

平成 12 年度
学士学位論文
電子ペンによるニューロ個人認識システム
の学習データに関する研究

Research on learning data of neuro individual
recognition system using electronic pen

学籍番号 1010414 氏名 鶴見保之
竹田史章 教授
2001年2月5日
情報システム工学科

要旨

近年、社会では情報産業の発展が著しいといわれている。本論文では生体情報を用いた個人認識から筆圧について着目する。実験には、筆圧検知装置である電子ペンを使用し、ニューラルネットワークの追加学習から本人認証率及び他人排除率の性能向上に関して検討する。

It is said that the development of the information industry is remarkable in the society in this years. In this paper individual recognition, which uses Baio metrics about the writing pressure, is discussed. In the experiments, volume of learning date and continuous learning are discussed according to recognition ability such as accept ratio of person individual and rejective ratio of others.

キーワード：ニューラルネットワーク、電子ペン、筆圧認識、追加学習

目次

1 章 . はじめに.....	1
2 章 . 筆圧について.....	3
3 章 . 電子ペンによる個人認証システム.....	4
3 . 1 電子ペンの構成.....	4
3 . 2 電子ペンの入出力機器.....	5
3 . 3 登録処理について.....	6
3 . 3 . 1 構成.....	6
3 . 3 . 2 新規登録.....	7
3 . 3 . 3 登録者の選択（追加登録、再登録）.....	8
3 . 3 . 4 登録ソースデータ入力.....	8
3 . 3 . 5 登録データの適正チェック.....	9
3 . 3 . 6 筆記データファイルの作成.....	13
3 . 4 認証セッションについて.....	15
3 . 4 . 1 構成.....	15
3 . 4 . 2 登録者ID , 登録者名の選択.....	15
3 . 4 . 3 テストデータの入力.....	16
3 . 4 . 4 参照データの作成.....	16

3 . 4 . 5	筆記データファイルの作成.....	17
3 . 4 . 6	認証セッション定義ファイルの作成.....	17
3 . 5	性能評価.....	19
3 . 6	ニューラルネットワーク.....	19
4 章 . 「 D P 1 0 0 0 X 」の操作について.....		22
4 . 1	「 D P 1 0 0 0 X 」のメニュー.....	22
4 . 2	各登録処理.....	24
4 . 2 . 1	新規登録処理.....	24
4 . 2 . 2	追加登録処理.....	25
4 . 2 . 3	更新登録処理.....	26
4 . 2 . 4	登録削除処理.....	26
4 . 3	追加学習による認証率について.....	26
5 章 . 追加登録による認証率について.....		28
5 . 1	本人認証率について.....	28
5 . 2	他人排除率について.....	30
6 章 . 実験に関しての考察.....		32
6 . 1	本人認証率についての考察.....	32
6 . 2	他人排除率についての考察.....	33

7 章 . まとめ.....	3 5
8 章 . 謝辞.....	3 6
9 章 . 参考文献.....	3 7

1章　はじめに

近年、社会ではＩＴ革命といわれるよう情報産業の発展が著しい。その中でも情報通信ネットワークの普及により、我々の行動範囲は今までのような物理的な制約から解放され、今後はますます拡大していくと考えられる。そしてこのような変化に対して、これからはますます個人を特定するための個人認証手法の重要性が高まっていくと予想される。

そして現在、個人認証の主流とされているのはクレジットカードであるが、これも偽造されたり、個人の情報が洩れたりと万全の手法ではないことが昨今の報道などにより指摘されている。

そこで安全性の面から、今後は個人と不可分な生体情報（バイオメトリクス）を用いた個人認証が主流になっていくと予想される。個人の認証は大別すると静的な情報を用いる静的認証と動的な情報を用いる動的認証とに分類される。バイオメトリクスを用いた個人認証に関しては、指紋や虹彩は静的認証に当たり、音声や筆記は動的認証に当たる。

オフラインによる指紋や虹彩を用いた認証システムに関しては既に多数の報告がなされている。しかしながら、指紋を用いる場合は犯罪捜査をイメージされる、また虹彩を用いる場合は眼球内へ光を直接照射するという行為に対する心理的な抵抗があり、充分な精度での運用が可能であったとしても、イメージの悪さから運用可能範囲は極めて限定されてしまうことが予想される。

