

第10講：パターン認識と適応制御（２）

（林産加工学分野 澤田 豊）

人間の脳には 140 億個もの神経細胞（ニューロン）があるといわれている．それぞれのニューロンは四方八方に突起を伸ばし，他のニューロンとシナプスでつながっており，大規模な神経回路網（ニューラルネットワーク）を形成している．1 個のニューロンは非常に単純な機能しか持っていないのに，われわれの脳は大変優れた情報処理能力を持っている．

一方いわゆるデジタル計算機はプログラム内蔵方式による汎用計算機であり，論理的で規則的な情報処理を非常に速いスピードで行い，人間社会に大きく貢献している．しかし，われわれは，即座に人の顔を判別したり，目の前の状況を理解し適切な行動をとったりすることができる．人間の脳は目，耳など五感から入力された信号を無意識のうちに高速に情報処理することができる．

このような優れた能力を持つ人間の神経回路網を手本として，それに類似した情報処理機構に基づき情報処理を行おうとするものがニューロコンピューティングである．ここでは単純なニューラルネットワークモデルを概説し，さらに，木材の機械加工関連での研究例を紹介する．

1．ニューロンの情報処理

われわれが日常何気なく行っている，見る，聞く，話す，覚える，動くなどの行動のもとになっているのは，脳・神経系を構成している神経細胞（ニューロン，neuron）である．神経細胞は脳・神経系の基本単位であり，ヒトの脳は約 140 億個の神経細胞から構成されている．

1.1 ニューロンの機能

一つのニューロンは，図 1 のように細胞体，樹状突起，軸索の 3 つの要素からなる．樹状突起は入力信号を受け取り，細胞体はそれらを統合する．細胞体からの出力は軸索を通り次のニューロンへと伝える．また，細胞体は核や細胞の維持に必要な代謝機能を持っている．樹状突起は，細胞体から多数分岐した樹状構造をしており，ここでは他のニューロンからの入力を受容される．

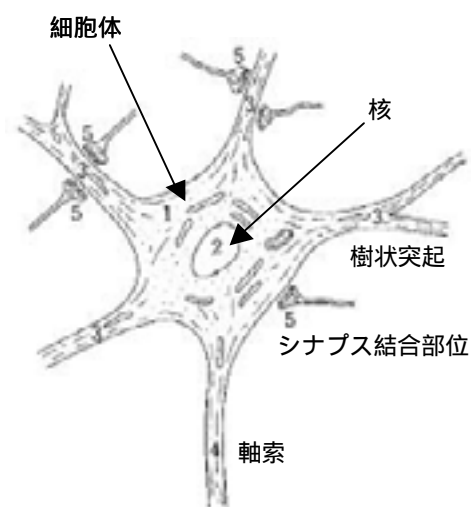


図 1. 神経細胞(ニューロン)の構造

細胞体から長く伸びた軸索は，一般に神経線維と呼ばれる部分で，細胞体からの情報を次のニューロンへ伝達する役目を果たす．軸索は通常，樹状突起に比べて細長く，その分岐の仕方も異なっている．軸索は樹状突起と異なり，他のニューロンと結合する軸索先端付近で多数分岐する．軸索の分岐の先端はボタン状に膨らみ，他のニューロンの樹状突起あるいは細胞体に付着している．この結合部位はシナプスとよばれる．結合部には 200 程度の間隙があり，この間を特定の化学構造をもつ伝達物質が移動して情報が伝達される．一つの細胞が受けるシナプス結合の数は数百から数千に及ぶが，軸索と結合するニューロンの数は数十から数百である．

ニューロンには細胞外と細胞内の電位差（膜電位）の違いにより 2 つの状態がある．通常の状態では，外部から特別な影響がない限り，膜電位は一定となり，これを静止膜電位という．静止膜電位は通常，細胞外に対し負の値（ $-40 \sim -90\text{mV}$ 程度）に保たれている．刺激などにより数 mV 正の方向に変化すると，あるレベルで突然正の方向に向かい，一時的に細胞内電位が細胞外より正に逆転し，その後数 ms 以内に再び元の状態に戻る．この正電位を活動電位と呼ぶ．この活動電位は軸索上を速いものでは数百 m/s の速度で伝導し，次のニューロンへと伝わっていく．また，ニューロンが活動電位を発生する状態をニューロンが発火するといい，これは細胞の興奮性の状態をさす．膜電位を変化させたときに膜が興奮する臨界の電位の値を，閾値(threshold)という(図 2)．

