自己学習型ニューロ紙幣識別ボードの開発とその汎用展開

正員 竹田 史章 (高知工科大)

非会員 西 蔭 紀 洋 (グローリー工業)

非会員 藤 田 靖 (リライアンス)

Development of Self-Learning Neuro-Recognition Board for Banknotes
and its Wide Use ExpansionFumiaki Takeda, Member (Kochi University of Technology), Toshihiro Nishikage, Non-Member
(GLORY LTD.), Yasushi Fujita, Non-Member (Reliance)

Previous work by the authors has proposed a banknote recognition system using a neural network (NN) to develop new types of banking machines such as banknote readers and sorters. Up to now, the feasibility and effectiveness of our research for neuro-recognition system is shown using the large quantity of worldwide banknotes in the commercial market. However, in this neuro-recognition system, we had to transport the banknotes data from the banking machines to a personal computer (PC) in case of learning. After learning on the PC, neural parameters such as weights and masks are downloaded to the neural board. In this way, we have coped with the new banknotes or fluctuation of banknotes in the commercial market. In this paper, we implement the neuro-learning algorithm to this board and extend its specification in order to realize the intelligent machines, which can be tuned by itself according to the banknotes. Furthermore, we newly define specification information, which absorbs difference of some applications, for wide use of this board. Then we advance new neuro-recognition system to palm prints recognition. We construct an experimental system for palm prints recognition using this neuro board, image scanner and PC. Finally, we show the possibility of expansion for this board, concretely.

キーワード：ニューラルネットワーク，紙幣識別，自己学習，仕様書情報，掌紋認識，汎用化

1. はじめに

これまで著者らは紙幣識別のために、ニューラルネットワーク (NN) の演算をデジタルシグナルプロセッサ (DSP) で高速に処理するニューロ識別ボード (ボード) の研究と開発を行ってきた^{(1)~(9)}。更に、このボードを各種紙幣処理機に搭載し、海外紙幣が扱える紙幣処理機として市場に投入してきた^{(2)~(4)(6)~(15)}。その結果、海外市場にこれまで以上に迅速にかつ低コストで紙幣処理機を投入することが可能となった。しかしながら、これまでのボードは、NN の前向き計算を DSP で高速に行うものであり、学習動作である誤差逆伝搬の計算はもっぱら外部コンピュータで行っていた^{(5)~(12)}。すなわち、NN を紙幣の画像情報とカテゴリ (紙幣の金種、あるいは金種と紙幣の搬送方向⁽¹¹⁾⁽¹²⁾) との一对一の対応付け関数としてボード上で位置付けていた。また、これまでの識別機開発においては、学習を実時間あるいはオンラインで行う必要性はなく、十分な識別性能を発揮する NN ウェイトを作成することが重

要であった^{(1)~(4)}。

しかるに、今日、ヨーロッパにおける通貨統合の動きとあいまって貨幣の流通領域が大幅に拡大しようとしている。この貨幣流通の拡大に伴い、紙幣の疲弊、汚れ、破れなどの紙幣状態⁽¹⁾が大きく変動する可能性がある。このような事態に対し、非線形識別能力を有する NN をもってしても、開発時の NN ウェイト作成に紙幣の状態を学習に反映させるだけでは、市場において十分な紙幣識別率を維持することは難しいと予想される。一般に、紙幣の位置ずれおよび回転などの幾何学的挙動は、ボード上で補正可能である^{(2)~(4)(6)~(10)}。しかるに、紙幣の疲弊、汚れ、破れなどの紙幣状態の劣化メカニズムは明確に定式化することが難しく、この限りではない。従って、この対応手段の一つとして、変動する学習データを用いて NN ウェイトに紙幣の状態を反映させなければならない。

