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

正員 竹田 史章 (グローリー工業)

Neural Network Recognition System Tuned by GA and Application of Foreign Paper Currencys Fumiaki Takeda, Member (GLORY LTD.)

We have proposed a paper currency recognition system by a neural network (NN) to develop new type of paper currency recognition machines. This system is constructed by some core techniques. One is the small scale neuro-recognition technique using masks. The other is the mask optimization technique using genetic algorithm (GA). In this mask optimizing technique, I have shown the effectiveness of the adopting GA. Up to now, it has been shown that the NN recognition and learning system are enough as a design and developing method in the market. However, in case of the mask optimizing system, it has not been shown yet. In this paper, I and my group implement this mask optimizing system using GA from EWS to personal computer. Then I show its pragmatic effectiveness and generalization using Italy, France, and Spain currencys. Furthermore, I show the relationship between the least masked area and mask optimized condition by the simulation result. Finally, I also refer running method of this mask optimizing system to aim at using as design and developing tools.

キーワード：ニューラルネットワーク，紙幣識別，GA，マスク，最適化

1. はじめに

著者は、これまでに人間のように柔軟性のある新しいタイプの識別機の開発にニューラルネットワーク(NN)を導入することを提案してきた^{(1)~(9)}。特に、紙幣の疲弊、汚れ、破れ、更に画像センシングにおける種々の雑音⁽¹⁾⁽²⁾に対し、高いロバスト性を有する識別方式とそのハードウェア化は貨幣識別分野では切に望まれている技術である。このなかで、著者を含むグループではマスクによる小規模NNの実現^{(3)~(5)}とマスクの遺伝的アルゴリズム(GA)による最適化の基本手続きを提案し、その有効性を示してきた^{(6)~(9)}。しかしながら、NNの学習システムは実運用性を十分に考慮して設計・開発されたものであるが⁽¹⁰⁾、マスクの最適化システムはEWS上で動作し、いまだその実運用性を十分検証されていなかった。

本論文では、このマスクの最適化を市場で運用可能とするため、その動作環境を従来のEWSからパーソナルコンピュータに移行した。これにより、提案するマスクの最適化手法の汎用性と実用性をイタリア紙幣、スペイン紙幣、フランス紙幣を用いた実験で検証する。また、画像を被覆する最小領域を変化させた場合における最適化状況の変遷について実験を行い、その関係を考察する。更に、著者は

これまでGAによるマスクの最適化の有効性をNNの汎化能力で示してきた^{(6)~(8)}。本論文においては、マスクから得られるNNへの入力値を統計的に解析し、GAの有効性を定量的に示す。

これらの考察により、GAによるマスクのチューニングが紙幣が異なった場合においても有効であり、ニューロ識別システムを各国ごとにカスタマイズする上で優れた実用手法であることをニューロボード⁽¹⁰⁾⁽¹⁴⁾⁽¹⁵⁾を搭載した識別実験機で示す。

2. マスクを用いた前処理機構の構成

ここでは、これまでに著者が提案してきた小規模NNの構成を可能とするマスクによる前処理機構について説明する。従来、Widrowらはパターン認識の基本構成要素としてシグナム関数を用いたモデルである線形適応ニューロン(ADALINE)を考案し、これを基にした種々の変形に対して不変な多層ADALINEネットワークを提案した⁽¹¹⁾。このネットワークはインバリانسネットワークとディスクランブラネットワークから構成されている。インバリانسネットワークは複数のスラブを有し、種々の変形に対して不変な出力を生成する機能を有している⁽¹¹⁾。また、ディスクランブラネットワークは、

ADALINE ネットワークを学習させた後、オリジナルパターンを再生する機能を有している。Widrow らは、一つの入力画像に対して種々の拡散重みを使用し、入力画像が種々の変形を受けた場合でも不変であるような特徴要素を MAJ (majority) 素子を用いて抽出している。以後この抽出した値をスラブ値と記述する。

