

学習者の理解状況に応じた学習支援のための 問題出題モデルのための提案

宮 本 和 典

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

(2013年11月1日受付、2013年12月19日受理)

要 旨

学習者が知識を獲得するために問題解決を通して知識を使い、問題を解いていく。そのための学習活動は、学習者によって異なり、同じ問題を解いていっても、その学習活動によって解決支援は異なっている必要がある。また、同じ学習活動であっても、獲得している知識や度合いは異なっているため、獲得している知識や度合いによって解決支援は異なる必要がある。

また、これまで、著者らはニューロンのシナプス部での化学伝達物質による情報伝達という粒子性に着目した“記号粒子蓄積型ニューロンモデル”を提案し、反応ルールによる動作の変化、コントロールの可能性、そして、階層化してネットワーク化することでの特徴抽出の可能性を見出している。

そこで、本論文では 異なった学習活動に応じて、出題するための問題出題モデルについて述べ、学習者の得ている知識や度合いに応じて、出題するための問題出題モデルの提案を行う。

緒 言

近年の情報通信技術 (ICT) の発展は、産業への応用に限らず、教育への応用に用いられている。教育への情報技術の利用については、1970年代からコンピュータが小型化することにより個人での利用可能なパーソナルコンピュータの普及に伴い、産業分野での利用に限らず、幅広い分野で利用されるようになり、教育分野の利用として教育学習活動を支援するために、CAI (Computer Assisted Instruction) としての利用が開発されることとなった。教育学習活動を支援する CAI では、利用方法が開発された段階で既にプログラミングされた形で、問題出題過程をあらかじめ決めておき、さらには、分岐する形で学習が進められる学習形態で学習過程が制御される仕組みであった。あらかじめ決められたプログラムに従って学習を積み重ねていく単線型プログラムであり、その後、出題された問題に対する学習者の正誤に応じて問題出題過程を分岐する形で枝分かれする分岐型プログラムが開発され、より細やかに制御できるようになった¹⁾。1980年代に入ると、パーソナルコンピュータの処理能力はさらに高速化し、メモリの大容量化にともないマルチメディア教材が製作されるようになった。マルチメディア教材は、文字、音声、静止画、動画などの多種多様な情報を媒介するメディアの情報を統合した教材である。パーソナルコンピュータの処理能力の高速化によ

り、多種多様なメディアを統合して扱うことができるようになっていった。1990年代には、さらなる情報通信技術の進歩による情報の再生産により、膨大な量の情報が流通し、情報の選択や抽出が行われることになった。2000年代に入ると、情報の選択や抽出から個人に適応した学習モデルやグループ学習のために、適切な教材・問題の提示や配信を可能とする学習管理システム（LMS：Learning Management System）が開発されることとなった。

教育学習支援システムでは、学習者の学習活動と学習者の理解状況を表す学習者モデルと、問題の特徴や性質を表現する問題特徴抽出に基づいて、問題出題を制御することとなる問題出題モデルがある。現在、実用化されているeラーニングなどの実用化レベルではこれらのモデルに基づいてシステムデザイン時に問題系列を固定してしまうのが一般的であり、これらのモデルの明示的な記述処理は、知識工学的な研究をもとに行われている。

同一の講義を受講した学習者であっても、そこで得られた知識や度合いは異なっており、問題解決のための学習支援の内容も異なる必要がある。問題解決は個別性の高い学習活動を必要とし、個別に対応すべき問題解決のための教育学習支援、ここでは、特に問題出題モデルは個別に学習者へ対応できる必要がある。この個別の対応については、情報処理技術の活用による可能性の拡大が大きいものとなる。問題解決の支援を的確に行うためには、学習者に応じた出題が重要であり、学習者の行う問題解決を、学習者の個別に合わせる形で、的確に評価する必要がある。

人間の脳は約140億個の神経細胞（ニューロン）と、それらを繋ぐ神経線維からなる、複雑で多様な器官である。脳が行なっている高度な情報処理の仕組みを解明し、応用する目的から、脳に対する研究が各分野で盛んになっている。工学分野においても、脳の情報処理能力はひとつのテーマであり、モデルを用いた様々な応用が試されているが、生理学に根差した基礎研究の重要性も高まっている。

