連想のためのテンプレートを有するコネクショニスト モデルデータベースシステム

非会員 萩 原 将 文 (慶応大)

非会員 安 西 祐一郎 (慶応大)

Connectionist Model Data Base System with a Template for Association

Masafumi Hagiwara, Non-member, Yuichiro Anzai, Non-member (Keio University)

Combination of Artificial Intelligence (AI) and Connectionist model is very effective to construct an intelligent information processing system. There are several studies based on such a concept. An example, a knowledge base system based on connectionist model has the following features.

(1) Robustness: even when there are some errors in a user's question or in a knowledge base, a near right answer can be obtained.

(2) Context dependency: retrieval with prediction is possible.

(3) Easy parallel retrieval for multiple concepts.

(4) Easy maintenance of knowledge base: facts are expressed by symbols.

In spite of the above advantages, the conventional system has a great shortcoming: it can only make inference of facts.

This paper proposes a connectionist model data base system with a template for association. The proposed system has two features: inference is possible when data is insufficient, and new knowledge can be generated by inference. The proposed system uses a template to create a network for associative reasoning, and it can be done by interactive activation and competition process. Computer simulation result indicates the effectiveness of the proposed system.

キーワード: コネクショニストモデル, データベース, 連想

1. ま え が き

近年, 生体の脳の情報処理原理を模擬し, 多くの比較的単純な基本要素を用いたネットワークメカニズムによって高度並列分散型の知的情報処理を行おうとするコネクショニストモデルの研究が盛んになっている⁽¹⁾。これまでも, 音声認識⁽²⁾や文字認識⁽³⁾, 最適化⁽⁴⁾などにおいて優れた成果が発表されている。コネクショニストモデルは, あいまいな情報を扱うのは得意であるが, 論理的なデータを扱うのは比較的不得意である。一方, 従来より計算機に記号処理や問題解決を行わせようとする人工知能(AI; Artificial Intelligence)の研究がある。AIは, 論理的に推論可能な解答の導出は非常に得意としている。しかし, 不確かな推論や

直観による解答などといった論理の飛躍を含んだ推論⁽⁵⁾などはかなり困難であり, 今後の大きな課題となっている。

以上より, コネクショニストモデルは比較的あいまいな情報を, AIは論理的なデータを扱うのを得意としていることがわかる。これらの両者を組合せて, より高度な知的情報処理を目指した研究が行われている。例えば, 知識ベースシステム⁽⁶⁾, 言語処理システム⁽⁷⁾⁽⁸⁾, エキスパートシステム⁽⁹⁾などがある。

これらのなかで特に, 文献(6)のコネクショニストモデルを用いた知識ベースシステムは, 以下のような多くの優れた点を有している。

(1) 頑丈性 システム内の知識や, ユーザの質問の中に多少の誤りが含まれていても, ほぼ正しい答

を返すことができる。

(2) 文脈依存性 検索に先立って、あらかじめ検索結果に予測を与えることができる。

(3) 複数の概念の並列検索が比較的容易である。

(4) 知識ベースの保守性 知識ベース内のファクトを記号表現で与えているために、従来のコネクショニストモデルのみによるネットワークなどに比べて知識ベースの保守性が優れている。

(5) ネットワークサイズの削減 ユーザの質問に関係のあるユニットのみを生成するので、従来のコネクショニストモデルのみによるネットワークなどに比べてネットワークの大きさを小さくできる。

しかし文献中でも述べられているように、ファクトの検索のほかには推論を行えないという、知識ベースシステムとしては大きな問題点があった⁽⁶⁾。そこで本論文では、テンプレート構造をコネクショニストモデルに取り入れることにより、連想による推論を行うことのできるコネクショニストモデルデータベースシステムを提案する。なおAIの分野において、連想に比較的似た概念として、“類推”がある。その研究は、海外では、Winston⁽¹⁰⁾やCarbonell⁽¹¹⁾、国内では、原口ら⁽¹²⁾などがある。提案システムは、AIによる手法とコネクショニストモデルによる手法とが組合せられているため、上記(1)～(5)の長所を兼ね備えている。

本論文ではまず、第2章で従来型コネクショニストモデルを用いたデータベースシステムの概要について説明する。第3章では、新しく提案する連想機能を有するコネクショニストモデルデータベースシステムについて説明する。第4章では、簡単なシミュレーションによって提案方式の有効性を示す。