またオンラインによる音声を用いた認証システムの場合には指紋などに比べて心理的な抵抗による制約はないものの、多大な計算量を必要とするため、やはり適用可能な範囲が限定されると予想される。広い範囲に適用可能な個人認証実現のためにはこれらの心理的な影響や処理に要する計算量についても考慮する必要がある。

しかしながらこれらの課題を踏まえてもバイオメトリクスによる個人認証手法の実現はこれからのセキュリティビジネスとして広い展望が期待できる。^[1]

以上をふまえ、本論文では筆記を用いた認証に着目する。筆記という行為は既に日常化した行為であるため、指紋や網膜を用いる場合に比べ心理的な抵抗による拒否反応は小さく、また音声に比べればサンプルの情報量も少ないため、計算量も少なくする事が可能となる。さらに筆記された文字を処理対象とすればオフライン認証として、また筆記という行為を処理対象とすればオンライン認証として扱う事が可能となる。

本研究では、ニューラルネットワークを用いた電子ペンシステム「D P 1 0 0 0 X」を用いて学習データに対する比較を行い、追加学習の効果と本人認証

率と他人排除率(偽筆排除率)の 2 点から考察する。

2章 筆圧認識について

現在の個人認証の主流はクレジットカードであり(図2.1参照)、個人認識には暗証番号が使用されている。しかし認識に暗証番号を使用するため、他人に悪用される可能性があり、偽造等による被害が報道により明らかにされている。



図2.1 クレジットカードの例

そこでバイオメトリクスを用いた個人認証の中でも筆圧について着目する。筆圧認識は動的な情報を用いる動的認証に分類され、また筆記という行為は既に日常化した行為であるため、指紋や網膜を用いる場合に比べ心理的な抵抗による拒否反応は小さく、また音声に比べればサンプルの情報量も少ないため、計算量も少なくする事が可能となる。さらに筆記された文字を処理対象とすれば静的認証として、また筆記という行為を処理対象とすれば動的認証として扱う事が可能となる。

本研究では電子ペンシステム「D P 1 0 0 0 X」により、筆圧の追加学習について検証する。初期学習による認証率と追加学習後の認証率を比較し、結果を考察する。なお追加学習は本人認証率と他人排除率の2点についての考察を行う。

3章 電子ペンによる個人認証システム

3.1 電子ペンの構成

ここで本論文の作成にあたって実験に使用した電子ペンシステム（D P 1 0 0 0 X）の仕様について説明する。

現在の電子ペンシステムは、筆圧検知部がペン軸に内蔵された形の電子ペンを使用し、個人認証を行う。そして登録された筆記データから特徴抽出を行ない、ニューラルモジュールにより学習を行う。ニューラルネットワークをテンプレートマッチングの代わりとして使用し、本人か本人以外のデータであるか、あるいは書かれた筆記データが誰のものであるかを認識する。

「D P 1 0 0 0 X」とは、グローリー工業株式会社（以下G R O R Y）と日本システム開発株式会社（以下J S D）によって開発されたアプリケーションである。この電子ペンは、従来品のようなタブレット（下敷き）を必要としないタイプの電子ペンである。下に電子ペンの構造を図で示す（図3.1参照）。

ペン軸は市販のものを使用し、弾性体にはねを使用している。筆記の際にペン軸が筆記面に押し付けられると、ペン内部にある金属面が押し上げられる。上図での金属面とコイル面の間にはある程度の間隔があり、ペン先に荷重がかかると二面の間隔の距離が小さくなる。この二つの面の距離をICセンサーで感知し、その距離から筆圧値を求める。

この電子ペンの筆圧分解能は4[msec]で、1秒間に250個の筆圧値を検出することができる。初期反応荷重は20gからとなっていて、小さなペンタッチや書き癖を逃さず感知することが可能である。また、最大反応荷重は500gとなっており、幅広い筆圧測定範囲を持っている。