脳の情報処理とは、生体が生存するために獲得した、状況の認識、判断、予測、行動を行なう多面的で階層的な機能である。情報処理は、論理的情報処理と直感的情報処理とに分けることができる。論理的情報処理は、分析的、直列的、集約的、デジタル的などの特徴を持ち、直感的情報処理は、統合的、並列的、分散的、アナログ的であるといえる。

情報処理技術は、本来そうした脳の情報処理機能を機械化する試みであり、そのためには論理的情報処理と直感的情報処理の両面からの研究が不可欠である。これまでは、実現しやすい論理的情報処理の側面だけが、情報処理技術の発展に支えられ、飛躍的に発達してきた。

一方、直感的情報処理の側面に関しては、パターン認識の分野において研究がなされてきた。直感的情報処理は、本来、曖昧で不完全な情報を統合し解を求める並列分散処理であるが、逐次手続的情報処理の枠内で、おもに数値演算として扱われることが多い。

工学的ニューラルネットワークでは、数値加算の処理として扱われていたこれまでのニューロンモデルに、シナプス部における化学伝達物質での情報伝達機構に着目し、新しい“記号

粒子蓄積型ニューロンモデル”を提案し、その記号粒子の生成と蓄積、反応ルールによる記号粒子どうしの反応と新しく生成される反応後記号粒子、そして、モデルを階層化することでの記号粒子蓄積型ニューロンモデルのネットワーク化について、モデルを提案し、シミュレーションを行なった研究を進めている。

モデル

1. 記号処理モデル

記号による論理的情報処理というのは、脳が行なっている定量化の難しいデータに対する情報処理を模倣するために、記号処理や人工知能という手法が考案された。これまでの人工知能では、人間が行なう推論や学習、および知識の管理を、コンピュータが記号を用いて代行できるように、それらの処理過程をモデル化する方法論が主流になっている。すなわち人工知能における処理では、数値データよりも、記号データに対する操作が中心となる。

神経回路網研究が、“生理学的”な、すなわち、神経細胞によってなされる情報処理のメカニズムの解明をめざしているのに対し、人工知能は、記号を用いた知識処理の過程を解明することを目的としており、両者は脳の論理的情報処理を模倣するという目標を共有しながらも、まったく異なるアプローチをとっている。

一方、数値による直感的情報処理というものは、従来のニューラルネットワークに代表されるように、直感的情報処理のために、神経回路網の工学的なモデルとして発案されたのが、ニューラルネットワークである。神経細胞のモデルを多数結合させて並列処理を行なうという、ノイマン型コンピュータとはまったく異なる情報処理機械である。

ニューラルネットワークは、非線型の問題を、並列処理と階層構造により線形分離可能な問題に分割して、近似解を求める。その変換に関する知識は、ネットワーク全体に素子どうしの結合の強度として分散的に表現されており、それらを学習によって変更させることにより、入出力関係の複雑な問題についても適切な解を求めることができる。

モデルについての提案に先立ち、問題の出題について考えると、個々の対象で、無秩序ではなく何らかのまとまりを持ち、かつ互いに区別できるものを、パターンと呼ぶ。例えば、文字、図形、音声、さらにはシステムの状態などが考えられる。パターンは一般に連続無限の変形を持ち、物理的な信号として捉えられる。パターン認識とは、そのような多様な外界のパターンを、類似したものどうし有限離散個のクラスに分類し、カテゴリーに対応づけて理解する知覚機能である。観測されるパターンの集合は、一般に極めて高次元の連続位相空間である。それはパターンの表現空間であって、極めて冗長であり、そこから取り出されるパターンは必ずしも認識に好都合ではない。一方、概念空間は有限個の概念の集合で、離散位相空間である。パターン認識は、この膨大な情報圧縮をとまなう連続から離散への写像をいかに構成するかという、本質的な困難さを持っている。そこで、図1に示すように、パター