2. 従来型コネクショニストモデルを用いた知識ベースシステム

本章では、コネクショニストモデルを用いた知識ベースシステムの概要について文献(6)に基づいて説明する。

本システムは、Rumelhart⁽¹⁾らによるInteractive activation and competitionモデルを基本形としている。大きく異なっている点は、ネットワークを初めから作っておくのではなく、知識ベース内のファクト集合とユーザが求める検索要求から必要なネットワーク(変数制約ネットワーク)を動的に生成する点である。このネットワークには、検索すべき概念の候補である概念ユニットを集めた変数クラスタ(Variables cluster)と、変数の制約式に対応する制約ユニットを集めた制約クラスタ(constraint cluster)がある。同

抑制性リンクは簡単のため描かれていない。

図1 検索のために構成されるネットワーク
Fig. 1. Constructed network for information retrieval.

一のクラスタ内に含まれるユニットは、双方向の抑制性のリンクで結合されている。また、それぞれの制約ユニットとそれが満足する概念ユニットとの間には双方向の興奮性リンクが張られている。なお、動的にネットワークを構成するという手法は、自然言語処理を対象としている文献(8)でも用いられている。

知識ベース内のデータはファクトの集合からなり、各ファクトは、

$kb(\text{概念}, \text{属性名}, \text{属性値}) \dots\dots\dots (1)$

の三つの組で表されている。例えば、まず以下のようなファクトの集合が与えられているとする。

$kb(\text{cat}, \text{hates}, \text{dog}) \dots\dots\dots (2)$

$kb(\text{dog}, \text{hates}, \text{monkey}) \dots\dots\dots (3)$

$kb(\text{cat}, \text{eats}, \text{milk}) \dots\dots\dots (4)$

$kb(\text{dog}, \text{eats}, \text{milk}) \dots\dots\dots (5)$

ここで、ユーザが次のような概念の検索を要求したとする。

$\{kb(X, \text{eats}, \text{milk}), kb(X, \text{hates}, Y)\}$
 $\dots\dots\dots (6)$

このような場合には、図1に示されるように、変数XとYの二つの変数クラスタと、二つの制約クラスタからなる変数制約ネットワークを構成する。そして、活性化拡散サイクル⁽¹⁾⁽⁶⁾を繰返すことにより、求めたい概念が検索される。このように複数の変数クラスタを制約クラスタで結合することにより、複数の概念の並列検索が比較的容易になっている。

3. 連想機能を有するコネクショニストモデルデータベースシステム

<3・1> コネクショニストモデルを用いた推論

推論は、論理的に推論可能なものと、そうでないものとに大別することができる。人工知能(AI; Artificial Intelligence)は、論理的に推論可能な解答

の導出は得意としているが、不確かな推論や直観による解答などといった論理の飛躍を含んだ推論などには困難が伴う。一方、コネクショニストモデルは、論理的な推論は比較的不得意であるが、逆にあまり論理的でない推論、例えば“ひらめき”とか“直観”などといったものを扱うのには適していると考えられる。

そこで本論文では、その第一歩として、コネクショニストモデルを利用して連想による推論を方法を提案する。AI 技術に基づいて類推による推論を行う方法⁽¹⁰⁾⁽¹²⁾も提案されている。しかし、提案方式をコネクショニストモデルデータベースシステム⁽⁶⁾に用いることにより、以下のような優れた点をすべて有するデータベースシステムが構築可能となる。

- (1) 頑丈性が高い。
- (2) 文脈依存性を与えられる。
- (3) 複数の概念の並列検索が比較的容易である。
- (4) データベースの保守性が、コネクショニストモデルのみによるシステムより優れる。

〈3・2〉類推による推論の特徴 提案方式は、“類推”の考え方を基礎として構成されている。ここでは、それについて簡単に説明する。

類推とは、幾つかの与えられた対象間に類似性（類比）を発見し、その類似性により一方の対象で成立する事実や関係、操作法などのデータを他方のそれに交換することにより、問題解決や未知の事実を予測推定する推論方式の一種である⁽¹²⁾。

類推による推論の特徴は、推論される事柄自体についてのデータが不足していても推論が可能であり、むしろ推論の結果、新しいデータが生成されることである⁽¹³⁾。従って、データの欠如のために推論が行えなくなってしまうような場合でも、類推によって推論を続行させるようなことが可能となる。このような頑丈性は、大量のデータを扱わなければならないデータベースシステムにとって大変都合のよいことである。