軸索上を伝導してきた活動電位が軸索末端に到達すると，神経伝達物質を含むシナプス小胞がシナプス間隙に向かって動き，間隙に伝達物質が放出される．放出された伝達物質は，シナプス後膜（次のニューロンの細胞膜）に達し，膜上のレセプタと結合する(図 3)．

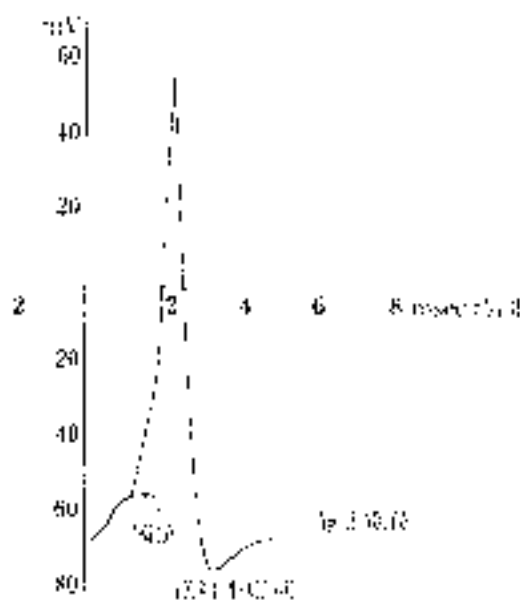


図 2．ニューロンの発火

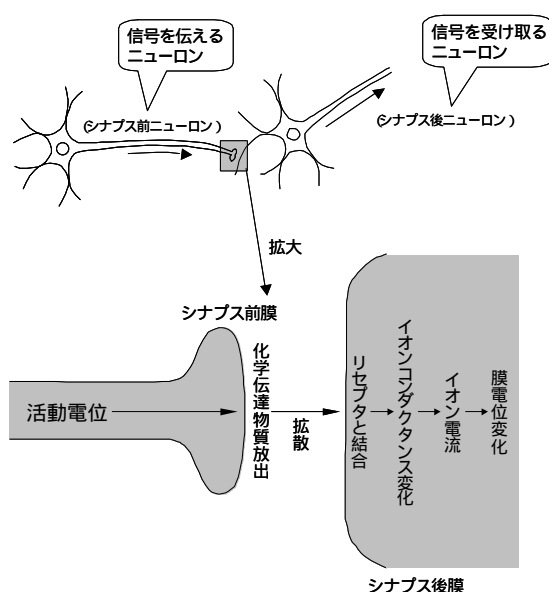


図 3．シナプスでの情報伝達

引用：「ニューラルコンピュータ」図 2.17
合原 一幸 東京電機大学出版局

1.2 ニューロンのモデル化

以上のようなニューロンの動作を，情報処理の基本素子という考え方からモデル化することが考えられる．ニューロンの機能を簡単に分けると以下のようになる．

- (1) シナプス前ニューロンから送られる信号がシナプス後膜電位に変化を与える．
- (2) 多くのシナプスの出力信号の総和によって膜電位が決まる．
- (3) 膜電位がある閾値を越えるとシナプス後ニューロンは興奮し活動電位を発生する．

これをモデル化したものが図 4 であり，形式ニューロンあるいはモデルニューロンと呼ばれる．これはニューロンを多入力 1 出力素子と見なしたものである．

この入出力関係は

$$y = \begin{cases} 0, & \sum_{i=1}^n w_i x_i \leq q \\ 1, & \sum_{i=1}^n w_i x_i > q \end{cases} \quad (1)$$

