が進む。それぞれの複合型ニューロンは、生成された組織構造に応じた組織情報を自律的に獲得する。上位として定義される複合型ニューロンは、それぞれ個々に組織化された複数の複合型ニューロンの組織コードを統合した複合組織コードを獲得する。また、それぞれの複合型ニューロンは、生成された組織構造に応じて、その内部構成要素である外延的特性および内包的特性を自律的に操作することにより特性情報の組織化を行う。個々の構成要素の内包的特性を集約化することにより、上位の複合型ニューロンの内包的特性を定義する。また外延的特性に重み付けをすることにより、複合型ニューロンの構成要素を識別する。以上の複合型ニューロンの自己組織化プロセスは、複合型ニューロンの内部を構成している構成要素間の相互作用だけでなく、複数の複合型ニューロン間の相互作用によっても並行的に進められ、複合型ニューロンを1つの構成要素としたメタレベルでの自己組織化も同時に進められる。

たとえば図2に示す動物の世界において、キリンニューロンおよびシマウマニューロンに共通する特性(内包的特性) {授乳, 反芻, 体毛, 蹄^{ひづめ}} から、蹄足^{ていそく}動物ニューロンが新しく認識される。蹄足動物ニューロンが認識されるためには、その構成要素であるキリンニューロンおよびシマウマニューロンを識別する必要がある。その識別は、蹄足動物ニューロンの外延的特性である {長い首と足, 白色, 茶色, 黒縞} を重み付けして解釈することによって行われる。さらに、キリンニューロンおよびシマウマニューロンを共通の集合として見なすための特徴づけが必要である。共

表1 学習例

Table 1 A set of training examples.

	INPUT UNIT																	OUTPUT UNIT											
	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	P ₆	P ₇	P ₈	P ₉	P ₁₀	P ₁₁	P ₁₂	P ₁₃	P ₁₄	P ₁₅	P ₁₆	P ₁₇	F ₂	F ₃	F ₄	F ₆	F ₇	F ₈	F ₉	F ₅	F ₁₀	F ₁₁	F ₁₂	
哺乳動物	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
肉食動物	1	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
蹄足動物	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	
トラ	1	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	
チータ	1	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	
キリン	1	0	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	
シマウマ	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	
鳥	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	
ダチョウ	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	
ペンギン	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	
アホウドリ	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	

通の集合として見なすための特徴づけは、内包的特性である { 体毛, 蹄, 授乳, 反芻 } によって行われる。また、蹄足動物ニューロンの認識は、動物の世界を構成する他の複合型ニューロンである肉食動物ニューロンとの比較することによっても行われる。さらに、複数の複合型ニューロンに共通する性質から、より上位の複合型ニューロンが認識の対象となる。すなわち、肉食動物ニューロンと蹄足動物ニューロンが共通して保有する { 体毛, 授乳 } の特性から、上位の複合型ニューロンとして哺乳動物ニューロンの世界が認識される。この場合、哺乳動物の世界において肉食動物と自己（蹄足動物）を識別するために、自己の内部では内包的特性であった { 蹄 } は、外延的特性の役割を果たすことになる。以上のように、特性情報を操作することにより、自己の内部における状態および外部世界との関係をそれぞれの世界の視点から解釈し直すことが認識のための特性情報の創発であると考えられる。さらに、上位の複合型ニューロンにおける認識は、上位の複合型ニューロンとその構成要素との関係について明らかにすることによっても認識される。たとえば、上位の複合型ニューロンとして哺乳動物ニューロンが生成されることは、哺乳動物ニューロンの構成要素として肉食動物ニューロンと蹄足動物ニューロンを認識することによっても行われる。このような情報を組織情報と定義した。そのような組織情報は、上位の複合型ニューロンの生成が逐次生成されるたびに、下位の複合型ニューロンにも継承される。たとえば、哺乳動物ニューロンとその構成要素である肉食動物ニューロンと蹄足動物ニューロンの関係は、肉食動物ニューロンと蹄足動物ニューロンと下位の関係にあるキリン、シマウマ、トラおよびライオンニューロンにも組織情報として継承され、動物の世界に関する認識が深化する。