ン認識過程を“特徴抽出”と“認識”の2段階に分けて考える。

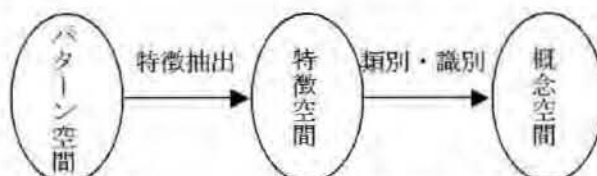


図 1：パターン認識過程のモデル

まず、冗長さを含んだパターンから認識に必要な本質的な情報の特徴を抽出する。特徴抽出が適切であれば、同じ概念に属するパターンの集合は、特徴空間においてそれぞれ集まることになる。言い換えると、特徴抽出においては、異なる概念に属するパターンの分離と、同一概念に属するパターンの集約を図る、適切な特徴の選択が重要である。認識は、特徴空間から概念空間への写像で表され、特徴空間を有限個のクラスに分割し、各クラスにそれぞれ概念を対応させる。

ニューラルネットワークは、入力空間と出力空間とを1対1に対応付ける、一種の写像である。したがって、多層ニューラルネットワークの入力層をパターン空間、中間層を特徴空間、出力層を概念空間にそれぞれ対応付けることにより、パターン認識の機能を持たせることができる。特に、パターンの識別にあたって特徴の選定が難しい場合、ニューラルネットワークの学習機能により入力層よりユニット数を少なくした中間層に適切な特徴空間を形成することができる。

そこで、本論文では、記号処理と数値処理を扱え、それらを反応モデルとして制御でき、階層化することで、情報の特徴抽出できる記号粒子蓄積型ニューロンモデルを用いることにし、次に、記号粒子蓄積型ニューロンモデルについて述べる。

2. 記号粒子蓄積型ニューロンモデル

神経回路網は神経細胞（ニューロン）と神経線維により構成される。神経線維は、実際にはニューロンの一部である。1個のニューロンは神経線維を長く伸ばし、ほかの多くのニューロンと接続してネットワークを形成している。脳はこの神経回路網の複合体であるといえる。ニューロンの構造と情報伝達の機構を考慮し、提案している“記号粒子蓄積型ニューロンモデル”について述べる。シナプスにおける出力側と入力側のニューロンを、それぞれ“シナプス前ニューロン”、“シナプス後ニューロン”と呼ぶことにする。シナプス前ニューロンの軸索末端はボタン状に膨らみ、シナプス後ニューロンの樹状突起ないし細胞体に、シナプス間隙と呼ばれる非常に狭い間隔を持って付着している。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、軸索に沿ってほかのニューロンに信号を伝える。このように、化学物質を介して情報を伝達するシナプスでは、遅延が生じる。一方、化学物質を用いずに信号を伝えるシナプスがあり、電気シナプスと呼ばれる。電気シナプスにおいては、シナプス間隙が非常に狭く、電気抵抗が小さいため、伝達遅延は無視できるほど小さい。情報伝達は、従来のニューロンモデルでは重み付き加算として簡略化されてきた。しかし、そこにはシナプス後ニューロンに与える影響を決定付ける重要な意義があると考え、伝達物質による情報伝達という機構に着目して構築した、“記号粒子蓄積型ニューロンモデル”を提案している（図2）。

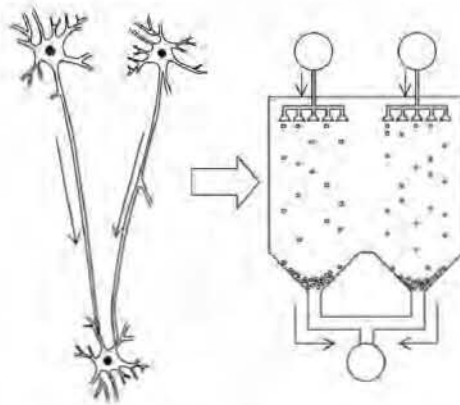


図2：記号粒子蓄積型ニューロンモデルの模式図

記号粒子蓄積型ニューロンモデルに入力した情報がその特徴をよくとらえたコードとして記号粒子蓄積パターンに変換されることを確認するために、同じ特徴を持った入力信号どうしから生成されるそれぞれのコードの類似性を調べ、2つの蓄積パターン間に“類似度”を定義し、その尺度に基づいて情報の識別実験を行っている。記号粒子の蓄積個数を要素とするベクトルとみなし、ノルムを用いて類似度を式（1）のように定義する。

$$\text{パターンAとBの類似度} = 1 - \frac{\|A - B\|}{\|A\| + \|B\|} \quad (1)$$

$$\|X\| = \sqrt{x_1^2 + x_2^2 + \cdots + x_i^2}$$

また、記号粒子蓄積型ニューロンモデルへの反応ルールの導入と階層化についても調べている。処理ユニットにおいて、ある時刻 t での状態を定義しておく。また、本モデルでは記号粒子として数十種類定義する。それぞれの記号粒子は、単位時間内に反応ルールに基づい