著者は、この MAJ 素子を基本とし NN の規模の縮小化という観点から、スラブ値を入力画像の特徴量として使用し^{(2)~(5)}、Widrow らの手法と同様に一つの入力画像から複数のスラブ値を生成し、NN の入力値としている。ただし、Widrow らの手法ではスラブ値生成のために入力画像に対し、種々の拡散重みを行列演算している。一方、著者が提案したマスク処理では図 1 に示すように、マスクで入力画像の一部を被覆し、被覆されない画素を MAJ 素子により総和し、スラブ値を得ている^{(2)~(5)}。特に、MAJ 素子だけの場合は、異なる画像でも同一のスラブ値が生成される危険性が存在する。そこで画像の違いをスラブ値に確率的に反映させるため、著者はマスクを使用している。これにより、被覆領域が異なる複数のマスクで入力画像が被覆され、被覆されない画素値が MAJ 素子により総和さ

れ、スラブ値が生成される。このスラブ値の各々が NN の入力ユニットにそれぞれ与えられる。従って、学習可能な範囲でマスクにより入力ユニット数を制御でき、NN の構成もそれに従い制御可能となる⁽²⁾⁽⁵⁾。

3. GA によるマスクの最適化の基本手続き

〈3・1〉 符号化 ここでは紙幣画像を図 2 に示すように一定のブロックに分割し、これを最小被覆領域としてマスクドットと表現する。次に各々のマスクドットに対し、被覆する領域に 0、また、被覆しない領域に 1 を割り当てる。この 1 あるいは 0 が GA の遺伝子⁽¹²⁾⁽¹³⁾に相当する。また、紙幣 1 枚に対し、図 2 に示すようにある一定の長さを有する 1 と 0 のビットシーケンスが得られる。これは GA では遺伝子型⁽¹²⁾⁽¹³⁾に相当し、ここではマスクと表現する。

更に、NN へは入力ユニットと同数の異なるマスクが必要となる。この入力ユニットと同数の互いに異なる複数のマスクをマスクセットと表現し、GA 操作の基本単位とする。まず、GA 操作の対象となるマスクセットの集合(母集団)を離散型一様乱数を用いて生成する。以下にその手続きを示す。

手続き A: [0, 3 2 7 6 7] で離散型一様乱数(X)をマスクのビットシーケンスの長さに対応する個数だけ発生する。X が偶数であればその領域を被覆領域とし、0 と表記する。また、X が奇数であればその領域を被覆しない領域とし、1 と表記する。

手続き B: 次に、乱数発生初期値を変えて NN の入力ユニットと同数のマスクを手続き A で生成する。ただし、同じマスクが生成された場合はそのマスクは削除し、乱数の初期値を変えて、異なるマスクが生成されるまで手続き A を繰り返す。

手続き C: 手続き B で生成されるマスクセットを更に乱数の初期値を変化させながら、母集団の個体数だけ生成する。

〈3・2〉 抽出 乱数で生成した初期マスクセットを用いて NN による学習を行い、続いて未学習データによる各々のマスクセットを用いた場合の NN の識別能力を

図 1 マスクを用いた NN の前処理機構の構成
Fig.1. Construction of pre-processor of the NN using masks.

図 2 マスクの符号化表現
Fig.2. Representation of mask by coding.

図 3 GA の基本操作
Fig. 3. Basic operation of the GA.

算出する。この値はマスクセットの評価値と見なすことができ、(1)式で与えられる。

$$\text{評価値} = \frac{\text{正しく識別された紙幣の枚数}}{\text{識別評価された紙幣の枚数}} \times 100 \quad (1)$$

更に、それぞれのマスクセットの評価値の中で最小値を求め、評価値に二乗スケーリング⁽¹³⁾を施し、(2)式で与えられるマスクセットの適応度 X_i を求める。

$$X_i = \frac{(\text{マスクセット } i \text{ の評価値})^2}{(\text{マスクセットの評価値の最小値})^2} \quad (2)$$

この適応度⁽¹²⁾⁽¹³⁾ に比例した領域を有するルーレットシステム⁽¹³⁾ により交差の対象となるマスクセット A と B を図 3(a) に示すように母集団より抽出する。具体的には各々のマスクセットの適応度を加算 ($\sum X_i$) し、その加算値の範囲で一様乱数を 2 個 ($R(A)$, $R(B)$) 発生する。(3)式のように、 $R(A)$, $R(B)$ のそれぞれが属する適応度 X_i を有するマスクセットを交差の対象として抽出する。

$$\left. \begin{array}{l} \text{if } (X_{j-1} \leq R(A) < X_j) \\ \text{then sample mask set } j \\ \text{if } (X_{k-1} \leq R(B) < X_k) \\ \text{then sample mask set } k \end{array} \right\} \quad (3)$$

