

## ニューラルネットからのエキスパートシステムへの アプローチ

高木, 英行  
松下電器産業株式会社中央研究所情報科学研究室

<https://hdl.handle.net/2324/4481547>

---

出版情報 : pp. 1-15, 1989-01-14. 土木学会関西支部  
バージョン :  
権利関係 :

ニューラルネットからのエキスパートシステムへのアプローチ

松下電器産業 中央研究所 情報科学研究室  
 高木英行 Tel(06)906-4863 Fax(06)906-4596

## 1. ニューラルネットワーク

### 1.1 ニューロンモデル

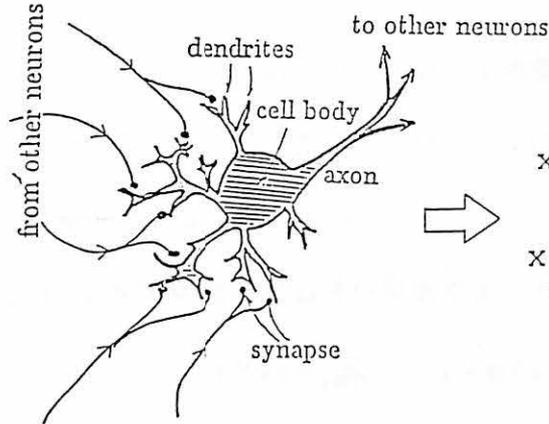


Fig.1 ニューロン

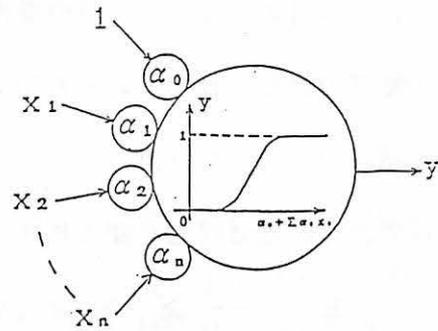
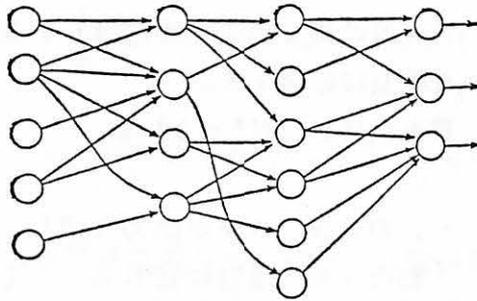


Fig.2 ニューロンモデル

### 1.2 ニューラルネットワークの種類と特徴

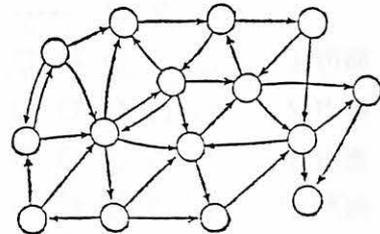
#### 階層型ネットワーク



#### パタン変換

- ・パタン認識
- ・非線形判別
- ・特徴抽出
- ・概念形成

#### 相互結合型ネットワーク



#### 連想記憶

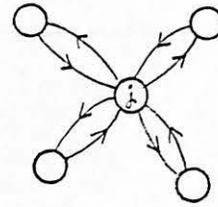
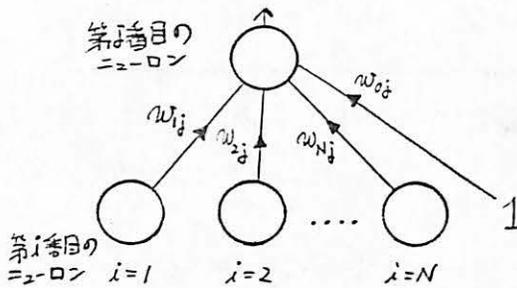
- ・連想パタンがネットワークの平衡状態になるよう結合を決める
- ・パタンの一部を入力し平衡状態のパタンを想起できる

#### 組み合わせ最適化問題

- ・エネルギーによって動作を特徴付けることによって可能

### 1.3 Hopfield モデル<sup>1)</sup>

#### (a) 1次元の基本モデル



制約条件

ニューロンは相互に結合され  
カス、重みが等しい

- i 番目のニューロン出力:  $v_i$
- i, j 番目のニューロン間の重み:  $w_{ij} = w_{ji}$  (制約条件)
- j 番目のニューロンへの入力:  $U_j = \sum_{i=1}^N w_{ij} v_i + w_{0j}$  ( $w_{0j}$ は閾値)
- j 番目のニューロン出力:  $v_j = \frac{1}{2} \left\{ 1 + \tanh\left(\frac{U_j}{\mu_0}\right) \right\}$

として、非同期に状態を変えれば、エネルギー E は自然減少する。(制約条件が大切)

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_{ij} v_i v_j - \sum_{i=1}^N w_{0i} v_i$$

#### (b) 組み合わせ最小化問題への応用 —— 巡回セールスマン問題の場合 ——

	訪問順位				
	1	2	3	.....	N
都市 1	○	○	○	○	○
都市 2	○	○	○	○	○
都市 3	○	○	○	○	○
都市 4	○	○	○	○	○
⋮	○	○	○	○	○
都市 N	○	○	○	○	○

$N \times N$  のニューロンを用意し、全ニューロンを相互に結合する。

重み数は  $N^2(N^2 - 1)$  個

$v_{xi}$  のニューロンが出力を出しているとは「都市 x を i 番目に訪れる」ことである

#### (A) 2次元のモデルを定式化する。

$$\begin{cases} U_{xi} = \sum_{y=1}^N \sum_{j=1}^N w_{xi,yj} v_{yj} + w_{0,xi} & (1) \\ v_{xj} = \frac{1}{2} \left\{ 1 + \tanh\left(\frac{U_{xj}}{\mu_0}\right) \right\} & (2) \\ E = -\frac{1}{2} \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N \sum_{y=1}^N \sum_{j=1}^N w_{xi,yj} v_{xi} v_{yj} - \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N w_{0,xi} v_{xi} & (3) \end{cases}$$

(B) 評価関数の決定

$$E_1 = \text{1度訪れた都市は2度と訪れない条件用関数}$$

$$= \frac{A}{2} \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N v_{x,i} v_{x,j} \quad (\text{都市 } x \text{ を } i \text{ 番目と } j \text{ 番目に訪れなければ } E_1=0)$$

$$E_2 = \text{同時に2都市を訪れない条件用関数}$$

$$= \frac{B}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{x=1}^N \sum_{\substack{y=1 \\ y \neq x}}^N v_{x,i} v_{y,i} \quad (i \text{ 番目に都市 } x \text{ と都市 } y \text{ を訪れなければ } E_2=0)$$

$$E_3 = \text{巡回をサボらない条件用関数}$$

$$= \frac{C}{2} \left( \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N v_{x,i} - N \right)^2 \quad (\text{訪問都市数が } N \text{ の時 } E_3=0)$$

$$E_4 = \text{訪れた都市と前後の都市の距離の評価用関数}$$

$$= \frac{D}{2} \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N \sum_{y=1}^N d_{x,y} v_{x,i} (v_{y,(i+1)} + v_{y,(i-1)}) \quad (d_{x,y} \text{ は都市 } x \text{ } y \text{ 間の距離})$$