〈3・3〉コネクショニストモデルによる連想の原理

まず、類推による推論について例をあげながら簡単に説明する。

例えば、次のようなファクトの集合、

$kb(cat, eats, mouse) \dots\dots\dots (7)$

$kb(lion, eats, zebra) \dots\dots\dots (8)$

$kb(cat, smaller_than, lion) \dots\dots\dots (9)$

が与えられている場合に、次のような概念の検索が要求されたとする。

$kb(mouse, smaller_than, X) \dots\dots\dots (10)$

このとき、リスト(7)、(8)より、ネコとライオ

ン、およびネズミとシマウマが対応していることがわかり、リスト(9)から、ネコとライオンが“小さい”という関係にあることがわかるから、ネズミが“小さい”関係にあるのはシマウマであると推論できる。このような四つの関係に基づいて行う推論は、類推による推論と呼ばれている⁽¹³⁾。

以上のような場合、従来の方式⁽⁶⁾では検索要求に対応するデータがないために全く対応できない。提案方式では、四つの関係をテンプレート構造としてネットワーク上に構成して、活性化拡散サイクル⁽¹⁾⁽⁶⁾を繰返すことにより、連想による推論(類推)を行う。

まず、類推の根拠になる四つの関係の連想のためのテンプレート構造を次のように定める。

$kb(Y, ATTRIBUTE_NAME, a) \dots\dots\dots (11)$

$kb(Z, ATTRIBUTE_NAME, X) \dots\dots\dots (12)$

$kb(Y, attribute_name, Z) \dots\dots\dots (13)$

$kb(a, attribute_name, X) \dots\dots\dots (14)$

ここで、小文字で始まるアトムは定数を表しており、大文字で始まるアトムは変数を表している。また、リスト(11)～(14)は、それぞれリスト(7)～(10)に対応している。従って提案システムでは、“X”を連想するために、アトム“ATTRIBUTE_NAME”，アトム“Y”，アトム“Z”の三つも同時に検索する。〔なお、“組合せの爆発”に対する考察は、〈4・2〉節（シミュレーション結果および考察）参照。〕

図2に、リスト(7)～(10)で示される例によって生成されるネットワークを示す。

ネットワーク生成のアルゴリズムは以下のとおりである。

連想ネットワーク生成アルゴリズム

- (1) リスト(11)により、アトム“a”に関係するア

抑制性リンクは簡単のため描かれていない。

図2 連想のために構成されるネットワーク
Fig. 2. Constructed network for association.

トム“ATTRIBUTE_NAME”と、それに対応するアトム“Y”の二つの変数クラスタを作る。そして、各ファクトに基づいて、対応するユニット間 (“Y”と“ATTRIBUTE_NAME”の間、“ATTRIBUTE_NAME”と“a”の間) に双方向の興奮性のリンクを張る。

(2) リスト(13)により、アトム“attribute_name”に関係するアトム“Z”の変数クラスタを作る。そして各ファクトに基づいて、対応するユニット間 (“Y”と“attribute_name”の間、“attribute_name”と“Z”の間) に双方向の興奮性のリンクを張る。

(3) リスト(12)により、アトム“Z”、アトム“ATTRIBUTE_NAME”に関係するアトム“X”の変数クラスタを作る。そして各ファクトに基づいて、対応するノード間 (“Z”と“ATTRIBUTE_NAME”の間、“ATTRIBUTE_NAME”と“X”の間) に双方向の興奮性のリンクを張る。

(4) 各クラスタ内のユニット間に双方向の抑制性のリンクを張る。

ただし、検索条件リスト[リスト(10), (14)]を除く、同一クラスタ内に含まれる同名のアトムは、一つのユニットを共有する。また、“ATTRIBUTE_NAME”クラスタ内のユニットは制約ユニットであるが、変数となっているため、概念ユニットと同様に扱われる。

活性化拡散サイクルは、Rumelhart らによって提案されている次のような方式を用いている⁽¹⁾⁽⁶⁾。

まず、ユニット i への入力とを次式で定義する。

$$\text{net}_i = \sum_j w_{ij} \text{output}_j + \text{extinput}_i \quad \dots\dots\dots (15)$$

