

## 専門教育における学習状況を考慮した問題提示に関する研究

宮本和典

九州女子大学人間科学部人間文化学科、北九州市八幡西区自由ヶ丘1-1 (〒807-8586)

(2009年10月3日受付、2009年11月16日受理)

### 要旨

専門教育において各学習者の知識獲得状況など学習状況はそれぞれ異なり、それぞれの学習過程や学習環境も異なる。同一の問題に対して学習者ごとにその難易度には違いがあり、その学習者にとって、その時に必要とされる問題提示をめざし、問題の特徴抽出を試みた。

問題の特徴抽出には、これまで提案してきている記号粒子蓄積型ニューロンモデルを利用した。

現在、ニューラルネットワークがさまざまな方面で利用されるようになり、また、脳神経科学において多くの発見がなされている。一方、従来のニューラルネットワークモデルでは、情報の伝達機構はニューロンどうしの結合を重み付き加算として簡略化されてきた。そこで、ニューロンのシナプス部では化学伝達物質によって情報の伝達が行われていることに着目し、従来のニューラルネットワークから飛躍した新たな神経回路モデルとして記号粒子蓄積型ニューロンモデルを提案してきている。本論文では、記号粒子蓄積型ニューロンモデルによる学習状況を考慮した問題提示の可能性について述べる。

### 緒言

情報化社会においては、大量の情報が生み出され、それらが加工処理されることで、日々、さらに大量の情報が生産されている。また、インターネットの爆発的な普及により個人でWebページを作成し公開することで情報発信が可能となり、さらに大量の情報が生み出されてきている。それらの情報の中から各自の必要とする情報を探し出すことは検索すべき情報の多さから時間と労力を必要とすることになる。その手助けとなるものとして情報検索システムが存在する。増加し変化し続けるインターネット上の情報をすべて把握することは困難であり、これらの情報を検索する情報検索システムとしてサーチエンジンがあり、世界中のWWWサーバからWebページを収集し検索のためのインデックス(索引)を作成している。現在、多くのWebページを収集するためにWWWロボットというWebページのリンク情報をたどり、情報を収集するシステムが利用されている。情報検索システムには、キーワードマッチングを行い探すことやカテゴリ分けされたものの中から探すことが出来る。同様に、何かを学習する際にも適切な問題を探すには多くの労力を要する。

一方、パターンマッチングを得意とする工学的ニューラルネットワークが、さまざまな方

面で利用されるようになり、また、脳神経科学において多くの発見がなされている。従来のニューラルネットワークモデルでは、情報の伝達機構はニューロンどうしの結合を重み付き加算として簡略化されてきた。そこで、構造が解明されつつあるニューロンのシナプス部、とりわけ、そのシナプス部では化学伝達物質によって情報の伝達が行われていることに着目し、従来のニューラルネットワークから飛躍した新たな神経回路モデルとして記号粒子蓄積型ニューロンモデルを提案してきている。本論文では、これまで研究を進めてきた記号粒子蓄積型ニューロンモデルを記号処理モデルとして、データの特徴抽出について、専門教育での利用の可能性を検証するために研究をすすめた。

## 実験方法

### 1. 記号処理モデル

記号処理モデルとして用いる記号粒子蓄積型ニューロンモデルについて説明する。ニューロンのシナプス部では、シナプス前ニューロンが発火しパルスが軸索末端に到達すると、シナプス小胞に含有されている“伝達物質”と呼ばれる化学物質が、シナプス間隙に向けて放出される。伝達物質はシナプス後ニューロンのレセプタに受け取られ細胞膜電位を強化（もしくは低下）させ、その電位が閾値に到達するとその細胞はスパイクを発生し軸索に沿ってほかのニューロンに信号を伝える。

伝達物質を介して情報を伝達するシナプス部では、情報は電気信号からいったん伝達物質である化学物質に変換される。この化学伝達物質は1種類ではなく、数十種類の化学伝達物質からなる。このことで情報の質と量的な加工が可能となる。

化学物質である伝達物質はレセプタに受け取られ、電位を変化させることでスパイクを発生し信号を伝えるように、化学信号から電気信号に変換される。

また、実際のニューロンでは図1に示すように各ニューロンがネットワークを構成し情報の伝達を行なっている。これらのネットワークを構成したシナプスから放出される伝達物質は伝達物質放出場環境を形成し、その環境に自ら影響されながら動作するものと考えられ、伝達物質がどのように蓄積され放出されるかが人の情報処理に大に関係している。