著者らは、上記の今後予想される問題点の一つの解決法として、これまでのボードにソフトウェアで学習機能を付加することで、識別機の市場における識別性能の回復が可

能であると予想している。つまり、識別性能を識別機自体が管理し、必要に応じて自己学習が可能な自律型のボードが要求されることとなり、本論文ではこの新しいボードの提案を行うものである。一方、これまでのボードは紙幣識別を対象として研究と開発が進められてきた^{(1)~(9)}。ここでは、更にビットマップデータなどの種々の画像データの扱いを可能とするため新たに仕様書情報を提案し、これによりボードの入力仕様および機能を拡張する。ここで仕様書情報とは、個々の制御対象ごとに異なる部分を同一のボードで扱う必要性からその異なる部分をパラメータ化し、ウェイトファイルの一部に格納したものである。特に、この仕様書情報の提案で従来のラインセンサからのデータだけでなく、ディジタルカメラやイメージスキャナなどで採取するデータも処理可能となり、汎用ボードとして種々の使用に対応可能としている。

本論文では、従来のボードにソフトウェアで学習機能を付加する場合の種々の工夫を識別システムの観点から示し、その有効性を紙幣および掌紋データを用いた実験システムで示す。また、提案するボードを種々の使用に展開可能とするためシステム内における仕様書情報の実現方法、ならびに、その具体例をそれぞれ、「紙幣識別」、「掌紋認識」、「ロボット制御」で示す。

2. 従来のニューロ識別ボードの概要

ここでは、これまでに著者らが開発してきたボード^{(4)~(9)}の概要を説明する。従来のボードの概観とその機能構成を図1に示す。従来のボードはDSPを核として構成され、NNの前向き計算⁽¹⁶⁾⁽¹⁷⁾を高速に行うものである。特に、NNの計算は、基本的に行列の掛け算として表現されるので乗算器を有するDSPにとっては都合の良い認識アルゴリズムである。また、採用したDSP (TMS 320 C 31) は内部データをすべて4バイト長で表現し、更に、浮動小数型の変数を扱うことが可能である^{(5)~(11)}。また、アセンブラと同時にCコンパイラが提供されており、ソフトウェアの開発を従来の汎用CPUと同様に容易にしている^{(5)~(11)}。

まず、図1(b)に示すようにNNの学習において、紙幣データあるいはスラブ値^{(2)~(4)}がボードからパーソナルコンピュータ (PC) などの外部コンピュータにアップロードされる。このアップロードされたデータを用いて、学習がオフラインで行われる。ただし、ここでスラブ値とは、紙幣画像をマスクで部分的に被覆し、被覆されない領域の画素値の合計値を意味する^{(2)~(4)(18)}。著者らは、このマスク処理をNNの前処理に導入し、紙幣の効率的な特徴量抽出とNN構成の小規模化を実現してきた^{(2)~(4)(6)~(10)}。次に、一定量の学習データを用いて学習が十分収束し、識別性能の高いNNのウェイトが作成された段階で、このウェイトはPCからボードにダウンロードされる。また、ボード上では紙幣の識別が実時間で行われる。特に、NNウェイトは他のNNパラメータと共にボード上のフラッ

(a) Feature

(b) Configuration

図1 従来のニューロボードの構成

Fig.1. Configuration of the conventional neuro-board.

シメモリに格納され、PCで容易に更新でき、紙幣の変更にも迅速かつ柔軟に対応可能となっている。

3. 自律型ニューロ識別ボードの基本仕様と構成

ここでは、2.で示した従来のボードの基本仕様を基盤とし、学習アルゴリズムの移植とビットマップデータなどの汎用画像データの取り込みを可能とする機能を追加し、基本仕様を拡張する。特に、提案ボードが紙幣だけでなく種々の使用に容易に対応できるようにハードウェアおよびソフトウェアの構成に種々の工夫を与えている。以下にその詳細を項目ごとに示す。提案ボードの概観とその構成を図2に示す。

〈3・1〉 自己学習のための課題解決 本論文では図3に示すように従来のPCなどによるNNの学習をボード上のEPROMに移植し、ボード単体での学習を実現するものである。この実現においては、次の課題を技術的に解決する必要がある。

- (1) 紙幣画像などの学習データをDSPのメインメモリであるSRAMにすべて展開すること
- (2) NNの構成および学習パラメータを外部から容易に更新・閲覧が可能にすること
- (3) NNの学習状態を外部コンピュータでモニタできること
- (4) NNの学習結果(ウェイト、学習定数など)が目標の収束値に達しない場合でもボード上に残ること
- (5) 初期学習か継続学習かを容易に外部から指定し、

(a) Feature

(b) Configuration

図 2 提案するニューロボード
Fig. 2. Configuration of proposed neuro-board.