5. 適用例：動物の世界における知識表現

本章においては、適用例として図2に示す動物の世界における知識の表現と推論の問題を例にして、従来の単一型のニューロンに基づく階層型ネットワークと複合型ニューロンに基づく多重モジュラーネットワークとの比較検討を行う。図2に示す動物の世界の概念知識は、図7に示すように事実に基づく知識および規則的知識として記号表現できる。これらの記号表現された知識を、単一ニューロンで構成される従来の階層型ニューラルネットワークに学習させるための学習例を表1に示す。表1の学習例を瞬時学習法で学習させた重み結合係数を表2に示す。一方、図6に示す複合型ニューロンの学習例を用いて学習をした多重モジュラーネットワークの結合係数を表3に示す。表2および表3に示す学習結果を比較することにより、従来の方法と本論文で提案する多重モジュラーネットワークの比較を行う。まず従来の方法では、F₂（哺乳動物）のユニットは、哺乳動物を特徴づける内包的特性であるP₁（体毛）とP₇（授乳）に大きな結合係数を獲得していることが分かる。また、F₅（鳥）のユニットにおいても同様である。しかし、複数のクラス間における特性情報の継承について学習することができなかった。たとえば、哺乳動物の下位の複合型ニューロンであるF₃（肉食動物）やF₄（蹄足動物）において、P₁（体毛）やP₇（授乳）の結合係数は負の値を示している。これは、それぞれの複合型ニューロンにおいて、P₁（体毛）やP₇（授乳）が特性情報ではないことを示している。一方、本論文が提案する多重モジュラーネットワークモデルでは、F₂（哺乳動物）のユニットがP₁（体毛）を特徴として学習し、その下位の複合型ニューロンであるF₃（肉食動物）は、P₁（体毛）を特性情報として持つことができた。次に、上位の複合

表2 従来の方法による学習結果
Table 2 Learning results by the traditional method.

		INPUT UNIT																	閾値
		P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	P ₆	P ₇	P ₈	P ₉	P ₁₀	P ₁₁	P ₁₂	P ₁₃	P ₁₄	P ₁₅	P ₁₆	P ₁₇	
OUTPUT UNIT	F ₂	133	-48	57	57	26	-48	114	57	57	-24	-24	-17	57	-24	-12	38	38	-6
	F ₃	-3	-84	81	-63	-63	-84	18	81	-63	-42	-42	-84	33	-42	-21	6	6	-21
	F ₄	16	-76	-57	60	-18	-76	3	-57	60	-38	-38	-37	-18	-38	-19	1	1	-19
	F ₆	-27	-44	17	-33	-33	-44	-16	17	-33	-22	-22	-44	17	-22	-11	-22	28	-11
	F ₇	-27	-44	17	-33	-33	-44	-16	17	-33	-22	-22	-44	17	-22	-11	28	-22	-11
	F ₈	-29	-44	-33	15	15	-44	-18	-33	15	-22	-22	-44	15	-22	-11	26	-22	-11
	F ₉	-12	-20	-15	8	-15	-20	-7	-15	8	-10	-10	3	-15	-10	-5	-10	13	-5
	F ₅	-133	108	-57	-57	-11	108	-114	-57	-57	54	54	62	-57	54	27	-38	-38	-19
	F ₁₀	-77	-6	-33	-33	5	-6	-66	-33	-33	-22	16	-6	-33	16	-11	-22	-22	-11
	F ₁₁	-77	-6	-33	-33	-33	-6	-66	-33	-33	-22	16	-6	-33	16	27	-22	-22	-11
	F ₁₂	63	3	-27	-27	-27	3	-54	-27	-27	21	-18	3	-27	-18	-9	-18	-18	-27

表3 多重モジュラーネットワークの学習結果
Table 3 Learning results by multiple modular networks.

(a) 動物ニューロン								(b) 哺乳ニューロン						
F ₁		INPUT UNIT					閾値	F ₂		INPUT UNIT				閾値
		P ₁	P ₂	P ₆	P ₇	P ₁₀				P ₃	P ₄	P ₈	P ₉	
OUTPUT UNIT	F ₂	3	-2	-2	3	-2	0	OUTPUT UNIT	F ₃	-2	3	3	-1	0
UNIT	F ₅	-3	4	4	-3	4	0	UNIT	F ₄	3	-2	-2	3	0
(c) 肉食ニューロン						(d) 蹄足ニューロン								
F ₃		INPUT UNIT			閾値	F ₄		INPUT UNIT				閾値		
		P ₁₃	P ₁₆	P ₁₇				P ₅	P ₁₂	P ₁₃	P ₁₇			
OUTPUT UNIT	F ₆	2	-3	5	-3	OUTPUT UNIT	F ₈	3	-2	3	-2	0		
UNIT	F ₇	2	5	-3	-3	UNIT	F ₉	-2	3	-2	3	0		
(e) 鳥ニューロン														
F ₅		INPUT UNIT					閾値							
		P ₅	P ₁₁	P ₁₂	P ₁₄	P ₁₅								
OUTPUT UNIT	F ₁₀	11	4	-3	4	-7	-7							
	F ₁₁	-7	4	-3	4	11	-7							
	F ₁₂	-4	-2	7	-4	-2	-2							