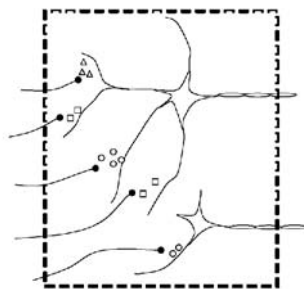


図1. 伝達物質放出場

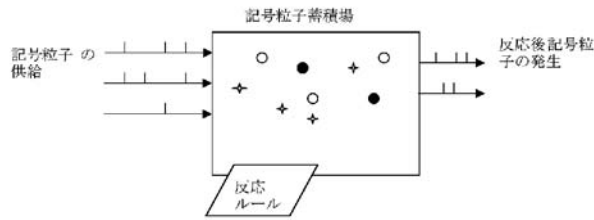


図2：記号粒子蓄積型ニューロンモデル

そこで、従来のニューロンモデルでは重き付き加算として簡略化されてきたシナプス部における伝達物質による情報伝達に着目し、そのニューロン群を1つの処理ユニットととらえ、図2に示すような記号粒子蓄積場を“動的データベース”として取りこんだ“記号粒子蓄積型ニューロンモデルと記号粒子反応モデル”を提案しており、このモデルを記号処理モデルとして用いる。

記号粒子蓄積型ニューロンモデルでは、複数の記号粒子が記号粒子蓄積場に供給され蓄積される。蓄積された記号粒子は反応ルールに基づき反応し、反応後記号粒子が生成される。この反応ルールをどのように設定するかにより蓄積されている記号粒子の反応をコントロールすることが可能である。

この処理ユニットでの記号粒子の蓄積状態として、ある時刻  $t$  での状態を定義しておく。

記号粒子蓄積場に  $n$  種類の記号粒子が存在し、記号粒子の種類に対応して添え字で表し、 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$  とする。それぞれの記号粒子は、測定単位時間内に反応ルールに基づいて反応するとし、ある時刻  $t$  での記号粒子蓄積場での状態を  $H_S(t)$  とし、時刻  $t+1$  での状態  $H_S(t+1)$  は、

$$H_S(t+1) = H_S(t) + H_{SG}(t) - H_{SR}(t) \quad (1)$$

となる。ここで、 $H_{SG}(t)$  は新たに供給される記号粒子による変化量、 $H_{SR}(t)$  は反応ルールに基づいて反応する記号粒子による変化量を意味する。

図3はこれら  $H_S(t)$  の状態を模擬的に表現したものである。ここで、この  $H_S(t)$  の性質を考えてみる。 $N(H_S(t), S_i)$  は、この処理ユニットの時刻  $t$  に蓄積されている記号粒子  $S_i$  の個数とし、今、経過時間を固定して  $N(H_S(T), S_i)$  とすると、その個数の大きい記号粒子ほど、その時間  $T$  での大きな特徴を取り出していることを一般的に意味する。図3に示すように記号粒子が蓄積しているとすると、第2レベルを超えたものより、さらに第1レベルを超えたものの方が、よりその信号の特徴を取り込んだものになっているといえる。

例えば、蓄積している2種類の記号粒子を  $S_i$  と  $S_j$  とし、記号粒子  $S_i$  は  $k$  個、 $S_j$  は  $l$  個で反応し、反応生成粒子  $S_{ij}$  が生成されると反応ルールに記述されていたとすると、この反応ルールに基づいて反応生成粒子  $S_{ij}$  が生成される。このように反応することが認知作用を与えるものと考え、どのくらい記号粒子が反応し、反応後記号粒子が生成されたが重要となる

と考えている。

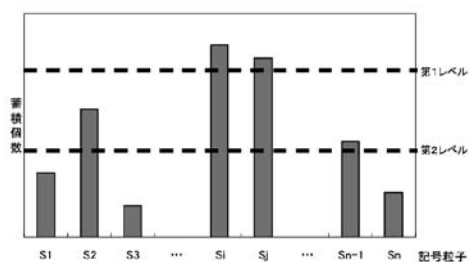


図3：動的ヒストグラム

記号粒子蓄積型ニューロンモデルでは、記号粒子が記号粒子蓄積場に蓄積し、反応ルールに基づいて反応後記号粒子が生成される。生成された反応後記号粒子を次の処理ユニットに記号粒子として供給することによってネットワークモデルを形成することが出来る (図4)。ネットワークを構成するそれぞれの処理ユニットは、それぞれの反応ルールを設定することができる。入力されたデータに対してそれぞれの処理ユニットではそれぞれの処理ユニットに応じた反応ルールに基づいて処理され、記号粒子蓄積場には処理ユニットに応じた記号粒子と記号粒子の蓄積パターンを形成することになる。

