

ニューロ技術の車間距離警報システムへの応用

Forward Distance Warning System with Neural Network Technology

安木寿教

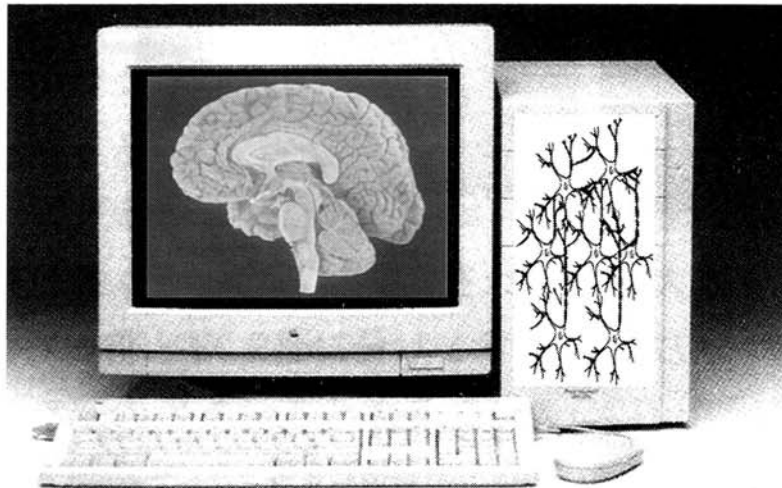
Hisanori Yasugi

中村隆一

Ryuichi Nakamura

八木 潔

Kiyoshi Yagi



要 旨

ニューラルネットワークは人間の脳の情報処理機能を工学的に模倣したものであり、その情報処理原理で動くコンピュータがニューロコンピュータである。ノイマン型と言われる従来のコンピュータが逐次処理により論理的処理や数値演算処理を得意とするのに対して、ニューロコンピュータは並列分散処理により直観やひらめきによる処理を行うことが可能であると言われ、自動車制御分野への応用もさかんに研究されている。今回、我々はニューラルネットワーク技術を応用した車間距離警報システムを試作し、前方車までの距離と相対速度、自車両速度の関係だけでなく、運転者の感性までも取り入れた警報システムを実現した。

本論文ではニューラルネットワークの原理について述べ、車間距離警報システムの構成、その有効性について議論する。

Abstract

A neural network is a technological model of information processing on a human brain. And neuro-computer works by this neural network principle.

A Conventional computer, which is called "von Neumann type computer", is good at logical processing or numeric operation with sequential process. On the other hand, a neuro-computer can handle parallel processing and is expected to manage complex situations using "flash" or "intuition" like a human. This movement also spreads to the car control field.

We have developed the forward distance warning system with neural network technology. This system alarms to a drive according to not only the relation among the distance, the relative velocity to a vehicle in front and the speed of its own but also his sense.

We describe the neural network principle, and discuss the basic configuration of the system and its utility.

1. はじめに

自動車への期待は、従来の運動性能の向上、省エネルギー対策、耐環境性の観点から、エアバッグ、ABSに代表される安全関連装置や、アクティブに運転をサポートするシステムに移り、さらには、ニーズの多用化、個性化により、利便性、快適性を兼ね備えたものも必要となってきた。我々は、電子制御システムに人間の感性を取り込む手段として、ニューロ技術に注目し、車載応用すべく検討を行った。ニューロ技術を利用することで、自動車走行中の状況や運転者の運転能力を認識することが可能である。

今回応用事例の1つとして、自動車走行中の学習により、運転者のフィーリングに適合し違和感の無い警報を与える「ニューロ応用車間距離警報装置」を試作した。

2. ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークは、生物の脳と同じ情報処理の原理に従って働き、人間の脳のように優れた情報処理能力をもつシステムである。

2. 1 人間の脳

人間の脳はすばらしい情報処理を行っている。まず言葉という記号を用いて論理的な推論を実行し、意識的に思考を推進している。これが逐次直列型の情報処理であり、この情報処理の基本原則が今日のコンピュータサイエンスの基礎をなしている。