(C) 重みの決定

以上の  $E_1 + E_2 + E_3 + E_4$  が (3) 式の  $E$  であるように重み  $w$  を決めれば評価関数は自然減少する。つまり、最終的に  $N$  個のニューロンのみが出力を出すようになった時が巡回する都市と訪問順位を示し、組み合わせ最小化問題が解けることになる。

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^4 E_k &= \frac{A}{2} \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N v_{x,i} v_{x,j} + \frac{B}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{x=1}^N \sum_{\substack{y=1 \\ y \neq x}}^N v_{x,i} v_{y,i} \\ &+ \frac{C}{2} \left( \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N \sum_{y=1}^N v_{x,i} v_{y,i} - CN \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N v_{x,i} + \frac{C}{2} N^2 \right) \\ &+ \frac{D}{2} \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N \sum_{y=1}^N d_{x,y} v_{x,i} (v_{y,(i+1)} + v_{y,(i-1)}) \\ &= \frac{1}{2} \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N \sum_{y=1}^N \sum_{j=1}^N \{ A \delta_{x,y} (1 - \delta_{i,j}) + B \delta_{i,j} (1 - \delta_{x,y}) \\ &\quad + C + D d_{x,y} (\delta_{j,(i+1)} + \delta_{j,(i-1)}) \} v_{x,i} v_{y,j} \\ &+ \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N (CN) v_{x,i} + \frac{C}{2} N^2 \end{aligned} \quad (4)$$

( $\delta_{x,y}$  はクロネッカ・デルタ)

(4) 式の第3項は定数なので減少には関係なく無視し、(3) (4) 式を比較すれば、

$$\therefore \begin{cases} w_{x,i,y,j} = -A \delta_{x,y} (1 - \delta_{i,j}) - B \delta_{i,j} (1 - \delta_{x,y}) \\ \quad - C - D d_{x,y} (\delta_{j,(i+1)} + \delta_{j,(i-1)}) \\ w_{0,x,i} = -CN \end{cases} \quad (5)$$

即ち、(1) (2) 式で表わされるニューロン出力は、(5) 式の重み値を取れば (3) 式のエネルギー  $E$  を自然減少させることができる。  $E$  が減少すれば、評価関数が巡回セールスマン問題の解の時最小になるよう選んでいるので、最終的に出力しているニューロンの番号が解答となる。

(B) 評価関数の決定

$E_1 =$  1度訪れた都市は2度と訪れない条件用関数

$$= \frac{A}{2} \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N v_{xi} v_{xj} \quad (\text{都市 } x \text{ を } i \text{ 番目と } j \text{ 番目に訪れなければ } E_1=0)$$

$E_2 =$  同時に2都市を訪れない条件用関数

$$= \frac{B}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{x=1}^N \sum_{y \neq x}^N v_{xi} v_{yi} \quad (i \text{ 番目に都市 } x \text{ と都市 } y \text{ を訪れなければ } E_2=0)$$

$E_3 =$  巡回をサボらない条件用関数

$$= \frac{C}{2} \left( \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N v_{xi} - N \right)^2 \quad (\text{訪問都市数が } N \text{ の時 } E_3=0)$$

$E_4 =$  訪れた都市と前後の都市の距離の評価用関数

$$= \frac{D}{2} \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N \sum_{y=1}^N d_{xy} (v_{y(i+1)} + v_{y(i-1)}) \quad (d_{xy} \text{ は都市 } x \text{ と } y \text{ との距離})$$

(C) 重みの決定

以上の  $E_1 + E_2 + E_3 + E_4$  が (3) 式の  $E$  であるように重み  $w$  を決めれば評価関数は自然減少する。つまり、最終的に  $N$  個のニューロンのみが出力を出すようになった時が巡回する都市と訪問順位を示し、組み合わせ最小化問題が解けることになる。

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^4 E_k &= \frac{A}{2} \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N v_{xi} v_{xj} + \frac{B}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{x=1}^N \sum_{y \neq x}^N v_{xi} v_{yi} \\ &+ \frac{C}{2} \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N \sum_{y=1}^N \sum_{j=1}^N v_{xi} v_{yj} - CN \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N v_{xi} + \frac{C}{2} N^2 \\ &+ \frac{D}{2} \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N \sum_{y=1}^N d_{xy} v_{xi} (v_{y(i+1)} + v_{y(i-1)}) \\ &= \frac{1}{2} \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N \sum_{y=1}^N \sum_{j=1}^N \{ A \delta_{xy} (1 - \delta_{ij}) + B \delta_{ij} (1 - \delta_{xy}) \\ &\quad + C + D d_{xy} (\delta_{j(i+1)} + \delta_{j(i-1)}) \} v_{xi} v_{yj} \\ &+ \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N (CN) v_{xi} + \frac{C}{2} N^2 \end{aligned} \quad (4)$$

( $\delta_{xy}$  はクロネッカ・デルタ)

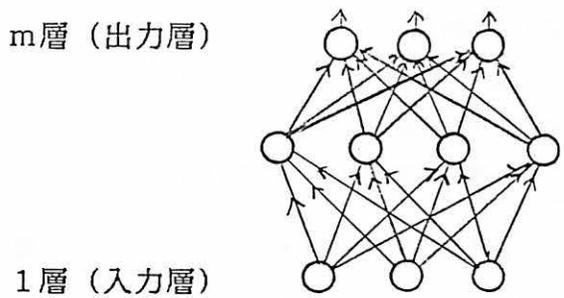
(4) 式の第3項は定数なので減少には関係なく無視し、(3) (4) 式を比較すれば、

$$\begin{aligned} w_{x_i, y_j} &= -A \delta_{xy} (1 - \delta_{ij}) - B \delta_{ij} (1 - \delta_{xy}) \\ \therefore &\quad - C - D d_{xy} (\delta_{j(i+1)} + \delta_{j(i-1)}) \\ w_{0, xi} &= -CN \end{aligned} \quad (5)$$

即ち、(1) (2) 式で表わされるニューロン出力は、(5) 式の重み値を取れば (3) 式のエネルギー  $E$  を自然減少させることができる。  $E$  が減少すれば、評価関数が巡回セールスマン問題の解の時最小になるよう選んでいるので、最終的に出力しているニューロンの番号が解答となる。