ここで、 w_{ij} : ユニット j からユニット i へ

の重み、 output_j : ユニット j の出力、

extinput_i : ユニット i への外部からの入力

ユニット i は、次式に基づいて活性値を更新する。

if ($\text{net}_i > 0$)

$$\Delta a_i = (\max - a_i) \text{net}_i - \text{decay}(a_i - \text{rest}) \quad \dots\dots\dots (16)$$

otherwise,

$$\Delta a_i = (a_i - \min) \text{net}_i - \text{decay}(a_i - \text{rest}) \quad \dots\dots\dots (17)$$

ここで、 a_i : ユニット i の活性値、 $\max$: 活性値の最大値、 $\min$: 活性値の最小値、 decay : 活性値を rest に落ち着かせる割合、 rest : ユニットに入力がないときに落ち着く活性値

図2では、Winston⁽¹⁰⁾ の場合と同様に、連想に必要なファクトのみが与えられているため、容易に連想が

行われる。しかし、実際には各変数クラスタ内で相互抑制による競合が行われ、これに勝ったアトムが連想に用いられる。

4. 計算機シミュレーション

提案したコネクショニストモデルデータベースシステムの有効性を確認するため、計算機によるシミュレーションを行った。

〈4・1〉 計算機シミュレーション方法 シミュレーションに用いた条件は、文献(6)の場合とほぼ同じにした。条件を以下に示す。

- (1) $\max = 1.0$
- (2) $\min = -0.2$
- (3) $\text{decay} = 0.1$
- (4) $\text{rest} = -0.1$
- (5) w_{ij} (興奮性リンク) = 0.2
- (6) w_{ij} (抑制性リンク) = -0.2

図3にシミュレーションに用いたファクトの集合を示す。概念の検索条件は、リスト(10)と同じとした。すなわち、

$kb(\text{mouse, smaller_than, X}) \dots\dots\dots (10)$

である。

以下、ネットワーク生成について手順を追って具体的に説明する。

まず、連想の根拠になる四つの関係のテンプレート構造は次のようになる。

$kb(Y, \text{ATTRIBUTE_NAME, mouse}) \dots\dots\dots (18)$

```

kb(banana, isa, food).
kb(banana, color, yellow).
kb(cat, eats, milk).
1 kb(cat, eats, mouse).
kb(cat, hates, dog).
2 kb(cat, likes, mouse).
5 kb(cat, smaller_than, dog).
6 kb(cat, smaller_than, lion).
kb(cheese, isa, food).
kb(cheese, color, yellow).
7 kb(dog, hates, monkey).
8 kb(lion, eats, zebra).
9 kb(lion, likes, meat).
3 kb(man, hates, mouse).
4 kb(mickey, isa, mouse).
kb(milk, isa, food).
kb(milk, color, white).
kb(mouse, eats, cheese).
kb(mouse, eats, milk).
kb(mouse, hates, cat).
```

図3 シミュレーションに用いたファクトの集合
Fig. 3. Facts used for simulation.

$kb(Z, \text{ATTRIBUTE_NAME}, X) \dots (19)$

$kb(Y, \text{smaller_than}, Z) \dots (20)$

$kb(\text{mouse}, \text{smaller_than}, X) \dots (21)$

提案システムでは、“X”を連想するためにアトム“ATTRIBUTE_NAME”、アトム“Y”、アトム“Z”の三つも同時に検索する。

(1) リスト(18)により、アトム“mouse”を属性値としてもつファクトを抽出する(ファクト1~4)。

これらに属する属性名“ATTRIBUTE_NAME”とそれに対応するアトム“Y”の二つの変数クラスタを作る。

そして、各ファクトに基づいて対応するユニット間(“Y”と“ATTRIBUTE_NAME”の間、“ATTRIBUTE_NAME”と“mouse”の間)に双方向の興奮性のリンクを張る。

(2) リスト(20)により、“smaller_than”を属性名としてもつファクトを抽出する(ファクト5~6)。これらに属するアトム“Z”の変数クラスタを作る。そして各ファクトに基づいて、対応するユニット間(“Y”と“smaller_than”の間、“smaller_than”と“Z”の間)に双方向の興奮性のリンクを張る。

(3) リスト(19)に対応するファクトを抽出する(ファクト7~9)。これらに属するアトム“X”の変数クラスタを作る。そして各ファクトに基づいて、対応するユニット間(“Z”と“ATTRIBUTE_NAME”の間、“ATTRIBUTE_NAME”と“X”の間)に双方向の興奮性のリンクを張る。