しかし、人間はいつでもこの逐次直列の原理に従って情報処理をしているのではなく多くの場合、パターン認識や『直観』や『ひらめき』に頼った判断をしている。

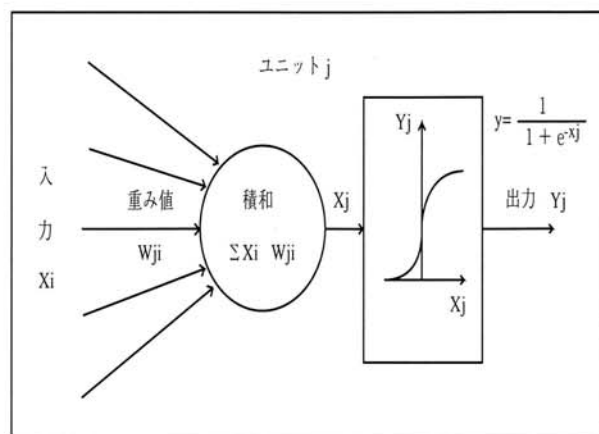


図-1 ニューロン・モデル
Fig.1 Neuron model

こうした情報処理様式を並列情報処理と呼ぶ。これは、脳の中の細胞により情報をパターンとして表現し、同時並列の相互作用を介して情報をダイナミックに展開している。

人間は逐次型の情報処理原理と並列型の情報処理原理を併用し相互に補い合うことで、矛盾や変動に強い柔軟で素早い情報処理と高度で知的な情報処理を実現している。

2. 2 ニューロコンピュータ

人間の脳を工学的に実現したものがニューロコンピュータであり、ニューロン（神経細胞）の実現方法や情報処理能力の獲得方法（学習方法）についていろいろなモデルが提案されている。その基礎となっているのが①線形しきい値関数モデル（McCulloch-Pitts モデル）^{*1}と②Hebbのシナプス強化法則^{*2}である。現在考案されているニューロコンピュータはほとんどこの2つの原理に基づいて造られている。（*1、*2は7頁に脚注）

2. 2. 1 ニューロンモデル

脳の神経細胞と同様の信号処理を行うように工学的にモデル化したニューロンユニットを図-1に示す。ニューロンユニットは多入力-1出力素子で基本的機能としては入力信号と「重み」の積和演算とその積和演算結果に対する簡単な関数処理の2つである。我々は、後述する学習方式（誤差逆伝播学習法）で一般によく使われる非線形の連続関数（シグモイド（S字型）関数）を用いて関数処理を行っている。