# 1.4 多層パーセプトロンと backpropagation 学習アルゴリズム<sup>2)</sup>

## (a) 多層パーセプトロン



- 第k層第i番目のニューロン出力:  $v^{k_i}$
- 第k層第i番目のニューロンへの入力:  $U^{k_i}$
- 第(k-1)層第iユニットから第k層第jユニットへの重み:  $w^{k-1_i k_j}$
- 閾値関数 (sigmoid関数など):  $f()$
- 第k層のニューロン数:  $N_k$

とすれば

$$v^{k_i} = f(U^{k_i}) \tag{6}$$

$$U_j = \sum_{i=1}^{N_{k-1}} w^{k-1_i k_j} v^{k-1_i} \tag{7}$$

となる。ここで入力パターン  $x$  と出力パターン  $y$  が与えられた時の出力誤差  $E()$  は、

$$E(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \sum_j^{N_k} (v^{m_j} - v_j)^2 \tag{8}$$

と表わされる。この  $E()$  を最も小さくするような重み  $\mathbf{w}$  を求める。

## (b) backpropagation 学習アルゴリズム

$E(\mathbf{w})$  の  $\mathbf{w}$  についての最急降下方向を  $\mathbf{g}$  とすると、重み修正量  $\Delta \mathbf{w}$  は

$$\Delta \mathbf{w} = \epsilon \mathbf{g} \quad (\epsilon \text{ は学習率}) \tag{9}$$

$$\begin{aligned} \Delta w^{k-1_i k_j} &= -\epsilon \frac{\partial E}{\partial w^{k-1_i k_j}} \\ &= -\epsilon \frac{\partial E}{\partial U^{k_j}} \cdot \frac{\partial U^{k_j}}{\partial w^{k-1_i k_j}} \\ &= -\epsilon \frac{\partial E}{\partial U^{k_j}} \cdot v^{k-1_i} \end{aligned} \tag{10}$$

ここで

$$d^{k,j} = \frac{\partial E}{\partial U^{k,j}}$$

とおけば、

(i)  $k=m$ 、つまり出力層の場合

$$\begin{aligned} d^{k,j} &= \frac{\partial E}{\partial U^{k,j}} \\ &= \frac{\partial E}{\partial y_j} \cdot \frac{\partial y_j}{\partial U^{k,j}} \\ &= (v^m_j - y_j) f'(U^{k,j}) \end{aligned} \tag{11}$$

(ii)  $k \neq m$ 、つまり中間層の場合

$$\begin{aligned} d^{k,j} &= \frac{\partial E}{\partial U^{k,j}} \\ &= \sum_{h=1}^{N_{k+1}} \frac{\partial E}{\partial U^{k+1,h}} \cdot \frac{\partial U^{k+1,h}}{\partial v^{k,j}} \cdot \frac{\partial v^{k,j}}{\partial U^{k,j}} \\ &= \sum_{h=1}^{N_{k+1}} d^{k+1,h} \cdot w^{k,j,k+1,h} f'(U^{k,j}) \end{aligned} \tag{12}$$

以上をまとめると、

$\Delta w^{k-1,i,k,j} = -\varepsilon d^{k,j} v^{k-1,i}$ <p>ただし</p> $d^{k,j} = \begin{cases} (v^m_j - y_j) f(U^{k,j}) \\ \sum_{h=1}^{N_{k+1}} d^{k+1,h} \cdot w^{k,j,k+1,h} f(U^{k,j}) \end{cases}$
--

なお、

$$f(x) = 1 / (1 + e^{-x+T}) \quad (T \text{は閾値})$$

と sigmoid関数を用いた場合は、

$$f'(x) = (1 - f(x)) f(x)$$

となり、演算が簡略化できる。

また、慣性項を考え、

$$\Delta w(n) = \varepsilon g + \alpha \Delta w(n-1)$$

とする場合も多い。

## 2. ファジィ推論へのニューラルネット応用

### 2.1 2値論理に基づく推論の問題点

#### 2値論理の推論例

I F	曲がり角度が20~40度で 積載量が50kg以上ならば、
T H E N	移動速度 = 3 - 曲がり角度 / 20

- ・積載量が49.999kgならばこの推論ルールは全く適用できない？
- ・移動速度は曲がり角の角度が20~40度の間はまったく同じ移動加速度で、この範囲を外れると移動加速度が急に変わる
- ・従って、 $20 \pm \alpha$ 度のコーナーリングをしている場合、乗り心地の悪い制御しかできない。

これ等の解決には

- ・推論ルールをどんどん細分化してルール数を増やすしか手はない（無限に？）
- ・もっと根本的な問題として、このような問題に対して本質的にクリस्प集合（ファジィ集合でない通常の集合）でルールを表現することができるのだろうか。