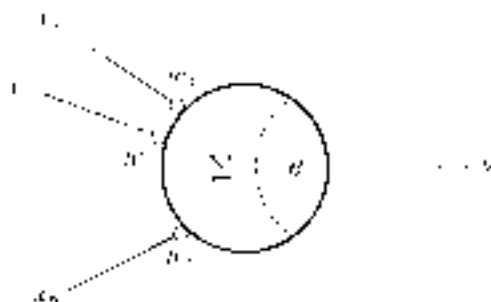


図 4．形式ニューロン

と記述される．ここで x_i は i 番目のシナプス前ニューロンの出力， w_i はそれらに対するシナプス荷重値， q は閾値を表している．

形式ニューロンが興奮し出力軸索に活動電位を与える状態を 1，そうでない状態を 0 とすると，形式ニューロンの動作は図 5 で示すことができる．ここで，縦軸は出力の有無を，横軸の q はニューロンの閾値を表す．

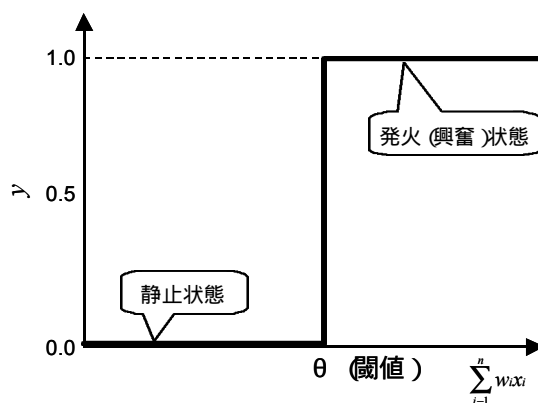


図 5．形式ニューロンの動作

2．パターン認識

パーセプトロンはニューロコンピュータ研究の原点であり現在でも基本要素として重要なものである．ここでは，ローゼンブラットにより最初に提案された (Rosenblatt, 1961) ようにパターン識別 (認識: perception) 機械であると

して考える。

2.1 パーセプトロンとパターン認識

パターン認識とは，画像や音声などからそれが何の画像であるか，(だれが) なのと言っているのか，などを知ることである．ここでは“パターン”とは数値を並べたもの，すなわち“ベクトル”で表現されると考える．例えば画像パターンは，画素ごとの明るさを数値で表現したものが，ベクトルとなる．つぎに，この“パターンベクトル”のうち，同じものと判定すべきパターンの集合を“カテゴリ”とよぶ．たとえば，書き手によって異なる手書き文字の“パターン”に対して，ひらがなの“あ”であるとか“い”であるというのがカテゴリである．

次に， n 個の要素(数値)をもつ，言い換えれば n 次元のパターンベクトル $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ の集合が与えられたとき，ベクトルの各成分を 1 つ 1 つ座標軸に割り当てた n 次元の“パターン空間”を考える(図 6)．

この空間において 1 つのパターンは一つの点で表現される．同じカテゴリに属するパターンは通常，数学的にも似たベクトルであると考えられるので，これらのパターン(点)は，図のようにカテゴリごとに集まって分布すると考えられる(ただし，図 6 は 2 次元のパターン空間)．したがって，パターン認識とはパターン空間をカテゴリごとに分割することに等しいといえる．

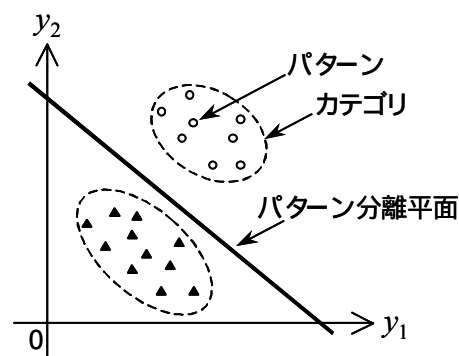


図 6 . パターン空間

2.2 基本パーセプトロン

パーセプトロンの中心となるのは図 7 のようなニューロンと教師信号による学習能力を組み合わせた素子である．これを基本パーセプトロンと呼ぶ．

この基本素子にパターンベクトル Y が入力されたときの動作を考える．このニューロンは入力 y_i にそれぞれの重み w_i をかけて足し合わせた値が，閾値 θ を越えると 1，超えなければ 0 を出力する．