て反応する。つまり、時刻 t での種類 i の記号粒子の集合を $X_i(t) = \{x_{i1} x_{i2} \cdots x_{in}\}$ とする。 n は種類 i の記号粒子が n 個あることを表している。ある時刻 t での処理ユニット X での状態を $S_X(t)$ とし、時刻 $t+1$ での状態 $S_X(t+1)$ は、

$$S_X(t+1) = S_X(t) + S_{XG}(t) + S_{XR}(t) \quad (2)$$

となる。ここで、 $S_{XG}(t)$ は他の処理ユニットから供給される記号粒子による変化量、 $S_{XR}(t)$ は他の処理ユニットへ放出される記号粒子による変化量とする。

この状態 $S_X(t)$ を観測することで、処理ユニット X の状態を観測できる。つまり、最も単純な反応として、記号粒子の種類は 2 個で、しかも反応を考えた場合、以下ようになる。

記号粒子として 2 種類 $X_1(t) = \{x_{11} x_{12} \cdots x_{1n}\}$ 、 $X_2(t) = \{x_{21} x_{22} \cdots x_{2m}\}$ (それぞれ n 個、 m 個) で反応係数 A として

$$AX = Y$$

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} \text{とすると} \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{1i} \\ x_{2j} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_{1i} \\ y_{2k} \end{pmatrix} \quad (3)$$

となる。ここで、 y_{1i}, y_{2k} が生成されたことになる。

記号粒子は反応後記号粒子を生成するが、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、それぞれの記号粒子は質量を持つものと仮定した場合、反応ルールは質量により記述することが出来る。このことは、記号粒子がその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。

3. 問題出題モデル

提案している記号粒子蓄積型ニューロンモデルでは、反応後記号粒子が生成される仕組みを導入し、反応ルールに基づいて反応後記号粒子が生成されるとすると、反応ルールに基づいた記号粒子が記号粒子蓄積場に蓄積し、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になる。ネットワークを構成できるため、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。そのため、入力された情報に対して、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設計された反応ルールに基づいて処理されるので、記号粒子蓄積場には、その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3：蓄積パターンの一例

情報がその特徴をよくとらえたコードとして記号粒子蓄積パターンに変換されることを確認しており、同じ特徴を持った入力信号どうしから生成されるそれぞれのコードの類似性を調べ、式(1)で示した2つの蓄積パターン間に“類似度”を定義し、その尺度に基づいて情報の分類が可能であるため、問題出題モデルとして問題をコード化し、類似度により問題を出題するようにする。

また、この類似度のためのコード化は、反応ルールによりコントロールできるため、学習者の学習活動に応じた反応ルールの設定が可能である。つまり、同じ問題に対しても学習者の学習活動に応じた問題のコード化が可能となる(図4)。

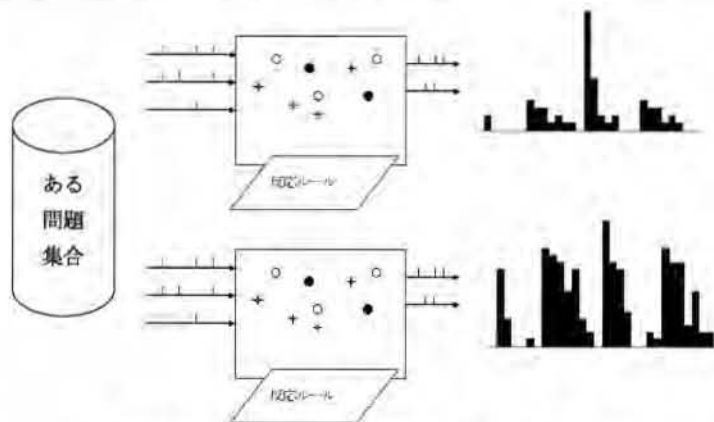


図4：問題解析の例（異なる学習活動の場合）

本論文では、提案している問題出題モデルにより、「初級システムアドミニストレータ」試験または、「ITパスポート」試験の学習者の反応モデルを構築し、「初級システムアドミニストレータ」または、「ITパスポート」学習者としてのある問題に対しての記号粒子蓄積場での状態を確認することで、図4に示すように同じ問題に対しても学習者の学習活動に応じた問題のコード化が可能となることを確認する。