### 2.2 ファジィ推論の特長

#### ファジィ推論ルールの例

I F	曲がり角度が中位で 積載量が重いならば
T H E N	移動速度を徐々に落とす

- ・我々の思考（論理）を直接ことばで推論ルールとして表現する
- ・論理に絡まる曖昧さはメンバーシップ関数として論理から分離する

従って

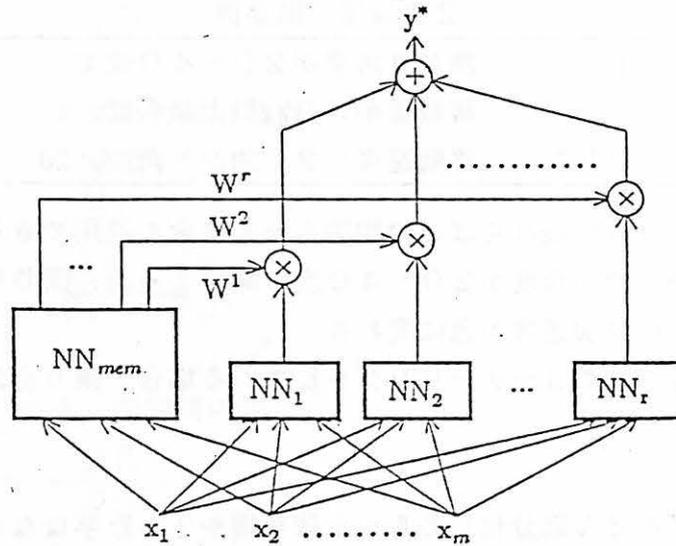
- ・推論ルールの設計が大変容易
- ・ルール数も大きく削減できる。

### 2.3 ファジィ推論の課題

- ・メンバーシップ関数はどう決めたらいいのか
- ・適用環境の変化に対応する学習機能がない

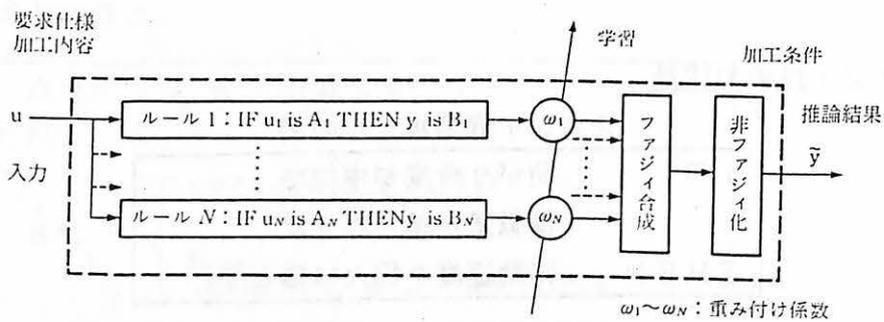
## 2.4 ニューラルネットの導入

(a) 松下電器：ニューラルネット駆動型ファジィ推論<sup>3)</sup>

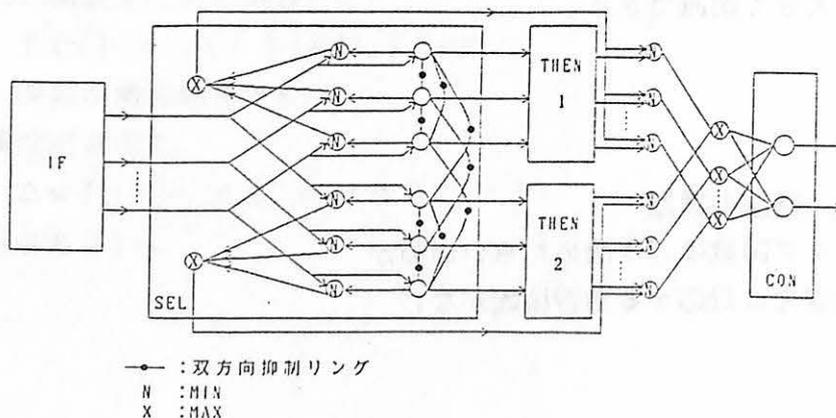


(b) 三菱電機：工作機械の加工条件を決めるES<sup>4)</sup>

熟練作業者を教師データとして、ルールの適用重み係数をNNの学習で求める  
誤差は学習前に比べ、2/5から2/3に減少

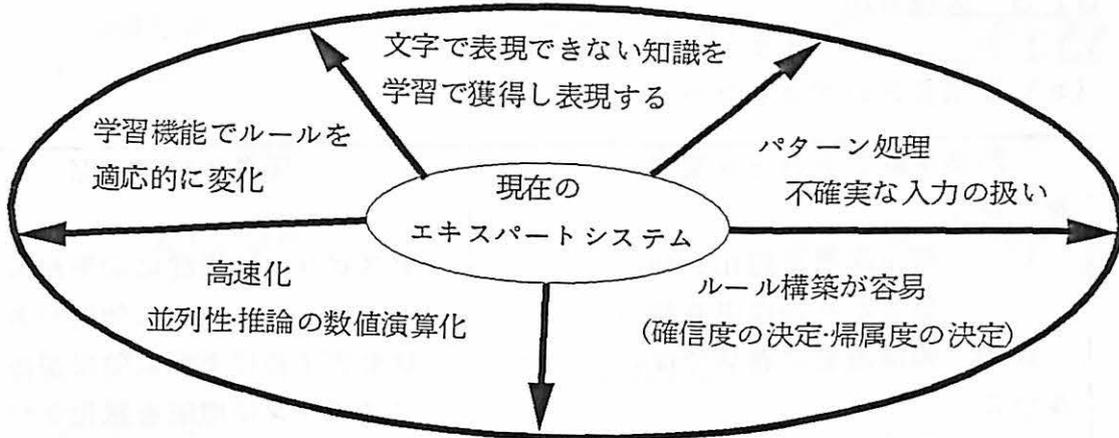


(c) 電総研：Neuro Fuzzy inference System<sup>5)</sup>



### 3. ESへのニューラルネット応用

#### 3.1 目的と利点



ニューラルネットを組み込んだエキスパートシステム

#### 3.2 適用範囲

##### ▽AI分野におけるNNの適用

	パターン処理	知識処理	自然言語処理
NNの適用	大	中	小
(例)	文字 <sup>6)</sup> / 音声認識 <sup>7)</sup> 画像 <sup>8)</sup> / 音声処理 <sup>9)</sup>	債券格付け <sup>10)</sup> 家系判断 <sup>11)</sup>	同音異義語識別 意味ネット

##### ▽ESへのNNの適用

	制御/運用	診断/解析	設計/計画
NNの適用	大	中	小
(例)	運動制御, プラント運用 飛行制御	故障診断, 医療診断 データ解析	スケジューリング 最適解探索, 意志決定
	ロボットのアーム制御 <sup>12)</sup> ロケット着陸シミュレート <sup>13)</sup>	与信システム <sup>14)</sup> 腰痛 <sup>15)</sup> 頭痛 <sup>16)</sup> 診断	新製品開発の続行/中止決定 ポートフォリオ

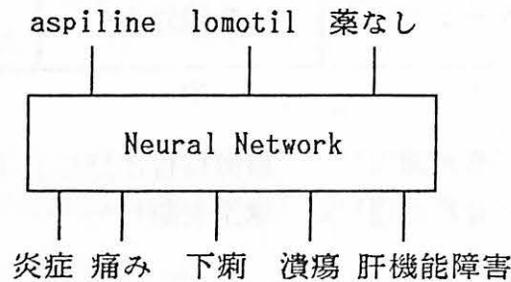
### 3.3 実現方法

#### 3.3.1 単一ニューラルネット型ES

(a) 従来ESのプロダクションルール

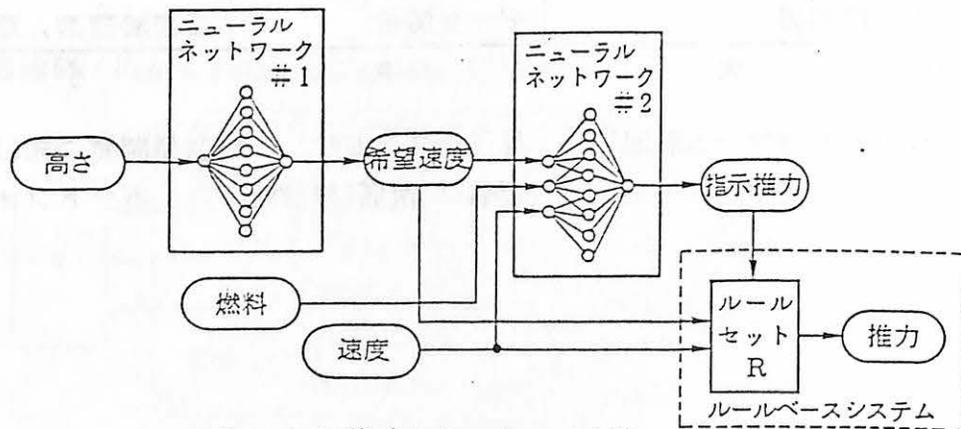
%基本的アドバイス規則%	%基本的事実%
ルール 1 : IF 薬が疾患を悪化させ、 患者がその疾患を持つ THEN 薬は患者に適切でない	アスピリンは炎症に効果がある アスピリンは痛みにも効果がある ロモティルは下痢に効果がある
ルール 2 : IF 患者が症状を示し、 薬がその症状に効果があり、 薬が患者に不適切ではない THEN 患者は薬を取るべき	アスピリンは潰瘍を悪化させる ロモティルは肝機能障害を悪化させる