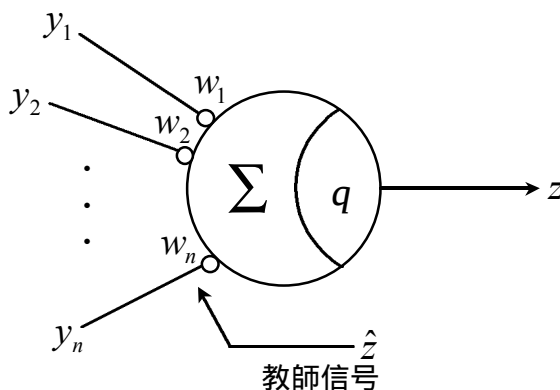


図 7 . 基本パーセプトロン

$$u = \sum_{i=1}^n w_i y_i - q \quad (2)$$

$$z = f(u) = \begin{cases} 1 & (u \geq 0) \\ 0 & (u < 0) \end{cases} \quad (3)$$

ここで，パターン空間上でのこの素子の意味を考えてみる．式(2)の u に 0 を代入した式は，パターン空間上では結合荷重 w_i と閾値 q の値で決まる超平面（2次元空間の場合は直線）を表す式となる．逆にいえば Y がその超平面上にあるときに， u は 0 となる．さらに，式(3)を考えることにより，パターンがこの超平面のどちら側にあるかで素子の出力は 1 か 0 になる．つまり，基本パーセプトロンはパターン空間上でこの超平面によって分離される 1 つのカテゴリを識別する能力を持つといえる．

このように超平面によってパターンが 2 つのカテゴリに分離できるような問題を“線形分離可能”な問題という．基本パーセプトロンはパターンの線形分離機械ということが出来る．この基本パーセプトロンをカテゴリの数だけ用意すれば，複数のカテゴリを分類することができることになる．

2.3 基本パーセプトロンの学習

次に，ある線形分離可能なパターン識別問題があるとして，カテゴリを分離する超平面の位置と傾きを決めなくてはならない．基本パーセプトロンはパターンベクトルの他に外部から教師信号 $\hat{z}$ を受け取る．この信号により結合荷重を変化させ，ある学習規則にしたがって反復的にカテゴリ分離平面を求めていく．

まず，常に 1 の値をとる $n+1$ 個めの入力を仮定する．すると閾値 q はその入力に対する結合荷重 w_{n+1} に置き換えて考えることができる．そこで， $n+1$ 次元の荷重ベクトル $W = \{w_1, w_2, \dots, w_n, w_{n+1}(=q)\}$ およびパターンベクトル $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n, 1\}$ を用いれば式(2)(3)は

$$z = \begin{cases} 1 & (W \cdot Y \geq 0) \\ 0 & (W \cdot Y < 0) \end{cases} \quad (4)$$

と簡潔に書き換えることができる．

一般的な学習では，入力パターン（教師パターン）が与えられるごとに閾値を含む各結合荷重を

$$\Delta W = -e(z - \hat{z})Y \quad (5)$$

だけ変化させるというものである．ここでは教師信号であり，パーセプトロンが 1 を出力すべきときは 1 が，0 を出力すべきときは 0 が与えられる．また， ε は 0 に近い正の定数とする．したがって， $(z - \hat{z})$ の項よりパーセプトロンが誤った出力をしたときだけ，各結合荷重は入力に比例して修正されることになる．この学習規則を用いればパーセプトロンは有限回の学習で正しい識別をする，つまり，パターン空間を分割する超平面を求めることができる．

2.4 線形分離問題のデモンストレーション

Internet Explorer を起動し以下の URL を開くと線形分離問題のデモが体験できる．

<http://h3news1.kais.kyoto-u.ac.jp/users/sawada/lecture/demo/PerceptDemo.html>

この Java Applet(Java 言語で作られた小さなアプリケーション)はチェコの Grebeníèek 氏が作成したもので，2 次元パターン空間での簡単な線形分離可能な問題を扱える．起動すると図 8 上のように白い四角のエリアの下に Cross, Circle のチェックボタンと Learn, Clear のボタンが配置されている．Cross をチェックしておいて白いエリアをマウスでクリックすると，青い+マークがプロットされる．Circle をチェックしておけば赤い○がプロットされる(図 8 中)．いくつかプロットを配置した後，Learn ボタンを押すと，1 回学習が行われその結果得られた平面(今の場合は直線)が表示される(図 8 下)．学習を繰り返せば，線形分離可能な場合，解は収束し，ある一つの直線に落ち着く．この直線が学習によって求めた+のカテゴリと○のカテゴリを分離する超平面となる．線形分離が不可能な場合は解は収束しない．