2. 2. 2 ネットワーク

上述したニューロンユニットを多数結合して脳と同様の情報処理を行う。その結合形態は大きく①階層型と②相互結合型に分けられる（図-2）が、取り扱いが容

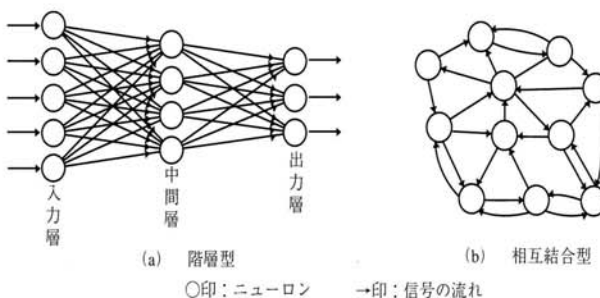


図-2 ネットワークモデル
Fig.2 Network model

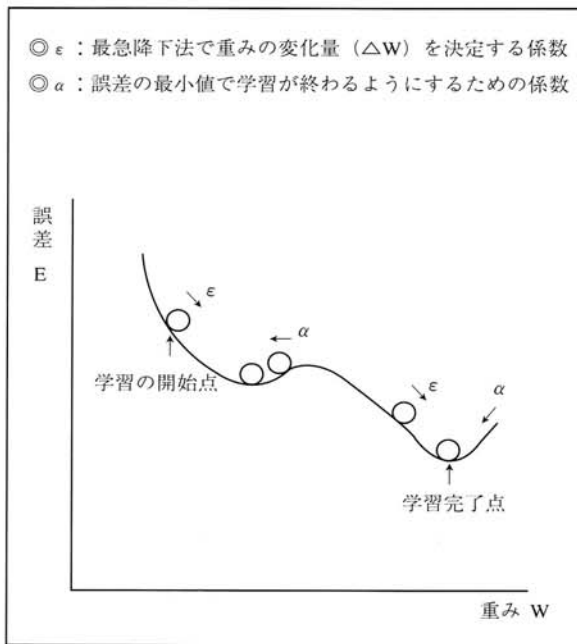


図-3 バックプロパゲーション法

Fig. 3 Error back propagation learning method

易なこと、有効な学習方式が提案されていることより3層の階層型がよく利用されている。

3層ネットワークはニューロンユニットを入力層、中間層、出力層と3列に配置し、信号は入力層より出力層に向かって一方向に流れる。

2. 2. 3 学習方式

ニューロンに入力された信号はそれぞれのニューロンユニットに対応する「重み」と積和演算され、繋がっているニューロンユニットに信号を出力する。学習とは入力信号群に対し、希望する出力信号群が得られるように「重み」を調整することである。従来のノイマン型コンピュータがプログラムを組むことで情報処理能力を与えられるのに対し、ニューロコンピュータは学習を行うことで情報処理能力を獲得する。

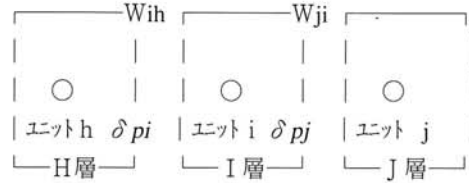
いろいろな学習方法が提案されているが、階層型ネットワークの代表的な学習方式に誤差逆伝播学習法 (Error back Propagation Learning method バックプロパゲーション法) がある。

バックプロパゲーション法は、学習時の重みの更新量を以下に示す伝播誤差をもとに出力層から入力層に向かって順次計算する学習法である。

これは図-3に示すように、教師信号とニューラルネットワークの出力信号の誤差を計算し、この誤差を「重み」による関数として捕らえ誤差曲面を想定し、誤差が減少するように「重み」を微量修正するものである。

バックプロパゲーション法

複数層のネットワークの一部をH、I、J層とするそれぞれの層に任意のユニットh、i、jがある。



ニューラルネットワークにパターンPの信号を与えた時、ユニットiの伝播誤差 δpi は

1) I層が出力層のとき (J層は無いものとする)

$$\begin{aligned}\delta pi &= (Tpi - Ypi) f'(Xp) \\ &= (Tpi - Ypi) Ypi(1 - Ypi)\end{aligned}$$

2) I層が中間層のときは

$$\begin{aligned}\delta pi &= \sum_k \delta pj \cdot Wji \cdot f'(Xp) \\ &= \sum_k \delta pj \cdot Wji \cdot Ypi(1 - Ypi)\end{aligned}$$

f' : 入出力関数 f の微分関数

$$f(x) = 1/(1 + \exp(-x))$$

$$\begin{aligned}f'(x) &= \exp(-x)/(1 + \exp(-x))^2 \\ &= f(x) \cdot (1 - f(x))\end{aligned}$$

Tpi : パターンPでのユニットiの教師信号

Ypi : パターンPでのユニットiの出力信号

δpj : ユニットjの伝播誤差

Wji : ユニットjとユニットiとの重み

Xp : 入出力関数の入力値

重みの更新量は発散を抑えるために慣性項を加え、ユニットhからユニットiの重み Wih の更新量は

$$\Delta Wih(n) = \epsilon \sum_p \delta pi \cdot Ypi + \alpha \Delta Wih(n-1)$$

ϵ : 学習定数

α : 安定化定数

n : 学習回数

$\Delta Wih(n)$: n 回目の重みの更新量

$\Delta Wih(n-1)$: $n-1$ 回目の重みの更新量

$$Wih(n) = Wih(n-1) + \Delta Wih(n)$$

$Wih(n)$: n 回目の重み

$Wih(n-1)$: $n-1$ 回目の重み

2. 2. 4 ニューロ技術の応用事例

民生機器分野では1990年に松下電器産業株がニューロ技術を利用した「エアコン」を発売して以来、各社が応用製品を開発している。自動車制御分野では、三菱自動車工業株が開発したAT（オートマティクトランスミッション）だけであるが、ニューロ応用製品は着実に生活の中に浸透している（表-1）。