(b) ニューラルネットによる実現



#### 3.3.2 NNの組み合わせ型ES

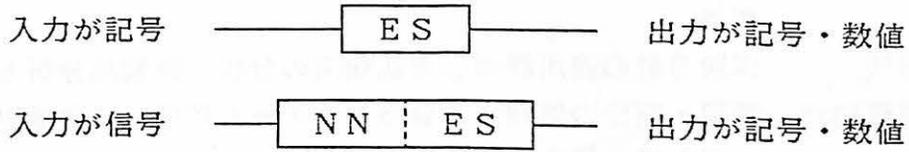
事前知識として明らかなものは明示的に構造に反映させる



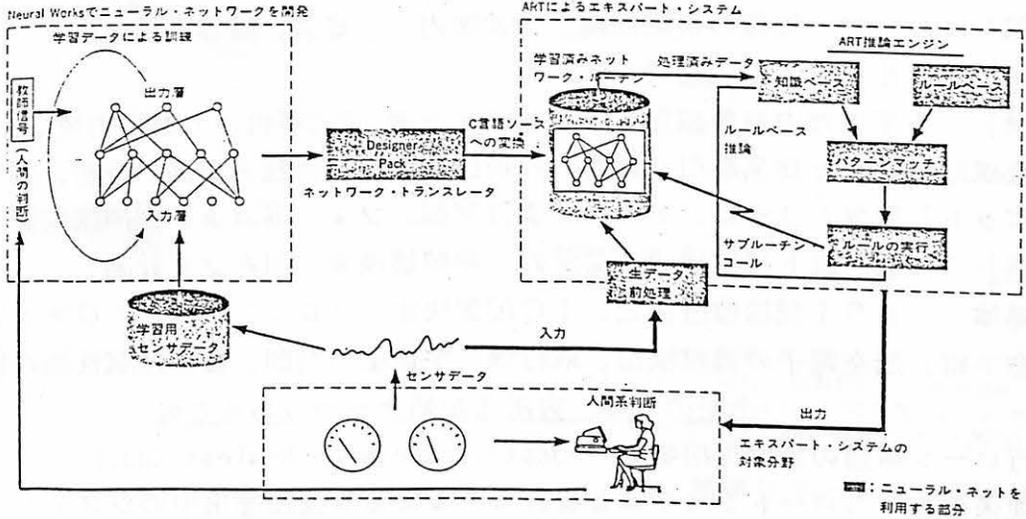
ロケットの着地シミュレータ<sup>13)</sup>

### 3.3.3 ニューラルネットフロントエンド型ES

物理信号等のパターン処理をNNで初めに行ない、記号になってから従来のESへ渡す



●ニチメンデータシステムは、同社の販売しているニューロ・ツール「Neural Works」とエキスパート・システム・ツール「ART」を融合するシステムの開発を受注している。Neural Worksのネットワーク・トランスレータ「Designer Pack」を活用する



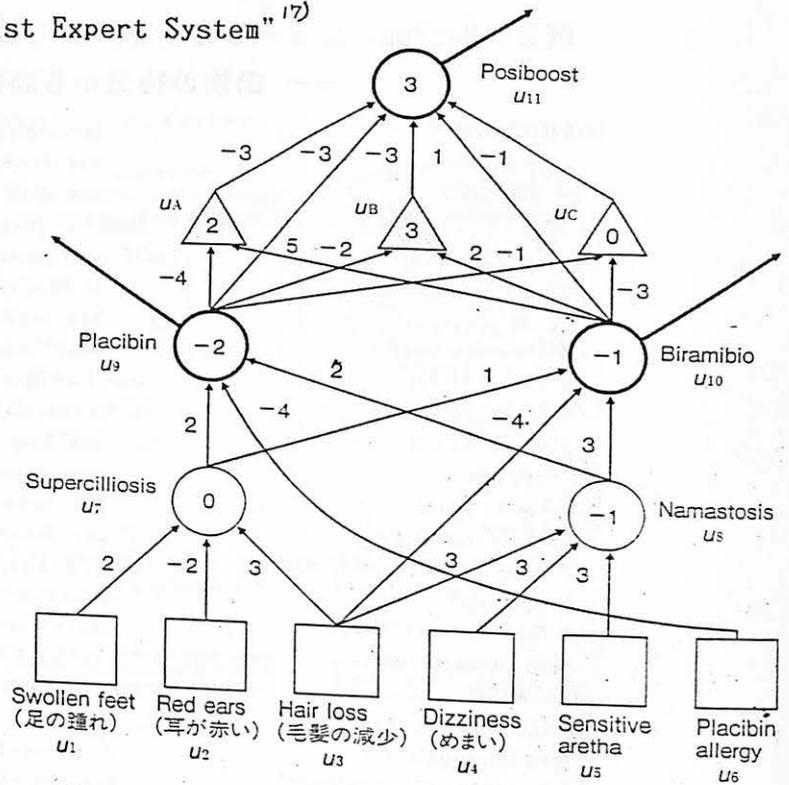
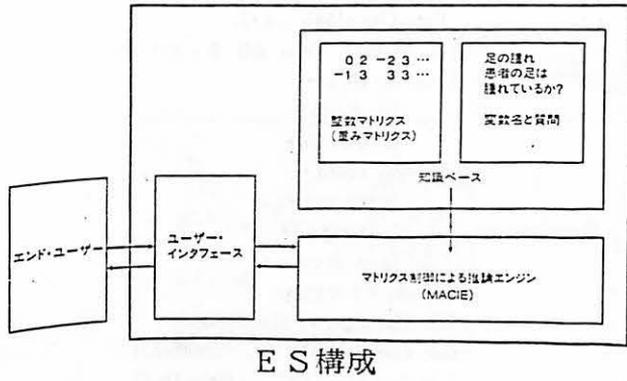
### 3.4 応用例