ここでルーレットシステムを採用する理由は、すべてのマスクセットに対し、抽出の可能性を残しながら適応度の高いマスクセットを優先的に抽出するためである⁽¹⁴⁾⁽¹⁵⁾。

〈3・3〉 交 差 抽出した二つのマスクセットのうち、最初に抽出したものをマスクセット A とし、二番目に抽

出したものをマスクセット B とする。図 3(b) に示すように、マスクセット A 内の特定のマスクの前半分をマスクセット B 内の同じマスク番号の後ろ半分で置き換える⁽¹²⁾⁽¹³⁾。ここでは、三つのマスクを置き換え、その選定は一樣乱数を用いて行う。この新しいマスクセットをマスクセット A' とする。

〈3・4〉 突然変異 交差したマスクセット A' の特定マスクの特定ビットの 1、あるいは 0 を図 3(c) に示すように反転し、マスクセットに揺らぎを与える⁽¹²⁾⁽¹³⁾。

以下のその手続きを具体的に示す。

手続き A: [0, 3 2 7 6 7] で離散型一樣乱数の一つ発生し、その乱数が偶数であれば突然変異を行わない。また、奇数であれば突然変異を行う。

手続き B: 手続き A で突然変異を行うことが決定した場合、[0, 3 2 7 6 7] で離散型一樣乱数一つ発生する。その乱数をマスクのビットシーケンスの長さで除した余りに対応する番号のビットの 1 あるいは 0 を反転する。

〈3・5〉 淘 汰 (とうた) マスクセット A' を用いて NN による学習を行い、未学習データによる識別性能を評価する。図 3(d) に示すように、マスクセット A' とマスクセット A の評価値を比較し、マスクセット A' の評価値がマスクセット A のそれより大きい場合、マスクセット A をマスクセット A' で置き換える^{(6)~(9)}。

〈3・6〉 終了判定 マスクセットの評価値が目標値に到達した場合、あるいは、世代カウンタが規定の世代数に達した場合にマスクの最適化を終了する。

以上の GA 操作の手続きの流れを図 4 の流れ図に示す。

図 4 マスクの最適化手続きの流れ図
Fig. 4. Flowchart of mask optimizing procedure.

4. マスクの最適化実験

ここでは、第3章で示したGAによるマスクの最適化システムをパーソナルコンピュータ(PC)上に移植し、図5に示す紙幣識別機のプロトタイプから得られる紙幣データを用いてその有効性と実運用性を検証する。ここで使用する識別機は著者を含むグループが開発したニューロボード⁽¹⁰⁾⁽¹⁴⁾⁽¹⁵⁾を搭載しており、紙幣のイメージデータおよびマスク処理後のスラブ値などをPC上にアップロードすることを可能としている。ここではマスクの検討のために紙幣イメージデータをアップロードする。また、その紙幣画像は128×64の画像フレーム内で1バイトのグレイレベル

図 5 ニューロボードを搭載した識別実験機
Fig. 5. Experimental recognition machine equipped neuro-board.

で表現される。

実験で使用するマスクセットの個数は5とし、これが母集団を構成するものとする。特に、事前に紙幣の図柄を観察して、手作業による最適化を施したマスクセットを上記五つのマスクセットに加えることとし、マスクセット0とする。残りの四つのマスクセットは<3・1>節で示した手続きにより乱数で生成する。また、NNの学習データは一つの識別パターンに対し3枚とし、未学習データは一つの識別パターンに対し50枚とする。マスクセットの目標評価値は100%、最大世代数を100とする。実験は、インテルpentium(166 MHz)を搭載したノートタイプのPCを使用する。また、海外紙幣の例としてフランス、イタリア、スペインの紙幣を実運用の検証題材とする。ここで扱う紙幣はフランス5金種、イタリア8金種、スペイン7金種であり、それらの紙幣の一部の図柄の見本を図6に示す。また、NNでは、識別の単位を紙幣の金種とその搬送方向(表正立、表倒立、裏倒立、裏正立)⁽¹⁾⁽²⁾としている。従って、NNの出力ユニットは識別パターンに対応し、それぞれのユニット数はフランスが $5 \times 4 = 20$ 、イタリアが $8 \times 4 = 32$ 、スペインが $7 \times 4 = 28$ となっている。

<4・1> マスクの最小被覆領域と最適化の関係 ここでは、今回検証題材として採用した紙幣の中で最も識別パターン数が多いイタリア紙幣を用いてマスクの最小被覆領域とその最適化の関係を実験により検討する。実験では最小被覆領域を3種類とし、それぞれ、領域の小さい順にケース1、ケース2、ケース3とする。また、それぞれの具体的な領域面積を図1に示す。センシングされる画素は1.6 mm×3 mmとなるのでケース1からケース3までの被覆領域は下記のような画素の集合となる。

図 6 海外紙幣の例
Fig. 6. Examples of foreign currencies.