表-1 ニューロコンピュータ応用商品

商 品	メーカー・発売時期	特 徴	ニューロの利点
エアコン	松下電器産業株 1990	エアコンの室内機で計測できる物理量（気温、風量、風向等）だけで、ニューラルネットワークが人間の快適度を推定する。	学習 汎化能力
ワープロ かな漢字変換	東芝株 1992	同一文脈のなかで用いられる可能性の高い語どうしを、その可能性を重みにして連想ネットワークを形成し、同音異義語を正確に変換する。	連想 並列処理
自動車制御 AT	三菱自動車工業株 1994	アクセル開度、ブレーキ等より運転者の好みに応じた最適シフト段に変速する。 全運転領域での最適制御が可能。	学習

3 車間距離警報装置への応用

3. 1 車間距離警報装置

車間距離警報装置は光や電波を使い前方車両と自車両との車間距離と相対速度を測定し、危険な状態（前方車と接近し過ぎている）と判断した時に運転者に警報を与

える装置である。（図-4）安全上必要な車間距離は自車両速度と相対速度に依存しており、前方車両が急に減速をし始めて停止するような場合でも追突しないためには、運転者の反応遅れによる空走時間も加えて、式(1)で与えられる安全車間距離が必要である。

$$D_n = (2V_s - V_r) \times V_r / 2\alpha + V_s \times TR \quad \text{---(1)}$$

D_n ：安全車間距離

V_s ：自車両速度

V_r ：自車両と前方車両との相対速度

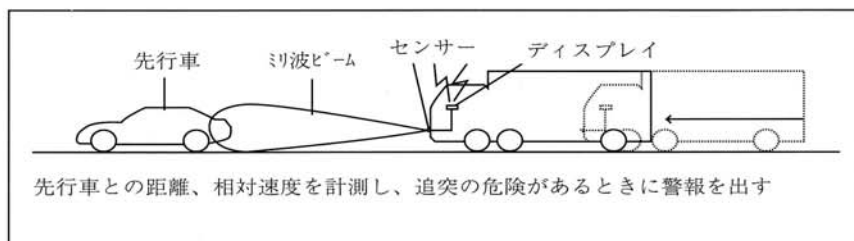
α ：車両の減速度

TR ：空走時間

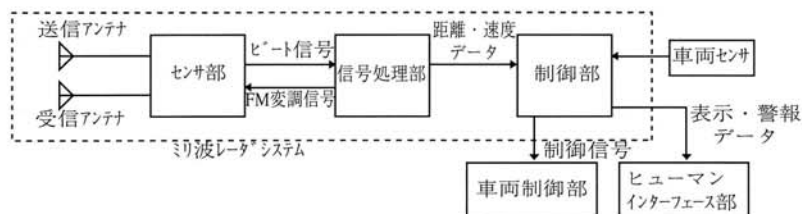
但し、現在のシステムでは、警報距離（自車両と前方車両との車間距離がこの値を下回ると警報を出す）は上式の安全車間距離を元にして多数の被験者の実験データから決定した平均値を用いている。また、警報は危険度合いに応じて一次警報（注意）と二次警報（危険）の2段階に分かれている。

3. 2 ニューラルネットワークの構成

全ての運転者に対して画一的な距離で警報を与えた場合、運転者の運転能力や健康状態、心理状態により、警報を煩わしく感じたり、逆に警報が無く不安を感じたりすることがある。そこでニューロの学習能力、汎化能力



(a) イメージ図



(b) システムブロック図

図-4 車間距離警報装置（ミリ波レーダ方式）

Fig. 4 Distance warning system between cars
(Millimeter-wave radar type)

を利用し、運転状況や運転者のフィーリングに応じた車間距離で警報を与えるシステムを試作した。ただし、警報は安全性が第一と考えニューラルネットワークの学習適応範囲は一次警報に限定した。