- [財務] 信用評価、新製品分析と最適化、会社財務分析、顧客集団の特徴付け
- [金融] 市場調査、小切手読取り、物理的な安全性の補強、ローン評価、顧客信用評価
- [保険] 保険方針の適用評価、支払傾向の分析、新製品分析と最適化
- [信号処理] 音響・画像の処理（雑音除去、データ圧縮、特徴抽出、パターン認識）
- [娯楽] 市場分析と予測、特殊な効果、アニメーション、修復
- [自動車] 組み立てジグ制御、品質保証修理の分析、自動走行
- [輸送] 貨物引き替え票の分析、運送スケジューリングと定型化、航空運賃管理
- [通信] 音声・画像の帯域圧縮、自動案内サービス、顧客支払処理
- [店舗拡張] 出店する地域選択
- [医学] 手術時の患者感覚の合成と状況予測、EEG解析、外科手術用レーザー制御
- [安全保証] 在庫と商品取引の助言、技術的な市場・会社・商品の分析、顧客信用分析
- [ロボット] 視覚システム、アーム・歩行制御、フィードバック型捕獲制御
- [製造] 低コスト視覚検査システム、非破壊検査、組み立て計画
- [半導体] L S I 配線位置決定、I C 配置決定、プロセス制御、I C チップ検査
- [航空宇宙] 航空電子の異常検出、飛行機・宇宙船の制御、自動運航性能の向上

#### 上記のうち、実用化が始まりつつあるもの

- ・銀行ローン申請の貸付信用審査 (Adaptive Decision Systems Inc.)  
従来のエキスパートシステムと統計モデルによる現在運用中のシステムよりはるかに正確で今年度中にある大手金融会社で実用化が計画されている。（貸倒を10%以上減らした）
- ・航空機運航スケジュール (Behavioristics Inc.)  
予約時間によって異なる航空運賃のために割引運賃の座席と普通運賃の座席の配分を最適化する。現在、数社の主要航空会社が導入検討中。
- ・製品自動検査 (エス・ジーエンジニアリング)  
製造ラインを流れてくる部品の形状を認識し、異常を見付ける。1989年4月に精機技研（ホンダ系の自動車部品メーカー）へ納品予定。
- ・製品自動検査 (Global Horonetic)  
医薬品のびんの 1)良品 2)栓のシールが貼っていない、 3)ラベルが貼っていない 4)ラベルが歪んでいる、の判定をほぼ 100% 見分ける。現在数十社から引合い中
- ・検索システム (イクスカバー・テクノロジー, 日軽情報システム)  
文字列・記号列を学習し、データベースを連想検索するシステムと、科学物質のスペクトルを連想検索するシステム。1988年6月から販売中。
- ・英数文字認識 (日本電気)  
来年4月、Neuro-7(PC9801用ニューラルネットボード:18万円, ニューロソフト50万円)を、日本電気市場開発から発売。英数字印字文字認識の場合ハード・ソフト込みで140万円以下。認識率99.8%。

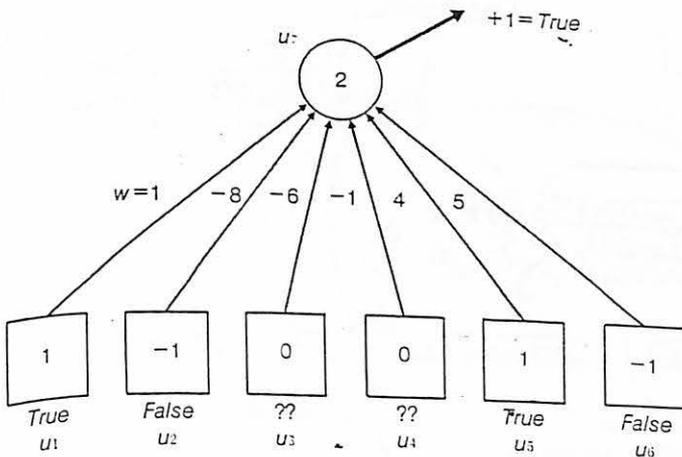
例1 Stephen I. Gallant, "Connectionist Expert System" 17)



- 出力セル(治療)
- △ アルゴリズムによって付け加わった中間セル (もとの従属ネットワークには存在しなかったセル)
- 中間セル(病名) (もとの従属ネットワークに存在したセル)
- 入力セル(症状)

簡単なネットワークの構成例

[特徴] 説明機能を持つ



Rule:  
If

$U_2 = \text{False}$  and  $U_5 = \text{True}$ ,

Then, conclude

$U_7$  is True.

- (1) 既知で、しかも  $u_7$  の識別の最終的確信度に貢献するすべての入力をリストアップする。図8に示すように  $u_2$  と  $u_5$ ,  $u_6$  がリストアップされる。 $u_6$  は  $u_3, u_4 < 0$  で、かつ  $u_7$  が「真」という結論なので除外する。
- (2) 重みの絶対値が大きい順に並べる。この結果  $u_2$ ,  $u_5$ ,  $u_1$  の順になる。
- (3) この順で次式を満たすまで if-then ルールの節を生成する。

$$\left\{ \sum_{u_i \text{ used for clause}} |w_i| \right\} > \left\{ \sum_{\text{remaining inputs to } u_7} |w_i| \right\}$$

この結果次のようなルールが生成される。

if  $u_2$  is False and  $u_5$  is True

then Conclude that  $u_7$  is True.