(a) Conventional learning style.

(b) proposed learning style.

図 3 種々のニューロボードによる学習方法
Fig. 3. Various learning style using neuro-board.

更に継続学習の場合はボード上の既存ウエイトを使用可能なこと

これらは、従来の PC による学習の場合とは異なる新たな仕様の技術課題となる。著者らは上述の個々の課題について以下のような技術的解決策を考案した。

(解決策 1)

一つの制御対象で最大のデータサイズは紙幣などの画像

図 4 モニタプログラムの表示例
Fig. 4. Example of display with monitor program.

データであるので、この画像データをマスク処理し^{(1)~(10)}、スラブ値である中間情報にする。例えば、紙幣データの画像フレームは $216 \times 32 \times 4$ バイトとなるがスラブ値は 50×4 バイトとなり、これを NN の 1 カテゴリに対する学習データとする。提案システムではメインメモリ (SRAM) の容量 ($64 \text{ K} \times 3 \text{ WORD}$: $1 \text{ WORD} = 4$ バイト) は限られているので、システムに一つの学習データが与えられるごとに逐次中間情報に変換し、カテゴリごとの学習データとしてボード上で編集していく。データ量が所定の容量 (紙幣枚数) に達すれば学習が自動的にボード上でスタートする。一方、ロボットなどを制御対象とした場合は、学習を行いながらロボットを動作させ、その動作情報から新たな学習データを得ることとなる。従って、NN への入力データ量は画像の場合と比較してはるかに少なく、エンコードなどの情報を中間情報に変換する必要性はない。この中間情報に“する”/“しない”の違いは以後で述べる仕様書情報のタスク制御スイッチで制御対象ごとに設定可能としている。

(解決策 2)

シリアル通信にてボードと PC を通信可能としている。また、NN の各パラメータを PC 上の初期値作成プログラム (モニタプログラムと略記) でメニュー形式で作成する (図 4 参照)。ここで作成されたパラメータをその基本的な矛盾 (パラメータの上下限、関連するパラメータの大小関係など) を自動診断の後に、ボード上のフラッシュメモリにダウンロードする。また、フラッシュメモリ内のデータはパラメータごとに管理番号が付与され、PC のディスプレイ上にパラメータの種類ごとに色分けされて表示される。更に、アップロードされたパラメータはダウンロードの場合と同じメニュー書式で表示され、パラメータの個々の修正も対話形式で実現可能とする。その内容も PC のディスクに格納可能とする。例えば、ウエイトは“71”という管理番号を持ち、その内容には図 5 に示すように NN の構成、初期学習定数、収束判定値、重み係数、必要とするマスク番号、コメントなどが含まれている。

```

Create initial weight
MASK ID      : 1
NN's ID      : 0b16212c
number of layer : 3
Network Name
num of lnn ptrns : 3
num of lnn ptrn  : 1
max learning count : 20000   SPACE key : MAX count
final error       : 0.000100
learning const    : 0.050000
momentum const    : 0.950000
osci const       : -0.100000
slope            : 1.300000
num of input cell : 50
num of hidden cell : 35

ESC key : return to previous menu

```

図 5 ウェイトファイルの内容例
Fig. 5. Example of contents for weight file.

図 6 モニタプログラムによる学習状況の表示例
Fig. 6. Example of display for learning status with monitor program.

(解決策 3)

ボードと PC との通信プロトコルはコマンドレスポンス方式を採用する。つまり、PC 上でモニタプログラムを動作させ、モニタプログラムの命令（コマンド）を DSP が割り込みとして受け取り、DSP が割り込みを許可した時点でコマンドに応じたレスポンスを DSP の中間情報とセットにしてモニタプログラムに返信する。

例えば、学習状態要求コマンドが PC から発行された場合、DSP は学習データの提示が一巡したところで割り込みを許可し、コマンドを受け付ける。次に、DSP はコマンドを解析しそのときの学習回数、学習誤差、学習定数をレスポンスの実態として PC に通信する。モニタプログラムは図 6 に示すようにグラフと折れ線で学習状況を表示する。

(解決策 4)