(4) 各クラスタ内のユニット間に双方向の抑制性

のリンクを張る。

ただし、検索条件リスト[リスト(21)]を除く、同一クラスタ内に含まれる同名のアトムは、一つのユニットを共有する。

図4に、連想のために構成されたネットワークを示す。図中の数字は、図3におけるファクトと対応しており、二つのノードを結ぶ線はすべて双方向の興奮性リンクである。また、同一クラスタ内のノード間はすべて抑制性のリンクで結合されている(図中では簡単のため、抑制性リンクは示されていない)。

〈4・2〉 シミュレーション結果および考察 図5、図6に、活性化拡散サイクルを行った場合の各クラスタ内におけるユニットの活性化度の時間変化を示す。

図5は、各クラスタ内のユニットの初期値をすべて同じにした場合である。つまり、文献(6)の場合と同様に各ユニットの初期値を、

概念ユニット：-0.1

制約ユニット：0.3

とした場合である。ここで、制約ユニットを活性化しておくのは、その制約が成立することを表している。逆に概念ユニットを非活性化しておくのは、まだその概念が検索すべき概念の一つの候補にすぎないためである。これらの値は経験的に定めたものであり、数学的な根拠はない。活性化の初期値の設定の仕方によっては検索の結果に微妙に影響することもありうる⁽⁶⁾。ただし、設定した値に近い限り、シミュレーションの結果はほとんど同じであった。ただし、“ATTRIBUTE_NAME”クラスタ内のユニットは変数となっているため、概念ユニットと同様に扱った。図より、競合がうまく行われていないクラスタがあることがわかる。これは連想による推論を行う際に、構文的な条件しか考慮していなかったからである。

図6は、連想による推論を行う際に、単語間の類似度を考慮に入れた場合を示している。具体的には、“ATTRIBUTE”クラスタにおいて、“eats”ユニットの初期値を-0.1ではなく0.3としている。これは、“smaller_than”は、“likes”よりも“eats”のほうに近いという一種の連想処理を加えたことと等価である。同図より、単語間の類似度を考慮した効果により、

$kb(\text{mouse}, \text{smaller_than}, \text{zebra}) \dots (22)$

と、推論していることがわかる。そして次第に、構文的な条件しか考慮していない図5の場合の結果に近づいていることがわかる。また、“eats”ユニットの初期値に関しては-0.1よりもある程度大きければ、連想による推論が正しく行えることがシミュレーションよ

抑制性リンクは簡単のため描かれていない。

図4 連想のために構成されたネットワーク
Fig. 4. Constructed network for association.

各クラス内で、活性度の初期値を等しくした場合。

図 5 各クラスにおけるノードの活性度の時間変化

Fig. 5. The time course of activations of nodes in each cluster.

“eats”ノードだけ、活性度初期値を0.1から0.3に変更した場合。

図 6 各クラスにおけるノードの活性度の時間変化

Fig. 6. The time course of activations of nodes in each cluster.

りわかった。

連想による推論を行う際には、与えられた対象間での類似性を考慮する必要がある。そのため図5の場合のように構文的な類比だけの概念では、意味解釈を考えたうえでの連想をとらえることはできない⁽¹²⁾。従って、与えられた対象間の類似性、すなわち単語間の類似度についてのデータが重要となってくる。このような研究は、自動翻訳機や電子化辞書などの需要の増

大に伴って、最近特に活発になってきている⁽¹⁴⁾。また連想を行う際に、コネクションリストモデルによる連想記憶モデル⁽¹⁵⁾⁽¹⁶⁾を用いる方法なども、今後有望であると考えられる。

提案システムでは、属性名が変数として用いられている。そのためネットワークを構成する際に“組合せ的爆発”を起こすのではないかと危惧がある。しかし、属性名の抽出〔連想ネットワーク生成アルゴリズム〕

ムの手順(1))において、文献(8)でも用いられているようにコネクショニストモデルの連想記憶モデルなどを利用すれば、抽出するファクトの数を比較的容易に制限できると考えられる。

5. む す び

本論文では、コネクショニストモデルを用いた連想機能を有するデータベースシステムについて基礎的な検討を行った。そして、連想のためのテンプレート構造を用いて動的にネットワークを構成した後、ユニットの活性化拡散サイクルにより連想を行うという方法を提案した。更に、計算機シミュレーションによってその有効性を確認した。

本方式は、論理的なデータを扱うのが得意である人工知能と、比較的あいまいな情報を扱うのに適しているコネクショニストモデルの両者の長所を利用している。提案した連想による推論機能を用いると、頑丈性、文脈に依存した検索、複数の概念の並列検索、データベースの保守性などの優れた特徴をすべて有するデータベースシステムの構築に貢献すると考えられる。