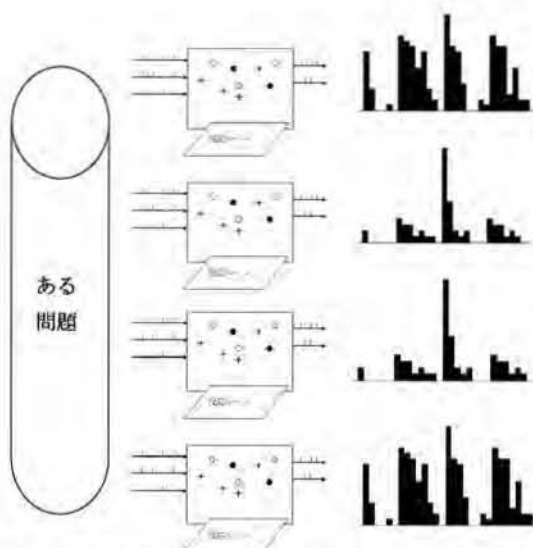


図5：問題解析の例（同一問題での解答の正解・不正解による違い）

シミュレーション

提案している問題出題モデルにより、「ITパスポート」試験の学習者の反応モデルを構築し、「ITパスポート」学習者としてのある問題に対して、正解した場合、不正解の場合の解答パターンにより、記号粒子蓄積場がどのように変化するかを見ていく。

試験の分野「初級システムアドミニストレータ」と「ITパスポート」について表1のように定義する。

表1：「初級システムアドミニストレータ」と「ITパスポート」の分野

記号	出題カテゴリ
c01	仕事の進め方
c02	コンピュータの使い方
c03	データを整理するための方法・知識
c04	業務基盤システムの概要
c05	ヒューマンインターフェイス設計の支援
c06	データベースの構築と管理
c07	システム運用の支援
c08	ネットワーク・セキュリティ
c09	パソコンのハードウェア
c10	パソコンのソフトウェア
c11	表計算とデータベース
c12	パソコンとネットワーク
c13	パソコンの様々な活用方法
c14	オフィス環境
c15	システム環境整備
c16	システム運用管理
c17	発表技術
c18	文書の書き方
c19	ビジュアル表現の仕方
c20	情報通信ツールの利用

記号	出題カテゴリ
p01	企業活動
p02	法務
p03	経営戦略マネジメント
p04	技術戦略マネジメント
p05	ビジネスインテグリティ
p06	システム戦略
p07	システム企画
p08	システム開発管理
p09	ソフトウェア開発管理技術
p10	プロジェクトマネジメント
p11	サービスマネジメント
p12	システム監査
p13	基礎理論
p14	アルゴリズムとプログラミング
p15	コンピュータ構成要素
p16	システム構成要素
p17	ソフトウェア
p18	ハードウェア
p19	ユーザインターフェイス
p20	マルチメディア
p21	データベース
p22	ネットワーク
p23	セキュリティ

結果および考察

提案している問題出題モデルにより、「初級システムアドミニストレータ」試験または、「ITパスポート」試験の学習者の反応モデルを設定し、「初級システムアドミニストレータ」試験または、「ITパスポート」試験の学習者としてのある問題に対しての記号粒子蓄積場での状態を確認することで、図4に示すように同じ問題に対しても学習者の学習活動に応じた問題のコード化が可能となることを確認した結果を図6に示す。