学習が収束しない場合、学習結果がボード上に残らない問題点に関し、著者らは次のような工夫を実施している。つまり、ウェイトのヘッダ部にウェイト書込条件を設定

し、学習が収束しない場合においても学習途中のウェイトをフラッシュメモリに書き込む動作をボードに与えている。書込条件としては学習回数あるいは学習誤差がある。また、ウェイトのフラッシュメモリへの書き込みは最大 3 回実施される。提案システムではフラッシュメモリの管理において最後に書き込まれたウェイトのみをシステムが再起動した場合に使用するものとしている。

この仕様により、画像データによる学習においてカテゴリ間の分離距離が非常に小さく、分離学習が所定の域に達しない場合、あるいは、ロボット制御のように一定間隔のエンコード情報による学習において逐次学習データが変化し、収束が不安定な場合においても学習結果はボード上に残される利点を得ている。

(解決策 5)

DSP ボード上にハードウェアスイッチを複数装着し、この組み合わせで継続と初期学習の違いを DSP のブート時点で判別できる仕様になっている。特に、前者の場合、フラッシュメモリ内の最後に書き込まれたウェイトを初期値としている。また、従来の学習のように PC で作成されたウェイトをボードにダウンロードし、これを初期値にして継続学習を実施することも可能としている。更に、DSP で乱数にて発生した初期値を使用する仕様も組み入れている。

〈3・2〉 ハードウェア構成 ボード単体で学習動作を可能とし、更に、認識および制御などの各種使用に対応するために、新たに、モード設定スイッチ、LED、液晶表示板（LCD）、D/A 変換器、パラレル通信ポート、デュアルポートメモリ（DPM）への延長ポートなどを追加する。また、従来と同様に、A/D 変換器およびシリアル通信ポートも実装する。LED および LCD には学習状況、動作モード、識別結果、更に、エラーなどが表示される。また、D/A 変換器はボードから得られる制御信号で直接モーターなどのアクチュエータ類を駆動する場合に使用される。DPM は本来、上位のメカニズム制御用 CPU との通信に使用される。更に、DPM への延長ポートは、PC の内部バスと専用ケーブルで接続することにより、イメージスキャナやデジタルカメラなどで得られるデータを PC を媒介にしてボードでアクセス可能としている。

〈3・3〉 学習アルゴリズムの移植 ここでは、ボードへの学習アルゴリズムの移植、NN の構造およびパラメータ決定、更に、学習の収束判断について述べる。

「アルゴリズムの移植」

従来ボードと同様に NN の構成は階層型の 3 層構造とする。これを (1) 式の改良型の BP 法^{(1)~(4)}で学習させ、ウェイトおよび最終的な学習定数を得る。

$$\Delta W_{ij}(t) = -\epsilon d_j \cdot o_i + \alpha \Delta W_{ij}(t-1) + \beta \Delta W_{ij}(t-2) \dots \dots \dots (1)$$

ここで、 ΔW はウェイトの修正量、 ϵ, α, β は定数、 d は一般化誤差、 o は出力をそれぞれ示す。図 3(a) に示すように、従来はこれに紙幣データ、あるいは、スラプ値

(マスク処理後の値)を与えて紙幣識別の学習をPC上で行っていた⁽⁵⁾⁻⁽¹²⁾。ここでは、Cで記述されたBP法のプログラムをDSPのCコンパイラでコンパイルし、ボードへの学習アルゴリズムの移植を実現している。学習形態は図3(b)に示すようにボードでの単体動作となる。

一方、紙幣を制御対象とする場合は、紙幣1枚ごとにマスク処理を実行し、中間情報にしてSRAMの容量に収めている。また、BP法のプログラム自体もEPROMからSRAMに展開している。更に、フラッシュメモリのNNの構造、学習定数、初期ウェイト、マスク情報、ほかのパラメータもすべてSRAMに展開し、処理の高速化を図っている。NNのフィードフォワード処理は従来のボードと同様のプログラムを使用している。これは、ニューロ演算部分をDSPのアセンブラで記述し、リアルタイムプログラムとしてDSPの乗算器を直接駆動するなどの最適化を図ったものである⁽⁵⁾⁻⁽¹¹⁾。本来は学習プログラムのフィードフォワード処理もこのプログラムを使用すべきであるが、本論文では学習アルゴリズムの移植に重点を置き、この部分の最適化は実施していない。