- ケース 1 : 3.2 mm×6 mm (センシング画素の 2×2 画素
に対応)
ケース 2 : 4.8 mm×12 mm (センシング画素の 3×4 画素
に対応)
ケース 3 : 6.4 mm×18 mm (センシング画素の 4×6 画素
に対応)

これらの領域単位に対して 1 あるいは 0 の遺伝子表記が与えられる。実験では、マスクセット内のマスクの個数を 49 とする。従って、NN の構成は入力ユニット、隠れユニット、出力ユニット、それぞれ、49、35、32 として固定する。

実験結果を図 7 に示す。図の横軸は個々のマスクセットが GA 操作を受けた回数を示し、ここでは 9 回の操作までを示している。また、縦軸はマスクセットの評価値を示している。ケース 1 からケース 3 までを相互に比較すると

図 7 マスクの最小被覆領域と最適化の関係
Fig. 7. Relationship between least masked area and mask optimized condition.

マスクの最小被覆領域が小さいほど、各マスクセットの優劣の差が大きくなっている。これは、被覆領域が小さいと MAJ 素子により総和される画素の図柄がスラプ値に細かく反映されるからであると思われる。また、どのケースにおいてもマスクセット 0 が他の乱数で発生したマスクセットよりも高い評価値を示している。しかしながら、ケース 2 では乱数で無作為に生成したマスクセットにおいても、GA 操作の回数を重ねれば、性能向上したマスクセット 0 と同等の評価値が得られることが示されている。更に、ケース 1 において、マスクセット 4 の性能向上率は 68.2% から 87.8% となりマスクセットの最適化の効果が明確に表れている。

〈4・2〉 最適化結果の統計的解析 これまでは、もっぱら GA によるマスクの最適化の有効性を NN の汎化能力で示してきた。ここでは、最適化されたマスクの解析をマスクから得られるスラプ値を統計的に解析することで進めていく。通常、紙幣画像に対して、マスクの被覆領域の

具体的な対応付けはむずかしい。その理由は、一つのマスクに対しても複数のカテゴリに対する最適性が含まれるからである。たとえば、一つのマスクで1万円、5千円、千円の3金種の紙幣を分類する場合、1万円と5千円にのみ着目すると、透かしの位置が異なるので必然的に、マスクの被覆領域はどちらかの透かし位置に集中する。しかしながら、これに1万円と同じ透かし位置を有する千円が加わった場合には、必ずしも透かしの位置に被覆領域が集中するとは限らない。そこで、マスクから得られるスラブ値の平均と分散を用いて統計的なパターン間距離を定義し、間接的にマスクを解析する。

提案する統計的なパターン間距離 L を(4)式のように定義する。特に、このパターン間距離はパターン1を基準として、他のパターンとの相対的距離を定義したものであり、マハラノビスの汎距離⁽¹⁶⁾⁽¹⁷⁾を参考としている。

$$l(i) = \left(\frac{(\bar{x}(i) - \bar{x}(1))^2}{(\sigma(i)^2 + \sigma(1)^2)} \right)^{1/2}$$

$$L = \left(\sum l(i)^2 \right)^{1/2} \quad \dots\dots\dots (4)$$

i : パターン番号, $\bar{x}$: スラブ値の平均値, σ : スラブ値の標準偏差

(4)式で定義される統計的距離 L の物理的意味はパターン1を基準とした場合の各パターン間の相対距離の総合値に着目することを示している。解析対象とするマスクセットは、〈4・1〉節の実験のケース1からケース3において、性能向上率が最も高いマスクセットとする。従って、ケース1からケース3に対し、それぞれ、マスクセット4、マスクセット2、マスクセット3が解析対象となる。