プロットがたった 4 つでも線形分離できない場合があることを確認せよ．

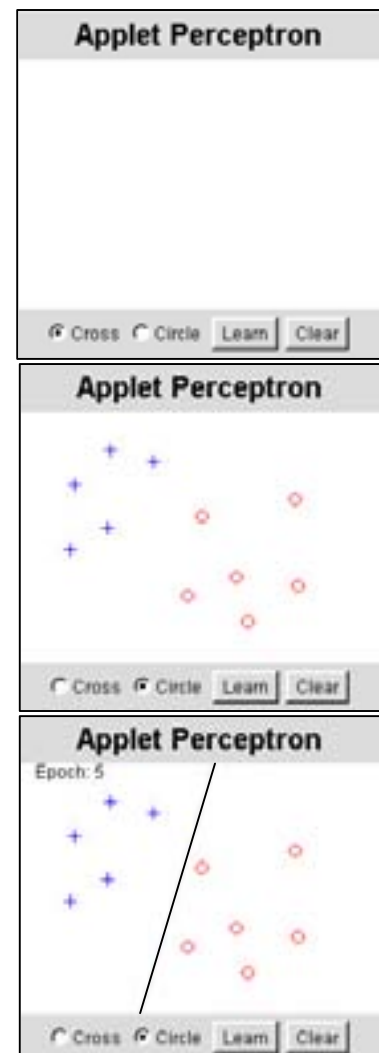


図 8 . パーセプトロンの例

2.5 RCE モデル

RCE (Restricted Coulomb Energy) モデルは, Reilly らによって提案されたモデルで, 学習によってニューロンを適応的に増殖させ, また各ニューロンの結合荷重を学習成長させていく. これは, パターン空間をカテゴリごとに分割する非線形識別境界を多数の量子化ニューロンによって形成しようとするものである. 識別時には, 入力データとすべてのニューロンの結合重みベクトルとの類似度を計算し, 最も高い類似度を示したニューロンの属するカテゴリに分類する.

RCE モデルは, 入力層, 中間層, 出力層の 3 層からなる階層型ネットワークである (図 9). 入力層は入力パターンベクトルの入力を受け持つニューロンであり, 入力値はそのまま中間層のニューロンに伝えられる. 出力層の各ニューロンは 1 つのカテゴリを代表しており, 識別結果を出力する. 中間層のニューロンが量子化ニューロンであり, 学習により増殖され成長していく.

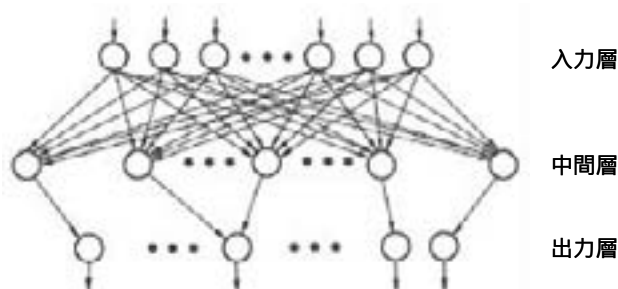


図 9 .RCE モデルのネットワーク構造

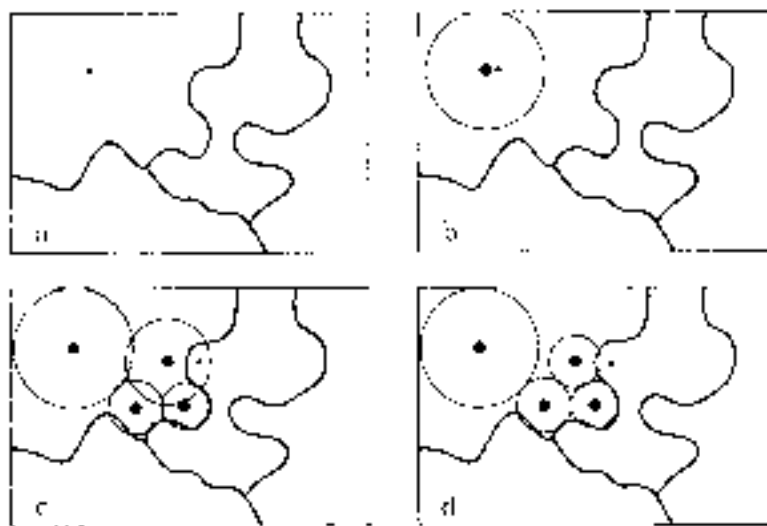


図 10 . RCE モデルの学習過程

学習過程の概略は次のようになる (図 10). k 番目の教師データ x_k がネットワークに入力されると, j 番目の中間層ニューロンの出力値 y_j は次式によって計算される.