「NNの構造決定」

ボード上でのNNの構造決定は次のように実施している。つまり、NNの構造パラメータをPC上でモニタプログラムを使用してメニュー形式で作成する。初期値はモニタプログラムが読み込むパラメータファイル内に記述され、モニタプログラム起動時にディスプレイに表示される。次に、会話形式でパラメータの変更をメニュー上で実施する。基本的なパラメータ入力の確認を実施後に、その内容はウェイトファイルに格納され、モニタプログラムによりシリアル通信を介してDSPボードのフラッシュメモリにダウンロードされる。DSPは起動した時点でフラッシュメモリの内容を読み取り、指定されたNNの構造がSRAMに展開されることとなる。

更に、NNの入力変数の設定においては以下の手続きで実施するものとしている。まず、NNの入力変数としては、学習定数(ϵ , α , β : (1)式参照)、可変温度勾配 T 、学習回数、収束判定値、学習データ数などがある。これはNNの固有情報としてウェイトファイルに格納され、NNの構造と同様にPCからフラッシュメモリにダウンロードされる。また、これ以外に入力画像のどの領域を認識処理に使用するかという情報を格納したマスクファイル、ならびに、ライセンサなどのキャリブレーション情報を格納したセンサデータファイルもウェイトファイルと同様にモニタプログラムでフラッシュメモリにダウンロードされる。なお、ウェイトファイル、マスクファイル、センサデータファイルはすべてダウンロードと同じ書式でDSPボードからPCへモニタプログラムを用いてアップロードでき、内容の随時更新を可能とし、汎用性を高めている。

「学習の収束判断」

本論文での開発においては、ボードでの過剰学習に対する直接的な対策は施していない。これまでのPCでの学習

に関する収束判定値、ならびに、学習回数、更に、学習データ量は十分信頼性の高い認識のウェイトを実験的に発生していると思われる⁽¹⁾⁻⁽¹⁰⁾。ただし、著者らは学習がゆるやかな勾配で収束カーブを描いて収束判定値に達した場合(図7(a)参照)のみを大域解に達したものと判断し、そのときのウェイトを種々の識別機に摘要してきた⁽¹⁾⁻⁽¹⁰⁾。

一方、学習が急激な勾配で収束判定値に達した場合(図7(b)参照)は、局所解に陥ったと判断し、初期値および学習データの見直しを実施してきた。従って、ボードでの学習においてもPC上でモニタプログラムを動作させ、学習の収束状況を収束カーブで見極めることによりある程度適切な学習がボード上で実施されたか否かの判断は可能であるとしている。

〈3・4〉 ソフトウェア構成

図8のソフトウェア構成に示すように、ボードの動作モードは、従来、識別およびPCとの通信であったが⁽⁵⁾⁻⁽¹¹⁾、提案するボードでは新たに学習モードを追加する。特に学習においては、二種類のNNウェイトの作成方法が考えられ、それぞれ、オンライン学習とオフライン学習と記述する。

以下に各種モードについて説明する。

(i) 通信モード

PCとボードとのシリアル通信を行う。これにより、NNウェイトおよびそのほかのパラメータのPCとのダウンロードおよびアップロードが可能となる⁽⁵⁾⁻⁽¹¹⁾。

(ii) 識別モード

従来のボードと同様に、既存のNNウェイトによるNNの前向き計算を行う⁽⁵⁾⁻⁽¹¹⁾。

(a) Convergence with global minimum.

(b) Convergence with local minimum.

図7 学習の収束形態

Fig. 7. Variety of convergence for NN learning.

図 8 提案するニューロボードのソフトウェア構成
Fig. 8. Software configuration of the proposed neuro-board.

図 9 NN ウェイトと仕様書情報
Fig. 9. NN weights and specification information.