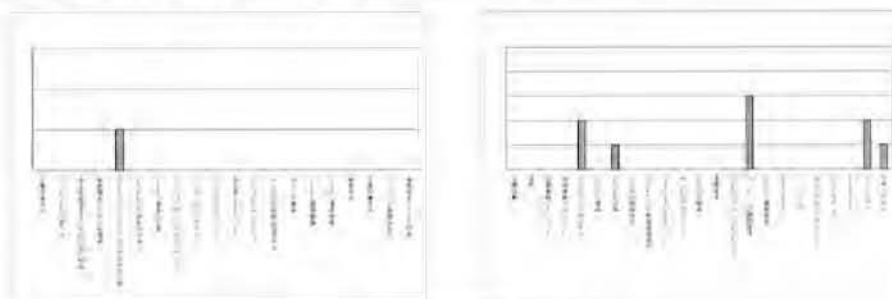


図6：異なる学習活動の場合

(左：初級システムアドミニストレータ、右：ITパスポート)

提案している問題出題モデルにより、「ITパスポート」試験の学習者の反応モデルを設定し、「ITパスポート」学習者として、ある問題に対して、正解した場合と不正解の場合の解答パターンにより、記号粒子蓄積場がどのように変化するかを図7に示す。

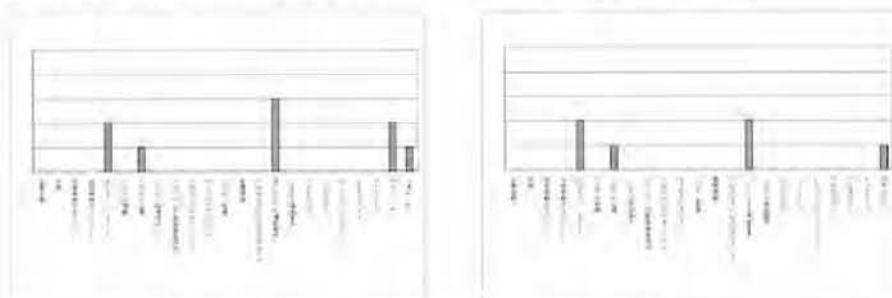


図7：同一問題での解答の正解・不正解による違い

(左：正解の場合、右：不正解の場合)

結論

本論文では、学習者が知識を獲得するために問題解決を通して知識を使い、問題を解いていく。異なる学習活動をもつ学習者に対しては、同じ問題を解いていても、その学習活動によって解決支援は異なっている必要がある。また、同じ学習活動であっても、獲得している知識や度合いは異なっているため、その獲得している知識や度合いによって解決支援は異

なる必要がある。また、これまで提案してきたニューロンのシナプス部での化学伝達物質による情報伝達という粒子性に着目した“記号粒子蓄積型ニューロンモデル”を応用し、反応ルールによる動作の変化、階層化してネットワーク化することでの特徴抽出の可能性を見出しており、本論文では 異なった学習活動に応じて、出題するための問題出題モデルのための提案を行い、2つの異なる学習活動（初級アドミニストレータ試験、ITパスポート試験）の場合、解答の正解・不正解による違いについて、シミュレーションを行い、モデルの提案を行い可能性を示した。

今後は、異なる学習活動をもつ学習者にとって最適な問題出題が可能な問題出題モデルの更新方法等を検討していきたい。

参考文献

- 1) 山内祐平、デジタル教材の教育学、(2010)東京大学出版会（東京）
- 2) Kazunori, MIYAMOTO and Torao, YANARU, Concept of Subjective Retrieval System based on Symbolized Particles Store Type Neuron Model introducing the reaction mechanism、5 (3) (2000) 55-59
- 3) 松本元、脳とコンピュータ、(1991)培風館（東京）
- 4) 中野薫、ニューロコンピュータの基礎、(1993)コロナ社（東京）

Proposal of the Problem Questions Model for the Study Support according to the student's understanding situation

Kazunori MIYAMOTO

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

Abstract

This paper proposed that the problem questions model for the study support according to the knowledge and understanding situation which the student has got. In order that a student may acquire knowledge, knowledge is used through problem solving, and the problem is solved. Even if a learning activity for that changes with students and it solves the same problem, the solution support needs to change with the learning activities.

Since the knowledge and understanding situation which have been obtained differ from each other if it is the same learning activity, the solution support needs to change. We proposed the "Synbolized particles stored type neuron model" which paid its attention to particle by the chemical transmitter in the synapse part of a neuron, and have found out the possibility of change of operation by a reaction rule, and the feature extraction of dividing by class and connecting by network.

Key words: Problem Questions Model, Understanding Situation, Neural Network