型ニューロンは、下位の複合型ニューロンの特徴を特徴として有する。すなわち、特性情報の継承の概念に基づく推論法について検証した。たとえば、表2においてF₅（鳥）ニューロンにおいて、P₁₁（飛ばない）が正の結合係数を獲得している。これは、飛ばない動物や飛ぶ動物という問いに対し、それぞれ鳥ニューロンが発火することを意味し不自然な結果である。一方、多重モジュラーネットワークにおいては、P₁₁（飛ばない）という特徴は、表3(e)に示すように鳥ニューロンにおいて正の結合係数を獲得しているが、閾値の絶対値よりも小さい値である。これは、鳥ニューロンにおいて、P₁₁（飛ばない）は、重要な特性情報でないことを意味する。

以上のシミュレーション結果以外にも、次のように結論づけることができる。従来の単一型ニューロンを基本にした階層型ニューラルネットワークでは、ネッ

トワークの記憶は学習機能によって実現され、学習した結果はネットワーク内に分散して記憶され、学習と記憶の2つの機能が同時に必要になる。また知識の記号処理モデルほど記述力が豊かではなく、入れ子構造や再帰構造を持つ複雑な知識を学習機能により記憶することが困難である²⁾。特に複雑な知識情報処理においては、空間レベルおよび抽象レベルにおける階層性が重要性である。したがって、複雑な概念知識体系の表現や推論を効率的に行ううえで、本論文で提案した多重モジュラーネットワークは有効である。

6. おわりに

本論文では、構成要素としてニューラルネットワークモジュールを含む複合型ニューロンモデルを新しく定義し、生物・社会システムに見られるような再帰および多重構造の内部組織を持つ多重モジュラーネット

ワークの構築法について提案した。複数の複合型ニューロンをグループ化し、1つの新たな複合型ニューロンとして複合化するための抽象化モデルを定式化した。自律した複合型ニューロンがたくさん存在していて、それらが互いに相互作用しあい、協調することによって一つの秩序を作り出す多重モジュラーネットワークの自己組織化モデルを提案した。また、複雑な概念知識体系の表現や推論を効率的に行ううえで多重モジュラーネットワークは有効であることをシミュレーションで示した。

参 考 文 献

- 1) Arbib, A.M.: Allen Newell: Unified Theories of Cognition, *Artificial Intelligence*, Vol.59, pp.265-283 (1993).
- 2) Barnden, J.A. and Pollack, J.B.: *High-Level Connectionist Models*, Ablex Publishing (1991).
- 3) Maturana, H.R.: The Organization of the Living, *Int. J. of Man-Machine Studies*, Vol.7, pp.313-332 (1975).
- 4) ミンスキー (安西祐一郎訳): 心の社会, 産業図書 (1991).
- 5) 西山賢一: 企業の適応戦略生物に学ぶ, 中公新書 (1985).
- 6) 清水 博: 生命を捉えなおす, 中公新書 (1990).
- 7) Simon, H.A.: *The Sciences of the Artificial*. 稲葉, 吉原 (訳): システムの科学, パーソナルメディア (1987).
- 8) 塚本義明, 生天目章: 多層ネットワークの瞬時学習法, 情報処理学会論文誌, Vol.34, No.9, pp.1882-1891 (1993).
- 9) ウイノグラード, フローレンス (平賀謙訳): コ

- ンピュータと認知を理解する, 産業図書 (1987).
- 10) Ulrich, H. and Probst, G.J.B. (Eds.) (徳安訳): 自己組織化とマネジメント, 東海大学出版 (1992).
- 11) ワインバーガー J.M. (松田武彦訳): 一般システム思考入門, 紀伊国屋書店 (1976).
- 12) Winston, P.H.: *Artificial Intelligence*, Addison-Wesley (1977).
- 13) 吉田民人: 情報と自己組織化の理論, 東京大学出版会 (1990).

(平成7年4月21日受付)

(平成8年4月12日採録)

生天目 章 (正会員)



1950年10月4日生。1973年防衛大学校卒業 (応用物理学専攻)。1977年および1979年スタンフォード大学大学院修士および博士課程修了 (Ph.D.)。同年航空幕僚監部勤務。

1987~88年ジョージメイソン大学客員助教授。現在、防衛大学校情報工学教室助教授。人工知能、ニューラルネットワーク、意志決定工学等の研究に従事。人工知能学会、ソフトウェア学会、神経回路学会、AAAI、ACM、IEEE学会各会員。

塚本 義明 (正会員)



1963年生。1986年防衛大学校応用物理学専攻卒業。1992年防衛大学校研究科 (オペレーションズリサーチ専攻) 修了。現在、防衛大学校情報工学教室研究員。日本神経回路網学会、人工知能学会、日本ソフトウェア学会各会員。

会, 人工知能学会, 日本ソフトウェア学会各会員。