(iii) オンライン学習モード

識別機などの制御対象を動作させながら学習を実行する。すなわち、学習途上のウェイトで制御対象に入力を与え、制御対象から動作情報を得る。この情報を新たな NN の学習データとして用いる学習方式である。

(iv) オフライン学習モード

従来の PC による学習動作をボード上で行う。つまり、固定した学習データで学習が行われる。

特に (iii) と (iv) の違いは、(iii) が学習過程で学習データが変更されるのに対し、(iv) では学習が完了するまでは学習データは変更されないという点である。

〈3・5〉仕様書情報 次に、提案するボードを各種使用に柔軟に対応させるために、本論文では仕様書情報を提案している。この仕様書情報とは、個々の制御対象ごとに異なる部分を 1 種類のボードで扱う必要性からその異なる

部分をパラメータ化し、ウェイトファイルの一部に格納したものである。例えば、紙幣識別装置はアナログ入力ポートを使用している。これに対し、掌紋認識装置はスキャナからシリアルポートを介し、データを得る。この違いを仕様上の違いとし、仕様書情報を含めている。これにより、ボードの汎用性を大幅に高めることとなる。また、この仕様書情報は初期ウェイトのヘッダ部分に付加され、PC からボードにダウンロードできるものとしている。その具体的な内容は図 9 に示すように、制御対象のボードに対する入力および出力形態、また、処理するデータタイプ、更に、システム中のどのタスクを起動するかななどを定義している。また、この情報自体は PC 側で作成でき、最初はデフォルト値をメニュー上に表示し、制御対象ごとにそのデフォルト値を会話形式で変更できるようにしている。その制御対象ごとの具体例を図 10 に示す。(a) ラインセンサ

図 10 種々のアプリケーションに対する仕様書情報の具体例
Fig. 10. Examples of specification information for various applications.

図 11 仕様書情報のメモリ構成
Fig. 11. Memory mapping of the specification information.

データによる紙幣識別装置 (b)ビットマップデータによる掌紋認識装置 (c)自走型ロボットの場合をそれぞれ示す。また、この情報はボード上でフラッシュメモリに格納される⁽⁵⁾⁽¹¹⁾。そのメモリ構成は図 11 に示すように、128

ブロック (1ブロック=1,024 バイト) を 1 ページとして扱い、1 ページで一つの制御対象の情報を格納するものとする。

特に、1 ページ内の上位 64 ブロックには、NN ウェイト以外の NN パラメータが格納される。また、下位 64 ブロックの先頭から NN ウェイトが格納される。学習動作において、NN ウェイト部分は学習状況に応じて更新され、学習が収束判定値に達した場合のみ、1 ページの後半部分をすべて消去し、判定値に達したときのウェイトだけを書き込む。DSP ボードが再起動した場合は、このウェイトのみを使用することとなる。

4. ニューロ識別ボード上での学習実験

ここでは、提案するボード上での学習実験を二つの場合について行う。一つは、これまで著者らが行ってきた紙幣識別の学習である。また、もう一つは汎用画像データとしてビットマップ形式で表現された掌紋画像を用いた認識学習である。ただし、どちらもオフライン学習とする。以下にそれぞれについてボードの機能とシステム構成について述べる。

〈4・1〉 紙幣画像による実験 ここでは、従来と同様な紙幣画像を用いて実験を行う。紙幣識別機からのセンサデータ (アナログ信号) が、ボード上の A/D 変換機を通

(a) Original figure. (b) Converted figure.

図 12 掌紋画像

Fig. 12. Figures of palm print.

して DSP に与えられる。次に DSP の SRAM 上に学習に必要なとされるすべての学習データがそろった段階で学習が起動される。初期ウエイトに内蔵される仕様書情報は図 10(a)で示したものとなる。

実験では、3 金種の紙幣を各 2 枚ずつ学習データとして与え、学習を実施した。学習状況はボード上の LED に逐次表示され、収束条件を満たしたところで、学習は自動停止した。学習完了後、フラッシュメモリ内の NN ウエイトが更新されていることを確認した。次に、ボード上のモード設定スイッチで識別モードに設定し、ボードを再起動した。これにより、学習した紙幣と同種類の紙幣を実験機に投入し、正しい識別結果が LED 上に表示されることを確認した。この場合、末学習データを各金種ごとに 20 枚識別し、97%の識別率を得た。