引用:「基礎と実践ニューラルネットワーク」図 7.21, 7.22, 7.23
白井 支朗; 岩田 彰; 久間 和生; 浅川 和雄 コロナ社

$$y_j = \text{sgn} \left(q_j - \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{ki} - w_{ji})^2} \right) \quad (6)$$

ただし，

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (7)$$

ここで， x_{ki} は k 番目の教師データ x_k の i 番目の特徴量（ i 番目の入力層ニューロンの出力値）， w_{ji} は i 番目の入力層ニューロンから j 番目の中間層ニューロンへの結合荷重である．すなわち，パターン空間において，入力パターン x_k と j 番目の中間層ニューロンの結合荷重 w_j との距離が閾値 $\hat{e}_j$ よりも小さいときに j 番目の中間層ニューロンの出力 y_j は 1 となり，それが $\hat{e}_j$ よりも大きいときに 0 となる．出力が 1 になった（発火した）中間層ニューロンがあると，その中間層ニューロンから接続されている出力層ニューロン z_m の出力が 1 となる．このとき，入力パターン x_k の属するカテゴリとその出力ニューロンが代表するカテゴリが同じ場合は何も修正されない．しかし，両者が異なった場合は，このとき発火した中間層ニューロンが発火しなくなるように閾値 $\hat{e}$ を小さくする．これはパターン空間においてその中間層ニューロンの発火する領域を小さくすることに相当する．

また，正しい出力層ニューロンが発火しない場合は，入力パターン x_k と同じカテゴリの結合荷重 w_j をもつ中間層ニューロンを新たに生成し，その出力を正しいカテゴリを代表する出力層ニューロンに結合しておく．

このようにして，中間層ニューロンの生成とその発火領域を決める閾値 $\hat{e}$ を修正するという学習を繰り返すことによって，パターン空間内に多数の中間層ニューロンがその結合荷重に応じた位置に配置され，それぞれの閾値に応じた半径の超球（2 次元の場合は円）によりパターン空間が量子化される．そして，同じ出力層のニューロンに接続されている中間層ニューロンの発火領域を示す超球の集合によって，非線形識別境界（図中の太線）を形成することができる．

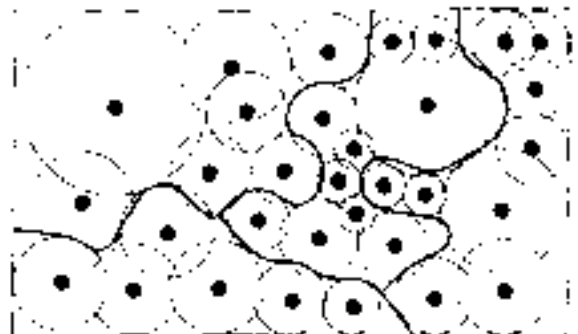


図 11 . RCE モデルによって形成される非線形識別境界

引用：「基礎と実践ニューラルネットワーク」図 7.21, 7.22, 7.23
白井 支朗；岩田 彰；久間 和生；浅川 和雄 コロナ社

2.6 非線形分離問題のデモンストレーション（RCE モデル）

Internet Explorer を起動し以下の URL を開くと RCE モデルのデモが体験できる。

<http://h3news1.kais.kyoto-u.ac.jp/users/sawada/lecture/demo/RceDemo.html>

この Java Applet は 2.4 項と同じくチェコの Grebeníèek 氏が作成したもので、2 次元パターン空間での RCE ネットワークによるパターン学習のシミュレーションができる。起動すると図のように白い四角のエリアの上に Implicit radius の入力ボックス、Init と Learn のボタン、下側には Cross、Circle のチェックボックスおよび Back と Clear のボタンが配置されている。Implicit radius には初期半径（閾値）を入力する。Init ボタンを押すとネットワークが初期化され、新しい条件で学習可能となる。Learn ボタンを押すと入力されたパターンを学習する。Learn ボタンは随時押すことができ、学習の過程を知ることができる。Cross と Circle のチェックボックスで入力するパターンのカテゴリを選択する。Back ボタンを押すと直前の入力データから順次消すことができる。Clear ボタンを押すとすべての入力パターンを消すことができる。