例2 NeuMan: ニューラルネットシミュレーションマシン<sup>18)</sup>

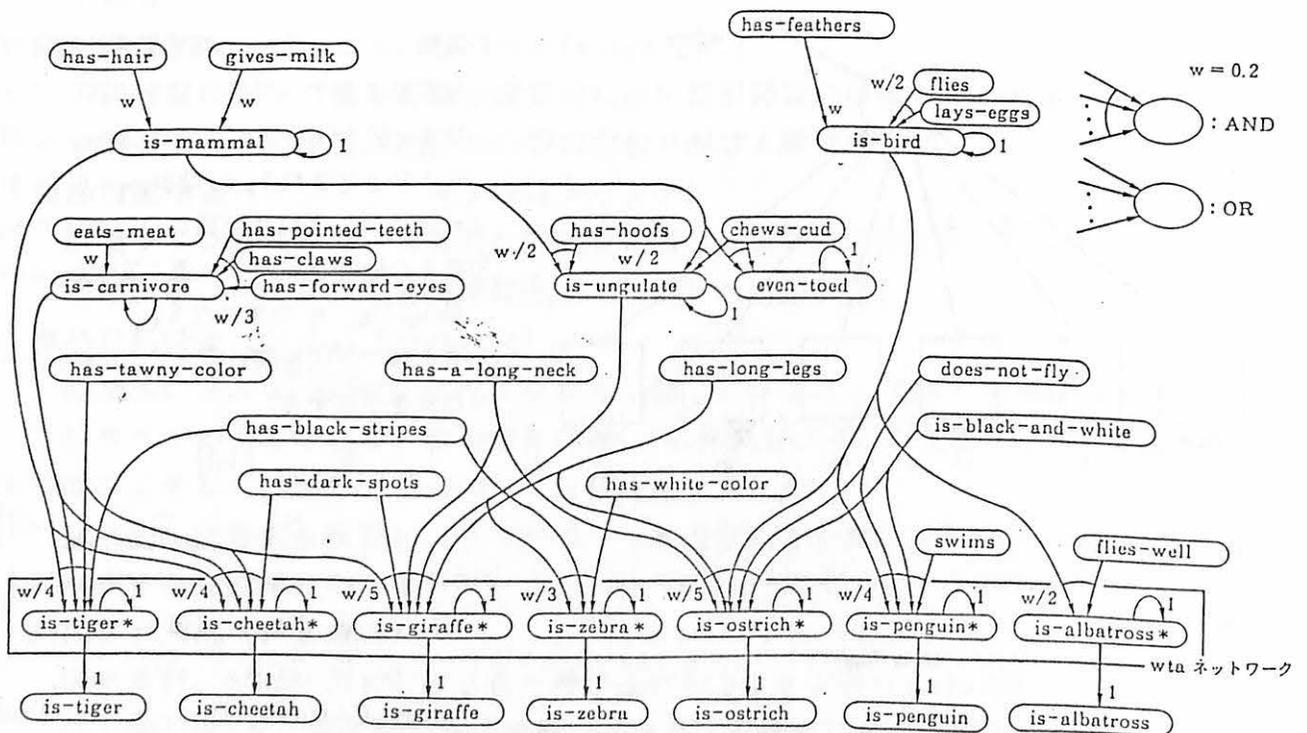
— 動物の特徴から動物名を推論するシステム —

```
(defrelation zoo (
  ;; 哺乳類
  (if (has-hair)
    then (is-mammal))
  (if (gives-milk)
    then (is-mammal))
  ;; 鳥類
  (if (has-feathers)
    then (is-bird))
  (if (flies-lays-eggs)
    then (is-bird))
  ;; 肉食獣
  (if (eats-meat)
    then (is-carnivore))
  (if (has-pointed-teeth
    has-claws
    has-forward-eyes)
    then (is-carnivore))
  ;; 有蹄類
  (if (is-mammal has-hoofs)
    then (is-ungulate))
  (if (is-mammal chews-cud)
    then (is-ungulate even-toed))
  ;; 種の決定
  (if (is-mammal
```

```
is-carnivore
  has-tawny-color
  has-dark-spots)
  then (is-cheetah*))
  (if (is-mammal
    is-carnivore
    has-tawny-color
    has-black-stripes)
    then (is-tiger*))
  (if (is-ungulate
    has-long-legs
    has-a-long-neck
    has-tawny-color
    has-dark-spots)
    then (is-giraffe*))
  (if (is-ungulate
    has-white-color
    has-black-stripes)
    then (is-zebra*))
  (if (is-bird
    does-not-fly
    has-long-legs
    has-a-long-neck
    is-black-and-white)
    then (is-ostrich*))
```

```
(if (is-bird
  does-not-fly
  swims
  is-black-and-white)
  then (is-penguin*))
  (if (is-bird
    flies-well)
    then (is-albatross*))
  ;; Winner Take All ネットワーク
  (wta is-tiger*
    is-cheetah*
    is-giraffe*
    is-zebra*
    is-ostrich*
    is-penguin*
    is-albatross*)
  ;; モータの駆動
  (ifc (is-tiger*) (is-tiger))
  (ifc (is-cheetah*) (is-cheetah))
  (ifc (is-giraffe*) (is-giraffe))
  (ifc (is-zebra*) (is-zebra))
  (ifc (is-ostrich*) (is-ostrich))
  (ifc (is-penguin*) (is-penguin))
  (ifc (is-albatross*)
    (is-albatross)))
```

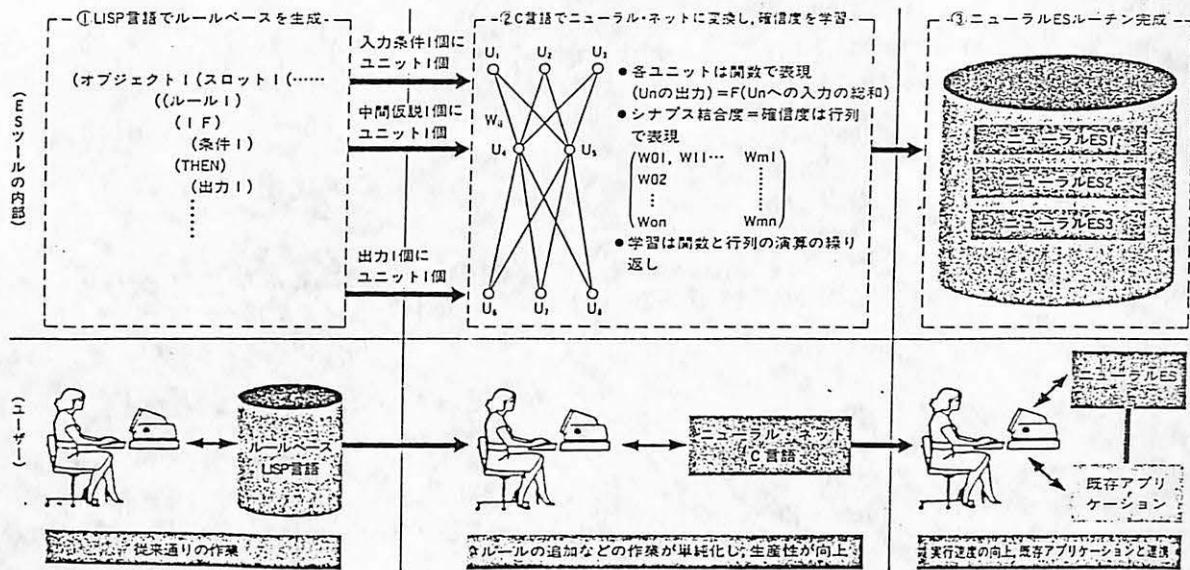
動物当てシステムの言語記述例 (動物当ての知識 zoo)