3. 2. 1 システム構成

システム構成を図-5に示す。なお、本構成は、図4(b)車間距離警報装置のシステムブロック図中の制御部内に実現される。入力信号を①自車両速度 ②相対速度の2入力とし、出力信号を警報を出すべき車間距離（一次警報距離）とする。一次警報距離より実際に計測した車間距離が短い場合に警報を与える。

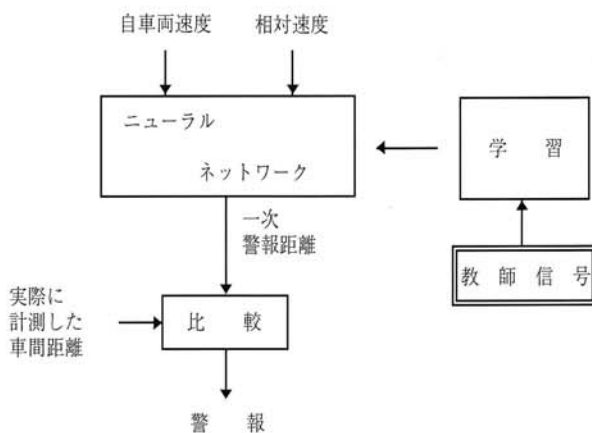


図-5 システム構成

Fig. 5 System Configuration

3. 2. 2 教師信号

ニューロシステムの性能は、与える教師信号の優劣が大きく寄与する。与える教師信号が矛盾を含んでいれば良い制御能力が獲得できないことは明らかである。運転者のフィーリングに合った車間距離で警報を出すためには、運転者のフィーリングを入手可能な信号で代用する必要がある。そこで「運転者が警報を出してほしい時」＝「危険と感じる時」＝「ブレーキを踏んだ時」と考えて、ブレーキを踏んだ時の車間距離を教師信号とした。効果的な学習を行うために通常どのような状況（車間距離、自車速度、相対速度）で運転しているのかを調査した（表-2）。これによると自動車専用道路の走行で、相対速度が0～10km/hの範囲で90%以上走行していることがわかる。

また、相対速度10km/h以上でのブレーキタイミングのデータを収集すると、ばらつきが大きく、運転者の特性がデータから読み取れないことが多いことがわかった。

た。以上のことよりニューラルネットワークの学習は、相対速度0～10km/hの範囲内で行うこととした。なお、それ以上の相対速度領域ではニューラルネットの汎化能力（入力パターンの一部を学習することにより、全体の入出力関係がニューラルネットワーク上に構成されるしくみ）によりカバーできることをシミュレーションにより確認している。

一方人間が、ブレーキを踏むタイミングは上述したような自車速度と、前方車両との位置関係だけで決まるものではなく、合流、分岐車両の有無や、前方車両のさらに前の道路状況、路面状態や天候に左右される。今回の教師信号では、これらの項目全てに十分対応できるわけではないが、センシングの容易さとこの教師信号のみでもニューラルネットワークの有効性を十分確認できると考え適用を試みた。

表-2 相対速度ごとの走行時間

被験者	相対速度			
	0～4km/h	5～9km/h	小 計	10km/h以上
A	82.5%	14.9%	97.4%	2.6%
B	88.0%	10.1%	98.1%	1.9%
C	81.4%	14.7%	96.1%	3.9%
D	84.8%	12.7%	97.5%	2.5%
E	88.1%	11.6%	99.7%	0.3%
F	80.8%	14.0%	94.8%	5.2%
G	70.2%	25.0%	95.2%	4.8%

3. 3 実車による検討

リアルタイムで走行データ（自車両速度、相対速度、車間距離、ブレーキの有無）を読み込んで学習し警報判定を行うニューロ応用車間距離警報装置を試作し評価を行った。実車走行の結果を図-6に示す。これを見ると、運転者が従来システムの警報距離よりも前方車に近づいてブレーキを踏んだ場合には警報距離を短く、逆に警報距離に達する以前にブレーキを踏んだ場合には、警報距離を長くするように学習できていることがわかる。

すなわち、ニューロが運転者のブレーキ特性に応じて警報距離を変更することで、時々刻々変化する運転者の車間距離感覚に合った警報を実現できることがわかった。

3. 4 実車による官能評価

十数名の被験者により行った官能評価結果を図-7に示す。図を見ると自車両の速度が60km/h、80km/h付近では比較的満足のいく結果が得られているが、40km/h付