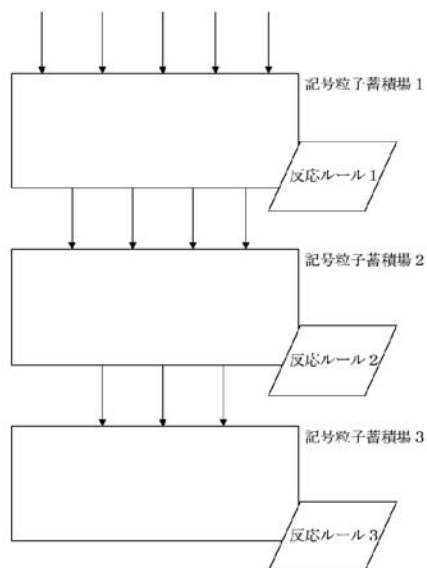


図4. ネットワークモデル

記号粒子はそれぞれの反応ルールに従い記号粒子蓄積場において反応し、反応後記号粒子を生成する。それぞれの記号粒子は質量を持つものと仮定し、反応ルールは質量により記述することが出来る。ある記号粒子蓄積場1での、ある反応ルールは式(2)、(3)のようになる。

$$w_{11} - \delta_{11} < M(p1, t1, t2), M(p2, t2, t3), \dots < w_{11} + \delta_{11} \quad (2)$$

$$w_{12} - \delta_{12} < M(p2, t3, t4), M(p3, t5, t6), \dots < w_{12} + \delta_{12} \quad (3)$$

ここで、質量  $w_{11}$ 、 $w_{12}$ 、許容量  $\delta_{11}$ 、 $\delta_{12}$  で、記号粒子  $t1$ 、 $t2$  から反応後記号粒子  $p1$  が生成されることを表している。

記号粒子が記号粒子場 1 より記号粒子蓄積場 2 へ供給されているとすると、同様に、記号粒子場 2 での、ある反応ルールは式 (4)、(5) のようになる。

$$w_{21} - \delta_{21} < M(c1, p1, p2, p3), \dots < w_{21} + \delta_{21} \quad (4)$$

$$w_{22} - \delta_{22} < M(c2, p4, t5), M(c3, t5, t6), \dots < w_{22} + \delta_{22} \quad (5)$$

ここで、質量  $w_{21}$ 、 $w_{22}$ 、許容量  $\delta_{21}$ 、 $\delta_{22}$  で、記号粒子  $p1$ 、 $p2$ 、 $p3$  から反応後記号粒子  $c1$  が生成されることを表している。

このように記号粒子が反応ルールに基づいて反応し反応後記号粒子を生成し、次のユニットに情報を伝えることになる。

## 2. 方法

専門教育における問題提示への応用をめざし、記号粒子蓄積型モデルでのデータの特徴抽出について調べるため、データとして情報処理関連問題を用いた。情報処理関連問題はエンドユーザを対象とした情報処理一般に関する問題や情報処理の特定の分野についての問題（ネットワーク、データベース等）を利用した。

情報処理関連問題のデータの特徴抽出のため、記号粒子蓄積型ニューロンモデルでのネットワークモデルを作成し、このネットワークモデルの記号粒子蓄積場での状態により、どの程度、各種の情報処理関連問題の特徴をとらえているかを調べる。ネットワークモデルは、学習者それぞれに合わせた形として設計することができる。

なお、記号粒子蓄積場 1 から記号粒子蓄積場 3 のそれぞれに対応する反応ルール 1 から反応ルール 3 は次のようにしている。反応ルール 1 では、問題中にある専門用語に対応した記号粒子からその位置情報によって反応後記号粒子を生成し、次の処理ユニットへ供給される。反応ルール 2 では供給された記号粒子から関連性の高い記号粒子どうしで反応し、反応後記号粒子を生成し、次の処理ユニットへ供給される。反応ルール 3 では供給された記号粒子が反応し、設定したカテゴリに対応した反応後記号粒子が生成される。設定するカテゴリは学習者それぞれの学習カテゴリに一致するようにできる。

### 結果および考察

情報処理関連問題にはさまざまな問題が含まれるが、その中から1問を選び出しその問題に対して各記号粒子蓄積場でどのような記号粒子の蓄積状態になるかを調べる。「チャート図」に関する問題に対する記号粒子蓄積場3の状態を表1に示す。