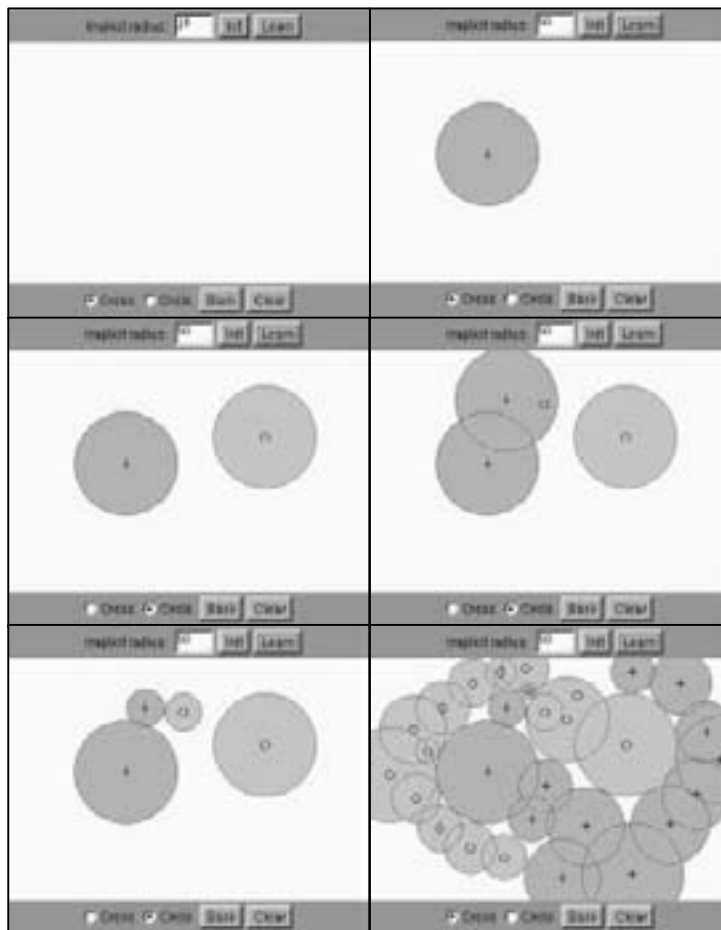


図 12．RCE ネットワークの例

3．木材加工機械関連での研究例

3.1 パターン認識によるチップソーの摩耗状態識別の試み(更田ら, 1992)