それぞれのマスクセットを用いて、一つのパターンについて50枚のイタリア紙幣からスラブ値を作成する。一方、それぞれのマスクセットの初期マスクセットを用いて、同様のスラブ値を作成する。これら2種類のスラブ値3セットから、 L を算出する。解析結果を図8に示す。図中の(a)図～(c)図は、それぞれ、ケース1からケース3の場合を示す。図において、縦軸は L の値を示し、横軸はパターン番号を示す。また、図では初期状態の L を方形で示し、これを基準として最適化後の L を T 型棒で示している。特に、最適化後の L が初期状態の L と比較して大きい場合は正立の T 型棒とし、逆の場合は倒立の T 型棒として示している。更に、棒の長さは初期状態と最適化後の L の差分値を示している。図に示すように最適化後のマスクセットから得られるスラブ値のパターン間距離のほうが初期状態のマスクセットから得られるスラブ値のパターン間距離より大きくなっている。また、パターン1からパターン32までのパターン間距離をすべて合計した値($\sum L_i$)で比較しても、初期化前と初期化後ではケース1からケース3のそれぞれに対し、5.13%(793から834)、11.38%(936から1043)、8.85%(1043から1135)の向上となっている。

従って、最適化後のマスクセットから得られるスラブ値のパターン間距離のほうが、初期状態の場合よりも大きい

(a) case 1: slab values by mask set 4

(b) case 2: slab values by mask set 2

(c) case 3: slab values by mask set 3

図8 パターン間距離によるスラブ値の解析
Fig. 8. Analysis of slab values by pattern distance.

ことが示され、間接的にマスクセットの最適化の効果が示されている。

〈4・3〉 種々の紙幣による最適化実験 次に、フランス、イタリア、スペイン紙幣を用いてマスク最適化システムの実運用の検証を行う。マスク数、入力ユニット数、隠れユニット数は〈4・1〉節と同様とする。また、マスクドットである最小被覆領域は〈4・1〉節の実験結果より、マスクセットの評価値が高く、マスクセット間の優劣がある程度明確となるケース 2 (センシング画素の 3×4 画素に対応) とする。

図 9 に実験結果を示す。図の横軸および縦軸は〈4・1〉節と同様である。フランスとスペイン紙幣の場合は各マスクセット間の優劣の差はほとんどみられない。緩やかではあるが各マスクセットは一様に性能向上を果たしている。また、マスクセット 0 とほかのマスクセットとの優劣の差もわずかである。これは、紙幣の図柄と識別するパターン数に依存すると予想される。特にイタリア紙幣の場合、ほか

図 9 種々の海外紙幣によるマスク最適化実験
Fig. 9. Experiment of mask optimizing using various foreign currencies.

の二か国の紙幣に比較して識別パターン数が多いことがマスクセット間の優劣を明確にしている要因であると思われる。しかしながら、この実験結果から紙幣を変えた場合においても、GA による最適化によりマスクセットの性能向上が得られることが示されている。

5. マスク最適化システムの運用

第 4 章での実験により GA を用いたマスク最適化システムの実運用に対する有効性が示された。ここでは、この最適化システムを市場でどのように運用すべきかに対する考察を行う。図 10 にニューロボードと NN の学習システムおよびマスク最適化システムの関係を示す。

以下にその運用手順を示す。

- (1) 識別機に搭載されたニューロボードから紙幣のイメージデータを PC にアップロードする。
- (2) イメージデータを用いて、マスクの最小被覆領域 (マスクドット) を決定する。
- (3) GA に必要なパラメータであるマスクセット数、最終世代数、目標評価値などを決定する。
- (4) マスク最適化システムを起動し、準最適マスクセットを得る。
- (5) 必要な場合は、(2) から (4) を繰り返し、準最適マスクセットを得る。
- (6) 得られた準最適マスクセットに対し、十分な量の学習データを用いて NN の学習を行う。
- (7) (6) で使用したマスクセットと学習が収束した場合のウェイトをニューロボードにダウンロードする。

特に、マスク最適化システムの使用目的は紙幣の限られた標本データと限られたマスクセットの候補から、特定の

図 10 マスク最適化システムの運用体系
Fig. 10. Running organization of mask optimizing system.