動物当てシステムのネットワーク

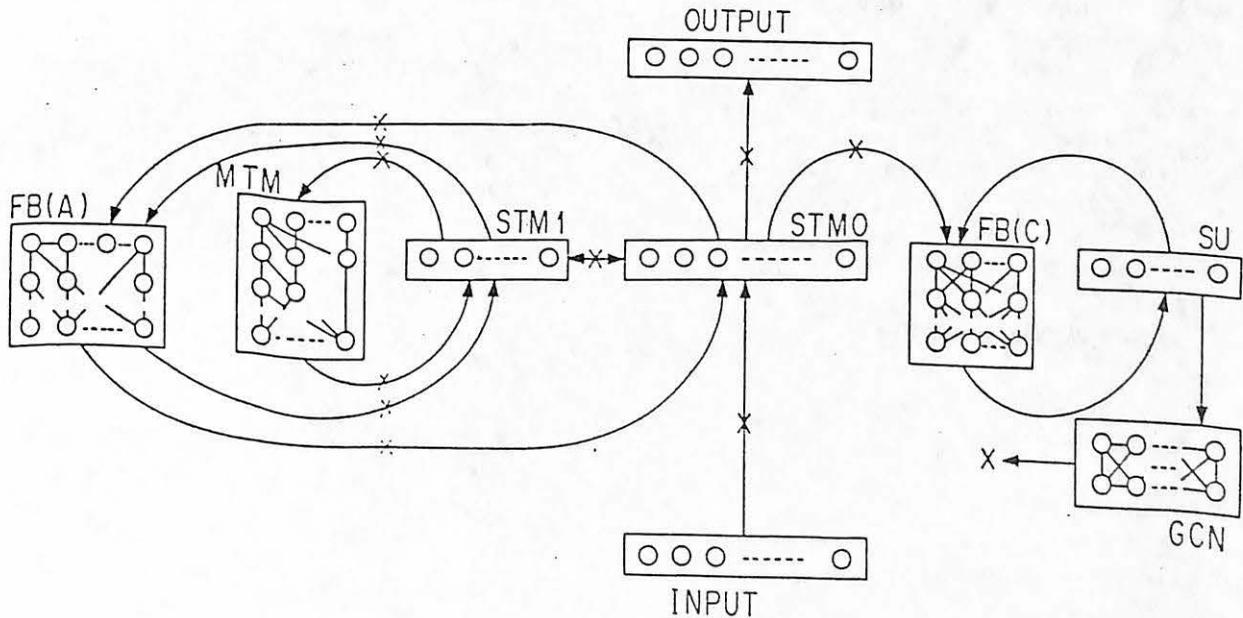
例3 “ES構築ツール”脳力男”, (ブレインズ社)

1989年5月までに製品発表予定



例4 μBRAIN<sup>TM</sup>

パターン認識が得意な多層パーセプトロンや連想記憶が得意な相関モデル、ファジィ推論を行なうNFS、組み合わせ最適化問題が得意な Hopfieldモデルなど特徴の違う色々なニューラルネットを組み合わせることで、新しい計算機ができないかという提案。



FB: 機能ブロック MTM: 中期記憶 STM: 短期記憶  
GCN: ゲート制御回路 SU: 状態ユニット x: ゲート

## 参考文献

- 1) J.J.Hopfield, "Neural networks and physical systems with emergent collective Computational abilities," Proc. of the National Academy of Sciences USA 79, pp2254-2258, 1982
- 2) D.E.Rumelhart, J.L.McClell and the PDPresearch Group, "Parallel Distributed Processing", MIT Press, 1988
- 3) 林, 高木, "神経回路網モデルによるファジィ推論の定式化", 第4回ファジィシステムシンポジウム, pp55-60, 1988年5月  
または、別配布資料参考のこと
- 4) 森田, 今井, 竹垣, "神経回路型ファジィ知識モデルによる加工ノウハウの学習", 計測自動制御学会第27回学術講演会予稿集, pp347-348, 1988年8月
- 5) T.Furuya, A.Kokubu, and T.Sakamoto, "NFS: Neuro Fuzzy inference System", pp219-230, Aug. 1988  
または、"NFS-ニューラルネットワークを用いたファジィ推論システム", 情報処理学会第37回(昭63年後期)全国大会, 3J-4, pp1386-1387, 1988年9月
- 6) 香田, 高木, 木, "ニューラルネットによる手書き英数字認識 - モデル規模及び学習データ数に関する評価", 信学技報 PRU88-57, pp71-77, 1988年9月
- 7) A.Weibel, "Phoneme Recognition Using Time-Deley Neural Networks", 信学技報, vol.87, No.299, SP87-100, 1987年12月
- 8) T.J.Sejnowski and S.R.Lehky, "Neural network models of visual processing", The text for 1987 Short Course on Computational Neuroscience, Society for Neuroscience
- 9) 田村, A.Weibel, "Neural Network を使った波形入出力による雑音抑圧", 音講論3-P-13, pp253-254, 1988年3月3日
- 10) S.Shekhar and D.Dutta, "Bond Rating: A Non-Conservatece Application of Neural Networks", Proc. of ICNN'88, vol.2, pp443-450, 1988
- 11) D.E.Rumelhart, G.E.Hinton and R.J.Williams, "Learning representations by back-propagating errors", Nature, vol.323, pp.533-536, Oct.9, 1986
- 12) M.Kawato, K.Furukawa and R.Suzuki, "A hierarchical neural network for control and learning of voluntary movement", Biol. Cybern. vol.57 pp169-185, 1987
- 13) S.Suddarth, S.Sutton and A.D.C.Holden, "A Symbolic-Neural Method for Solving Control Problems", Proc. of ICNN'88, vol.1, pp515-523, 1988
- 14) AI WARE社 Commercial Loan Advisorシステム
- 15) D.G.Bounds et al., "A Multi Layer Perceptron Network for the Diagnosis of Low Back Pain", Proc. of ICNN'88, vol.2, pp481-489, 1988
- 16) 齋藤, 中野, "PDPモデルによる診断エキスパートシステム", 情処学会研究報告 56-3, vol.88 no.1, pp17-24, 1988年1月
- 17) S.I.Gallant, "Connectionist Expert System", Communications of ACM, vol.31, no.2, pp152-169, Feb.1988 (日経BP社の"ニューロコンピュータ最前線"に日本語訳あり)
- 18) 梶原, 中田, 松下, 小池, "ニューラルネットシミュレーションマシン: NeuMan", 情報処理学会コンピュータアーキテクチャシンポジウム予稿集, pp27-35, 1988年5月
- 19) 古谷, 国分, 坂本, "μ B R A I N : 知能体実現のための構造化ニューラルネットワーク", 信学技報告, MEB88- , 1988年, 11月

### その他

- "ニューロコンピュータ最前線 - 応用システムからLSIチップまで -", 日経BP社, 1988年11月
- "ESとの組み合わせで実用化が見えてきたニューロ", 日経コンピュータ 1989.1.2, pp53-62, 1989年
- 麻生, "ニューラルネットワーク情報処理 - コネクショニズム入門、あるいは柔らかな記号に向けて -", 産業図書, 1988年6月
- 小池, "知識処理とニューラルネットワークス", 甘利・森監修「入門ニューラルネットワークス」第4節, pp197-220, トリケップス WHITE series No.91, 1988年