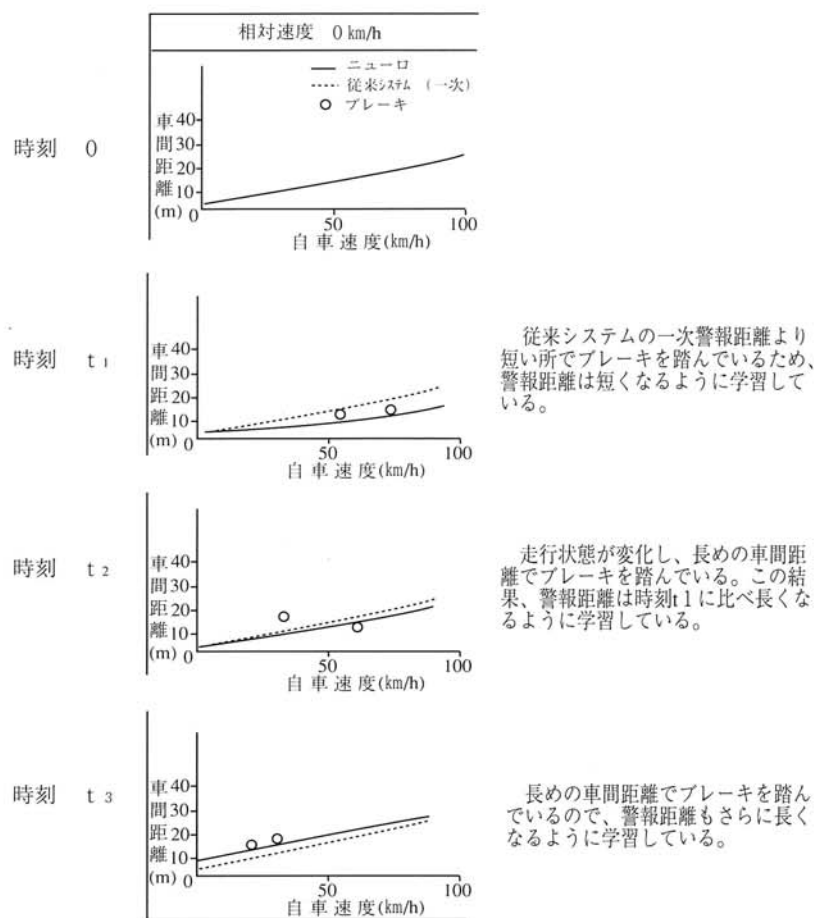


図-6 警報距離の学習

Fig. 6 Learning of an alarm distance

近では警報が鳴りすぎるという不満が多いことがわかった。これは分析の結果、前方が渋滞等で流れが滞っている場合に、運転者が減速の必要性を早期に察知してブレーキを踏むため、この距離を学習した結果、感覚に合わない長めの車間距離で警報を出したことが判明した。これは教師信号を単純に、ブレーキを踏んだ時の車間距離としたことからくる不具合で、3. 2. 2で述べたようにこの教師信号を用いたニューラルネットワークの限界であるが、新たな信号を教師として追加することで対応できると考える。

4 車載応用の展望

ニューラルネットワークの車載応用を考えた場合、学習方法の主流は、民生機器に見られる開発段階での学習ではなく、今回紹介したように製品が市場に出てから学習するタイプのものであると考えられる。それは民生機器が基本的に、ある程度予測可能な環境のもとで使用される(例：エアコンはリビングルーム、炊飯器は台所)のに対し、自動車は使用する条件がさまざまであることや、運転者によっても使用条件が異なり、画一的な学習ではニューラルネットワークの利点を引き出すことが困難なためである。

本稿ではソフトウェアによるニューラルネットワークについて述べたが、大規模のネットワークを構成するためには、車載環境に耐えうるハードウェアの開発も必要である。ニューラルネットワークのハードウェアの開発も積極的に進められ、従来のデジタル、アナログ技術を駆使したもの他、光を応用したものも研究されてお