本論文で提案している連想のためのテンプレート構造は極めて基本的なものである。従って、ほかにも様々な構造のものが考えられ、それらにより更に高度な推論などが可能になると考えられる。このように、本論文は不確かな推論や直観など、より人間的な知的機能実現へ向けての貴重なアプローチにもなると考えられる。

本論文で述べている連想処理については、具体的には文献(17)の Self-Organizing Semantic Maps の利用を考えている。文献(17)では Feature Map を用いて、単語を意味の属性に従って空間的な配置として分類している。従って、距離の近い単語を調べることによって連想処理を行うことは十分可能である。これは現在研究中であり、その結果は別の機会に発表したい。

また、データベースシステムとしての無矛盾性と連想処理との関係の解明や、初期値の設定法などは今後の課題として残されているが、本研究に基づいて今後の方向に研究を進めていきたい。

日ごろ御指導いただく本塾 中川正雄教授に深く感謝いたします。

(平成3年4月5日受付, 同3年9月20日再受付)

文 献

- (1) D. E. Rumelhart & J. L. McClelland: Parallel Distributed Processing (1986) MIT Press
- (2) A. Waibel, T. Hanazawa, G. Hinton, K. Shikano & K. J. Lang: "Phoneme recognition using time-delay neural networks", *IEEE Trans. Acoustics, Speech, & Signal Processing*, **37**, 328 (1989)
- (3) K. Fukushima: "A neural network for visual pattern recognition", *IEEE Computer*, **21**, 65 (1988)
- (4) D. H. Ackley, G. E. Hinton & T. J. Sejnowski: "A learning algorithm for boltzmann machines", *Cognitive Science*, **9**, 147 (1985)
- (5) 古川: (相磯・甘利監修) 「ノーベルコンピューティングへの挑戦」, 「論理プログラミング」第4章 (平2) 三田出版会
- (6) 萩原: 「コネクショニストモデルを用いた知識ベースシステム」, 人工知能学会研究, SIG-KBS-8902-1, 1 (平元)
- (7) D. L. Waltz & J. B. Pollack: "Massively parallel parsing: A strong interactive model of natural language interpretation", *Cognitive Science*, **9**, 51 (1985)
- (8) 田村・安西: 「Connectionist modelを用いた自然言語処理システム」, 情報処理学論, **28**, 202 (昭62)
- (9) D. S. Touretzky & J. E. Hinton: "A distributed connectionist production system", *Cognitive Science*, **12**, 423 (1988)
- (10) P. H. Winston: "Learning and reasoning by analogy", *Commun. ACM*, **23**, 689 (1980)
- (11) 電総研人工知能研究グループ, 他訳: 類推学習 (昭63) 共立出版
- (12) 原口・有川: 「類推の定式化とその実現」, 人工知能学誌, **1**, 132 (昭61-9)
- (13) 安西: 認識と学習 (昭64) 岩波書店
- (14) 丸山・原田・川本・細野・諸橋・田村: 「マイクロフィーチャーに基づく語間の関連度の計算とその適応化」, 通信学会研報, NLC-89-1, 1 (平元-5)
- (15) K. Nakano: "Association - a model of associative memory", *IEEE Trans. Systems, Man, & Cybernetics*, **SMC-2**, 380 (1972)
- (16) Y. Hirai: "A model of human associative processor (HASP)", *ibid.*, **SMC-13**, 851 (1983)
- (17) H. Ritter & T. Kohonen: "Self-Organizing Semantic Maps", *Biol. Cybern.*, **61**, 241 (1989)

萩 原 将 文 (非会員)

昭和62年慶応義塾大学大学院工学研究科博士課程修了。同年同大学助手, 平成2年同講師, 現在に至る。工学博士。

通信用ディジタル信号処理, ニューラルネットワークの研究に従事。電子情報通信学会, IEEE, INNS 会員。

安 西 祐一郎 (非会員)

昭和49年慶応義塾大学大学院工学研究科博士課程修了。48年同大学助手, 54年同講師, 56年カーネギー・メロン大学客員助教授, 60年北海道大学文学部助教授, 63年慶応義塾大学理工学部教授, 平成元年同大学院計算機科学専攻教授兼任, 現在に至る。工学博士。情報処理学会, 人工知能学会, IEEE, INNS 会員。