〈4・2〉 掌紋画像による実験 続いて、掌紋画像を用いた実験を実施する。図 12(a)にイメージスキャナで採取した採取画像 (75 dpi) と図(b)に NN に入力するために PC 上で変換した画像を示す。特に、ここでの変換とは採取画像の 9 画素加算平均を意味する。また、初期ウエイトに内蔵される仕様書情報は図 10(b)で示したものとなる。実験システムでは、イメージスキャナと PC を SISC ケーブルで接続し、PC とボードはシリアルケーブルで接続する。この実験システムでは、紙幣識別の実験システムの構成とは異なり、PC がボードに対してマスタとしての位置付けとなる。一方、ボードはスレーブとして位置付けられ、PC からのコマンドを受け、要求されるレスポンスを PC へ返すものとする。学習および認識はすべて PC 側からのコマンドで起動する。学習モードのレスポンスの内容は、学習回数、学習誤差、NN の出力ユニット値である。また、認識モードのレスポンスの内容は、認識したパターンと NN の出力ユニット値である。特に、紙幣識別の場合では、ボードが単独で起動するのに対し、掌紋認識の場合では PC からのコマンドで起動する。

実験では、3 人分の掌紋を、それぞれ、2 回スキャナで採取し、学習データとしてボードに与えた。これにより、掌紋データによる学習を実施した。学習状況は、PC の要求に従いボードからのレスポンスとして PC が受け取り、

モニタに表示された。また、紙幣と同様に LED にも表示された。学習が収束条件を満たして自動停止し、フラッシュメモリ内の NN ウエイトが更新されていることが確認できた。更に、認識モードでボードを再起動し、新たに採取した掌紋を評価した場合、正しい認識結果が LED とモニタに表示された。この場合、新たに 3 人の掌紋を 5 回認識し、90%の認識率を得た。

ここで認識率は(2)式^{(1)~(4)}で示される。

$$\text{認識率} = (\text{正しく認識された個数} - \text{不十分な NN の反応を示した個数}) / (\text{認識評価されたすべての個数}) \times 100(\%) \quad \cdots \cdots (2)$$

特に、分子は NN の反応が正しいパターンであっても NN の反応値をしきい値で確認し、しきい値を下回る反応を示す場合にはこれを正しい認識とは見なさない評価を実施している^{(6)~(10)}。また、紙幣の識別率も同様の算出式であり、特に紙幣識別においては複数の後処理の一つとして識別の信頼性向上に大きく貢献している。

5. おわりに

著者らは、自己学習が可能な自律型のボードの提案を行い、その基本性能を紙幣データで確認した。また、ビットマップデータなどの種々の画像データが扱えるようにニューロボードの入力仕様を拡張し、従来のラインセンサからのデータだけでなく、デジタルカメラやイメージスキャナなどで採取するデータも処理可能となることを実験的に確認した。更に、種々のアプリケーションにボードを適用可能とするために、仕様書情報を新たに NN ウエイトに追加し、ボードの汎用性を高めた。

今後、市場において自己学習機能は紙幣処理機の高い識別性能の維持に大いに貢献するものと予想される。

(平成 11 年 8 月 15 日受付, 同 12 年 7 月 21 日再受付)

文 献

- (1) 竹田史章・大松 繁・井上 卓・尾波幸三:「ニューラルネットワークを用いた高速搬送紙幣の識別」, 電学論(C), **112**, No. 4, 249~258 (平 4)
- (2) F. Takeda and S. Omatu: "Recognition System of US Dollars Using a Neural Network with Random Masks", *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, Nagoya, Japan*, **2**, 2033-2036 (1993)
- (3) F. Takeda, S. Omatu, S. Onami, T. Kadono, and K. Terada: "A Paper Currency Recognition Method by a Small Size Neural Network with Optimized Masks by GA", *Proceedings of IEEE World Congress on Computational Intelligence*, Orlando, USA, **7**, 4243-4246 (1994)
- (4) F. Takeda and S. Omatu: "A Neuro-Money Recognition Using Optimized Masks by GA", *Advances in Fuzzy Logic, Neural Networks and Genetic Algorithms LNAI 1011* Springer 190-201 (1995)
- (5) 竹田史章・大松 繁:「ニューロ紙幣識別ボードの開発」, 電学論(C), **116**, No. 3, 336~340 (平 8)
- (6) F. Takeda and S. Omatu: "A Neuro-System Technology for Bank Note Recognition", *Proceedings of Japan/USA symposium on Flexible Automation*, Boston, USA, **2**, 1511-1516 (1996)
- (7) F. Takeda and S. Omatu: "A Neruo-Recognition Technology for paper Currency Using Optimized Masks by GA and Its