表1 記号粒子蓄積場3の蓄積状態

記号粒子	個数
c3	8
c19	10

ここで、c3は出題カテゴリでの「考えを整理するための方法・知識」、c19は「ビジュアル表現の仕方」を表す記号粒子である。

情報処理関連の試験問題の3年間分、それぞれを情報処理一般に合わせたモデルに与えた場合の記号粒子蓄積場の状態を図5に示す。

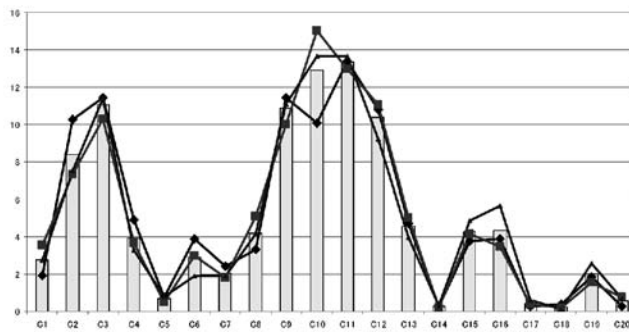


図5 3年間分の特徴

情報処理関連の試験問題にはいくつかの種類があるが、そのうち、情報処理一般、ネットワーク、データベースについて、それぞれにどのような特徴があるのかを調べた。それぞれの特徴は記号粒子蓄積場に蓄積した記号粒子のパターンとして表れ、図6に示す。

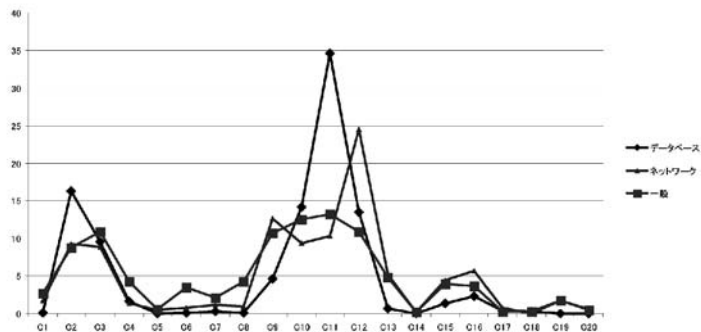


図6 情報処理一般、ネットワーク、データベースの特徴

これまで、情報処理関連の問題に対しての特徴抽出結果を示した。ここでは、インターネット上の情報に対して検討してみる。インターネット上にはさまざまな情報が存在し、一度に多くの人が同じテーマに対して書き込みを行うことが出来る掲示板がある。そこで、データベースに関しての掲示板の内容に対しての本モデルでの記号粒子蓄積場の状態と、問題との類似性について調べた(図7)。ここで、類似性は式(6)に示す距離を定義しておく。距離が短いほど類似性が高いとする。