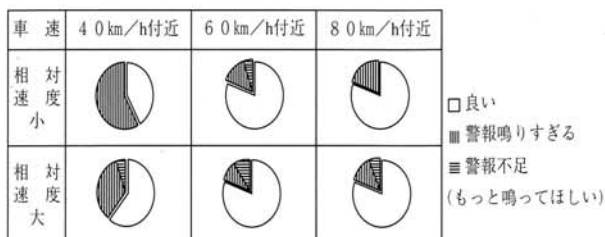


図-7 官能評価結果

Fig. 7 Result of evaluation

り、大規模ネットワークによるニューラルネットワークの特徴を活かした応用システムが今後発表されるであろう。

5. お わ り に

自動車に対するニーズの多様化に対応するため、人間の感性をシステムにいかに取り込むかが重要なポイントであり、それを解決する1つの手段としてニューロ技術による検討を行った。運転者の感性を自動車制御に取り込むには市場に出てからのフィールドでの学習が不可欠であり、その有用性を示したと考える。今後は他の方式の検討も合わせて開発を進めていく。

参考文献

- 1) 総合技研(株)自動車エレクトロニクス研究グループ：
'94 自動車エレクトロニクスの現状と将来分析，
総合技研株式会社，1993
- 2) (財)日本自動車研究所 クルマ21研究会 通商産業
省監修，21世紀クルマ社会を読む，財日本自動車
研究所，1990
- 3) 甘利俊一：ニューロコンピュータ読本，サイエンス
社，1989
- 4) 中野馨 他：ニューロコンピュータの基礎，コロナ
社，1990
- 5) David E.Rumelhart, James L.McClelland, the PDP
Reserch Group:PARALLEL DISTRIBUTED
PROCESSING, The MIT Press, 1986
(甘利俊一 監訳：PDPモデル 認知科学とニュー
ロン回路網の探索，産業図書，1989)
- 6) 吉田邦夫，中基孫，赤嶺育雄，藤原克彦：“ニュー
ロ制御エアコンーニューラルネットワークによる
快適制御ー”，National Technical Report, 松下電器
産業株式会社，Vol.37, No.6, pp.639～645,1991
- 7) “新時代AT 三菱INVECS-II”，自動車工学，
No.12, 1994
- 8) 天野真家，木村和弘，鈴岡節：“ニューラルネット
ワークを用いたかな漢字変換技術”，東芝レビュー，
株式会社東芝，Vol.45, No.12, pp.987～990,1990
- 9) 玉置智彦，梶岡英樹，岸田正彦，藤村契二，畑中則彦：
“車間距離警報装置ーレーザーアラームー”，
富士通テン技報，富士通テン株式会社，Vol.12，
No.2, pp, 1995

*1 線形しきい値関数モデル (McCulloch-Pitts モデル) ＝ニューロンをモデル化

ニューロン（神経細胞）は、興奮すると電気パルス列を出力し、興奮していないとほとんど何も出力しない。これを他のニューロンに信号を伝えるものと考え、

- a)興奮状態および、そのとき送り出される信号を『1』、
 - b)非興奮状態および、そのとき送り出される信号を『0』、
- とした。この信号が別のニューロンに達すると、入口のシナプス結合の強さに応じて刺激を与え、それを受けたニューロンは刺激の総和が個々に決められた値（しきい値）を越えると興奮する。

*2 Hebbのシナプス強化法則＝学習方法についての法則

ニューロンが興奮した時、それにより刺激を伝えた入口のシナプス結合は強まり、より刺激を伝えやすく変化する。これが脳の神経回路に可塑性（変化してそこに止まる性質）をもたらし、これによって記憶が可能になると仮定した。これは現実の脳ではまだ実証されていないが、その可能性はかなりあるとみられている。

筆者紹介



安木 寿教 (ヤスキ ヒサリ)

1985年入社。以来自動車用電子機器の開発に従事。現在技術開発部在籍。



中村 隆一 (ナカムラ リュウイチ)

1980年入社。以来自動車用電子機器の開発に従事。現在技術開発部プロジェクト課長。



八木 潔 (ヤギ キヨシ)

1977年入社。以来自動車用電子機器の開発に従事。現在モータロニクス本部開発部第一開発課長。