- Hardware", *Proceedings of International Conference on Information Systems Analysis and Synthesis*, Orlando, USA, 147~152 (1996)
- (8) F. Takeda, S. Omatu, and T. Nishikage: "Neural Network Recognition System Tuned by GA and Design of Its Hardware by DSP", *Proceedings of International Symposium on Artificial Intelligence in Real-Time Control*, Malaysia, 356~361 (1997)
- (9) 竹田史章・大松 繁・寺田兼吾:「遺伝的アルゴリズムとDSPによる紙幣識別用ニューロシステム技術とその応用」, 機械学論誌(C), **63**, No. 615, 3933~3940 (平9)
- (10) F. Takeda and S. Omatu: "Neural Network Systems Technique and Applications In paper Currency Recognition", *Neural Network Syst., Techniq. and Appl.* ACADEMIC Press 5, Chapter 4, 133~160 (1998)
- (11) F. Takeda, S. Omatu, and Y. Matsumoto: "Development of High Speed Neuro-Recognition Board and Application for Paper Currency", *The International Wompsop on Signal Processing Application and Technology*, 49~56 (1998)
- (12) 竹田史章:「GAによりチューニングされたニューロ識別システムとその海外紙幣への応用」, 電学論(C), **118**, No. 5, 101~108 (平10)
- (13) 竹田史章・田中雅博・西蔭紀洋・藤田 靖:「ニューロ多国籍紙幣識別におけるガウス密度関数による目的外紙幣の排除法」, 電学論D, **118**, No. 12, 1361~1369 (平10)
- (14) F. Takeda, Nishikage, and Y. Matsumoto: "Characteristic Extraction of Paper Currency using Symmetrical Masks Optimized by GA and Neuro-Recognition of Multi-National Paper Currency", *Proceedings of IEEE World Congress on Computational Intelligence*, Alasa, USA, **1**, 634~639 (1998)
- (15) T. Nishikage and F. Takeda: "Axis-Symmetrical Masks Optimized by GA for Neuro-Currency Recognition and their Statistical Analysis", *Proceedings of World Multi-Conf. Syst. Cybernetics, Informatics*, Orlando, USA, **2**, 308~314 (1998)
- (16) 麻生英樹: ニューラルネットワーク情報処理, pp. 39~54 (平元) 産業図書
- (17) 菊地豊彦: 入門ニューロコンピュータ, pp. 35~67 (平2) オーム社
- (18) B. Widrow, R. G. Winter, and R. A. Baxter: "Layered Neural Nets for Pattern Recognition", *IEEE Transaction Acoustic, Speech & Signal Processing*, **36**, No. 7, 1109~1118 (1988)

竹田 史章

(正員) 1958年4月27日生。84年3月名古屋工業大学大学院工学研究科修士課程修了。同年4月豊田中央研究所入社。86年9月グローリー工業(株)入社。紙幣識別に関する研究開発に従事。94年3月徳島大学大学院工学研究科博士後期課程修了。工学博士。99年4月より高知工科大情報システム工学科教授。95年日本機械学会関西支部賞(研究賞), 95年計測自動制御学会論文賞, 96年高度自動化技術振興財団研究業績表彰(本賞), 96年市村学術賞(功績賞)受賞。システム制御情報学会, 日本機械学会, 計測自動制御学会会員。

西蔭 紀洋

(非会員) 1969年1月2日生。95年3月電気通信大学大学院電気通信学研究科博士前期課程修了。同年4月グローリー工業(株)入社。紙幣識別に関する研究開発に従事。電子情報通信学会会員。

藤田 靖

(非会員) 1955年3月30日生。97年3月早稲田大学大学院工学科修士課程修了。同年富士通(株)入社。同年富士ファコム制御(株)に出向。振動, 騒音解析パッケージの開発に従事。89年(株)リライアンスに入社。紙幣識別, 画像処理システムの開発などに従事。電子情報通信学会, 自動車技術会会員。