$$\sum_{i=1}^n (N(S_i) - N(S'_i))^2 \quad (6)$$

$n$  は記号粒子の種類数、 $N(S_i)$ 、 $N(S'_i)$  は記号粒子  $S_i$ 、 $S'_i$  の個数。

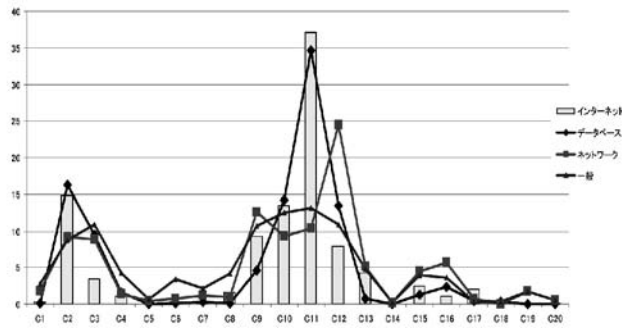


図7 インターネット上の情報の特徴

情報処理関連の試験問題の3年間分、それぞれを本モデルに与えた場合の記号粒子蓄積場の状態を図5に示したが、各年それぞれの特徴をコード化した結果を図8に示す。

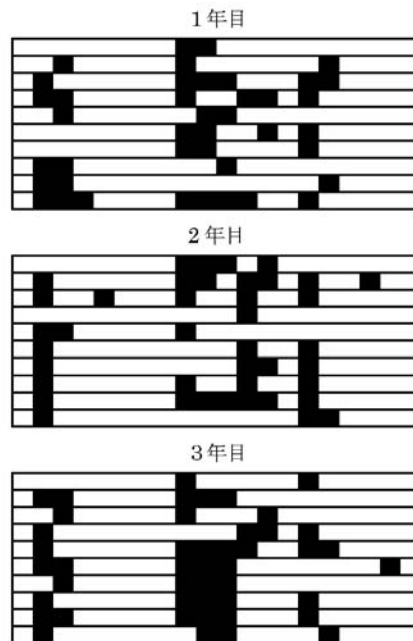


図8 各年の特徴をコード化した結果

## 結 論

本論文では、記号粒子蓄積型ニューロンモデルでネットワークを構成し、反応ルールを情報処理関連の問題に合わせて設定することで入力されたデータの特徴をどこまでとらえることが出来るかを調べた。まずは、単一問題での特徴を調べた。用いた問題は「チャート図」に関するものであったが、カテゴリでは「ビジュアル表現の仕方」だけでなく、「考えを整理するための方法・知識」の出題カテゴリでも必要な知識であるという特徴をとらえていることがわかる。過去の試験問題の特徴を調べたが、各年において微妙な変化はあるものの全体では同じような問題が出題されていることがわかる。各種の情報処理関連の試験問題の特徴抽出を試みた。データベースでは記号粒子c11（表計算とデータベース）の頻度が特に多い結果となった。ネットワークでは記号粒子c12（パソコンとネットワーク）の頻度が特に多い結果となった。これら2つに対して情報処理一般では全体がなめらかな変化を示して、全体的に問題が出ていることがわかる。インターネット上の情報を用いて本モデルでどの程度の特徴をとらえることができるかの検討を行った。本モデルでは反応ルールを情報処理一般に合わせて設定している。そこで試験問題の特徴は示したように特徴をとらえることができている。さらにインターネット上の情報についても、記号粒子蓄積場の蓄積パターンの類似性を求め、インターネット上で記述されているテーマとデータベースとが高い類似性を示し、インターネット上の情報の特長をとらえていることがわかる。さらには、情報処理関連の試験問題の特徴をコード化することができた。

今後は、さまざまな分野に対して反応ルールを準備することで、さまざまな分野の面からとらえた情報のコード化が可能であると考えられる。これらの結果により、専門教育における学習状況を考慮した問題提示に応用をすすめていきたい。

## 参考文献

- 1) 合原一幸、ニューラルコンピュータ (1993)、東京電気大学出版局 (東京)
- 2) 中野薫、ニューロコンピュータの基礎 (1990)、コロナ社 (東京)
- 3) 川合述史、分子から見た脳(1994)、講談社 (東京)
- 4) 塚原仲晃、脳の情報処理、(1984)、朝倉書店 (東京)
- 5) 田崎一二、松本元、神経興奮のメカニズム (1975)、産業図書 (東京)
- 6) 矢鳴虎夫、ランダム点列の点間隔和結合フィルタによる処理、電気通信学会論文誌、Vol. 63 (1980) 350 - 357
- 7) 松本元、脳とコンピュータ Vol.3 (1991)、培風館 (東京)
- 8) K.Miyamoto, Y.Tsubusaki, M.Nagamatsu and T. Yanaru, Symbolized Particles Store Type Neuron Model, Proc. of Fifth International Conference on Soft



Computing and Information/Intelligent Systems, Vol.2(1998), 648-651

- 9) 宮本和典、矢鳴虎夫、永山智彦、永松正博、記号粒子蓄積型ニューロンモデルとその反応機構に関する研究、第15回ファジィシステムシンポジウム講演論文集(1999), 169-170

## **Problem extraction method to consider learning process in professional education**

Kazunori MIYAMOTO

Department of Humanities, Faculty of Humanities, Kyushu Women's University  
1-1 Jiyugaoka, Yahatanishi-ku, Kitakyushu-shi, Fukuoka, 807-8586, Japan

### **Abstract**

This paper discusses problem extracting method to consider learning process in professional education. The learning process like each learner's knowledge acquisition situation is different respectively, and each learning process and the learning environment are also different in professional education. Symbolized particles store type neuron model is applied to the problem extracting method. The Symbolized particles store type neuron model is including reaction mechanism which has a simplified analogy of the function that real neurons and synapses do by chemical particles. The new type of neuron model is proposed including its simulated synaptic function where the symbolized particles are generated, stored and transmitted toward the next layer. The simulated system of the model has a reaction mechanism in simulated synaptic region would be shown some strategy. The feature extraction of the problem is performed using this model in professional education.

**Keywords** : Problem extraction method, Learning process, Neural Network