自動的に工具の摩耗状態を識別することを目的とし、切削音の情報にパターン認識の手法を適用して、摩耗状態識別機構のモデル構築を試みた（図 13）。

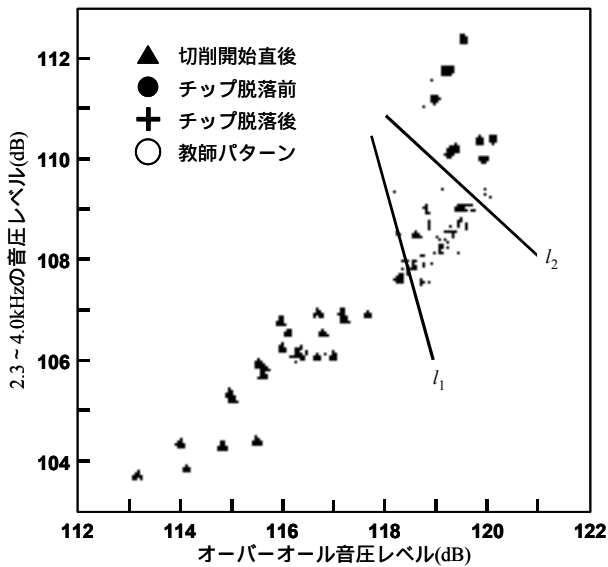


図 13 . チップソーの切削音のパターン認識結果

引用：「切削音のパターン認識と工具摩耗状態識別への応用」 P303 図 5.6
藤井義久 木材工業 Vol.49, No.7

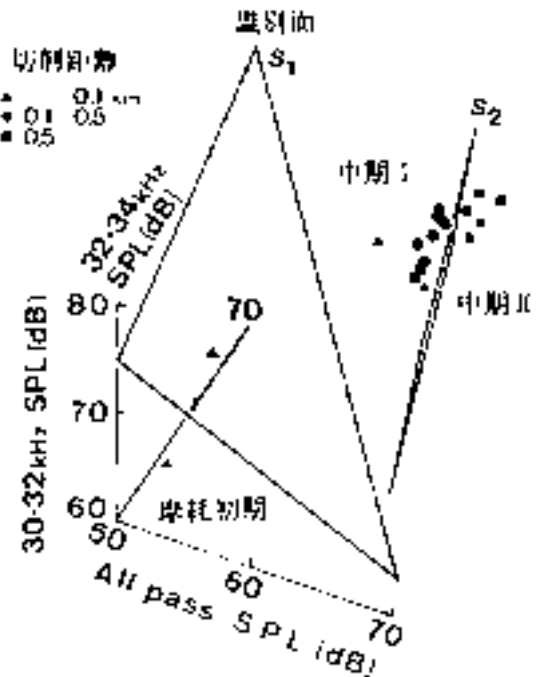


図 14 . 仕上げかな盤の切削音のパターン認識結果

3.2 仕上げかな盤の切削音によるかな刃の摩耗の識別 (Fujii, 1993)

仕上げかな盤について、切削時に発生する音（切削音）の特徴（パターン）から歯先の摩耗状態を認識することを試みた（図 14）。

3.3 帯鋸歯研削音のパターン認識による研削工程の識別(澤田, 2000)

帯鋸歯研削音をパターン認識の手法によって、鋸歯の仕上がり状態を研削音の特徴から識別することを試みた(図 15)。

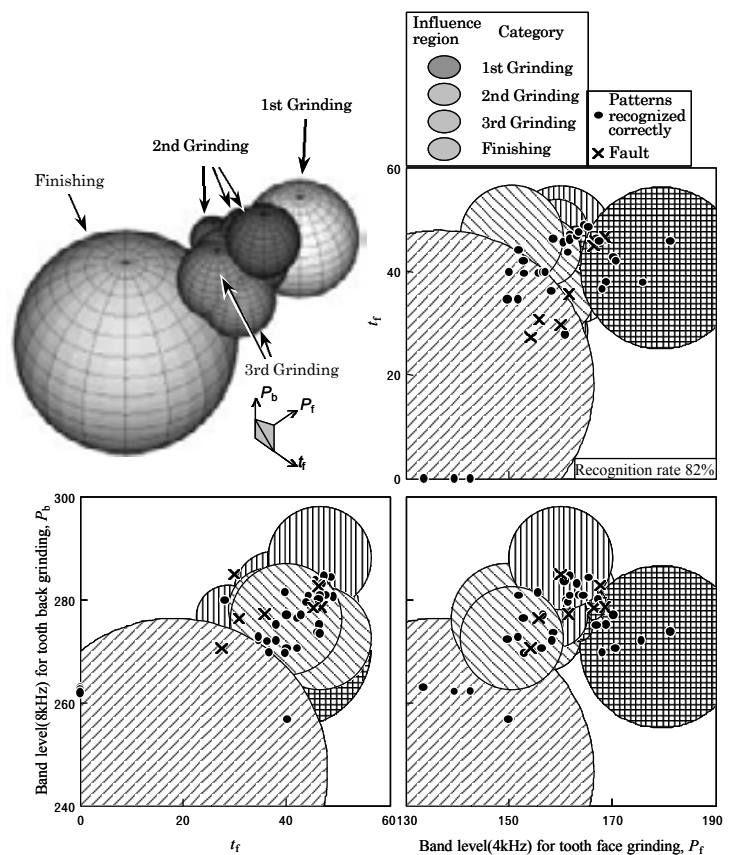


図 15 . 帯鋸歯研削音のパターン認識結果