紙幣識別に適合した準最適マスクセットを早期に探索することである。従って、このマスクセットを使用して(7)のような市場において十分な識別の信頼性を得るための手続きが更に必要となるのである。また、これまでの実データによる実験で、1か国の紙幣に対し、準最適マスクを探索するのに3日を要している。更に、そのマスクを用いて市場において十分な性能を有するNNのウェイトを得るのに1日を要している。これらの開発時間は、従来の識別機の開発時間と比較すると1/5以下であり、本手法は設計手法として十分是認されるべきものである。

6. おわりに

本論文では、GAをマスクの最適化に応用し、個々の紙幣に適したマスクセットが得られることをフランス、イタリア、スペイン紙幣を用いて検証した。特に、これまでGAによるマスクの最適化の基本手続きは限られた種類の紙幣ではその有効性が検証されてきた。しかしながら、その実運用までもを考慮した検証は十分には行われていなかった。本論文では提案手法を実運用の観点からその有効性を十分な紙幣データ量を用いて示した。更に、マスクの最小被覆領域と最適化の関係についても紙幣を限定し、実験を行いその挙動について考察した。また、マスクから得られるスラブ値の平均と分散でパターン間距離を定義し、マスクのGAによる最適化の有効性を統計的に示した。

今後、提案手法を含むニューロ識別システムは識別機の開発段階から製品、更に、市場における製品の性能保証にいたるまで、従来手法にない有効性を示すものと期待される。

(平成9年3月24日受付, 同9年12月18日受付)

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 & S. Omatu: "High Speed Paper Currency Recognition by Neural Networks", *IEEE Trans. on Neural Networks*, 6, No. 1, 73~77 (1995)
- (3) F. Takeda & S. Omatu: "Bank Note Recognition System Using Neural Network with Random Masks", *Proceedings of the World Congress on Neural Networks, Portland, USA*, 1, 241~244 (1993)
- (4) 竹田史章・大松 繁:「マスク方式によるニューロ紙幣識別機の開発」, システム制御情報学論, 6, No. 6, 283~289 (平5)
- (5) 竹田史章・大松 繁:「ランダムマスクを前処理機構に有する小規模ニューラルネットワークによる貨幣識別技術」, 電学論C, 114, No. 1, 87~92 (平6)
- (6) F. Takeda & S. Omatu: "A Neuro-Money Recognition Using Optimized Masks by GA", *Advances in Fuzzy Logic, Neural Networks and Genetic Algorithms IEEE/Nagoya-University World Wisepersons Workshop Nagoya*, 190~201, Springer, Japan (1994)
- (7) F. Takeda & S. Omatu: "A Neuro-Paper Currency Recognition Method Using Optimized Masks by Genetic Algorithm", *Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Vancouver, Canada*, 5, 4367~4371 (1995)
- (8) 竹田史章・大松 繁・尾波幸三:「マスク方式によるニューロ貨幣識別技術とGAによるマスクの最適化」, 平6計測自動制御学会第4回インテリジェント・システム・シンポジウム, 303~308
- (9) 竹田史章・大松 繁:「遺伝的アルゴリズムを用いたニューロ紙幣識別技術」, 機論, 62-C, No. 593, 135~140 (平8)
- (10) 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)
- (11) B. Widrow, R. G. Winter, & R. A. Baxter: "Layered Neural Nets for Pattern Recognition", *IEEE Trans. on Acoust., Speech & Signal Process.*, 36, No. 7, 1109~1118 (1988)
- (12) D. E. Goldberg: "Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning", Addison Wesley, New York (1989)
- (13) 北野宏明: 遺伝的アルゴリズム, 44~60 (平5) 産業図書
- (14) F. Takeda & S. Omatu: "A Neuro-System Technology for Bank Note Recognition", *Proceedings of Japan/USA Symposium on Flexible Automation, Boston, USA*, 2, 1151~1516 (1996)
- (15) 竹田史章・大松 繁・寺田兼吾・渡辺啓介・松本芳幸・西藤紀洋:「GAおよびDSPを併用した貨幣識別のためのニューロシステム技術」, 平8信学技報, PRMU 96-45, 57~64
- (16) 脇本和昌・田中 豊: 多変量統計解析法, 109~116 (昭63) 現代数学社
- (17) 奥野忠一・久米 均・芳賀敏郎・古澤 正: 多変量解析法, 259~284 (昭59) 日科技連

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。95年日本機械学会関西支部賞(研究賞), 同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), 同年市村学術賞(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。