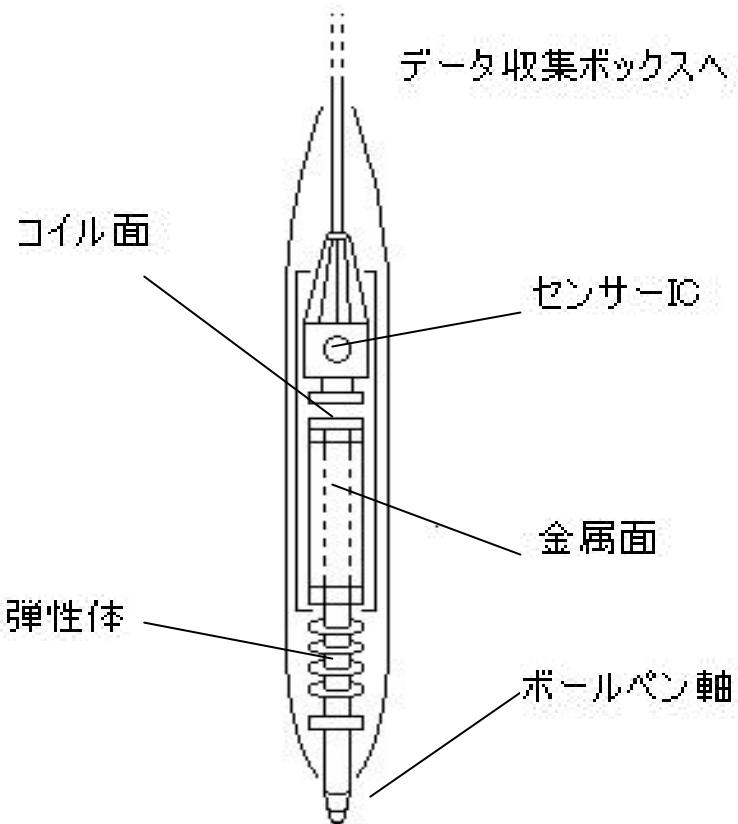
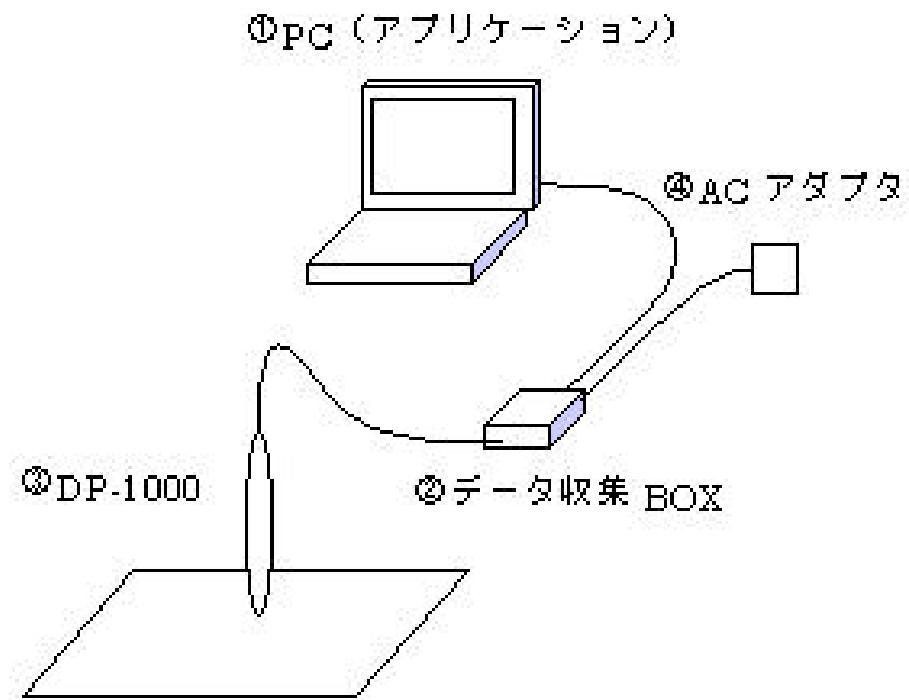


図3.1 電子ペンの構造

3.2 電子ペンの入出力機器

この電子ペンシステムで使用する機器の構成を示す(図2.2参照)。システムがWindows95上で動作するため、Windows95/98対応のパソコンを使用している。データ収集BOXはH8-3048マイコンを搭載し、PCとはシリアルポート(19,200bps)で接続されており、ACアダプタによって電源を得ている。データ収集BOXに電子ペンが5芯ケーブルによって接続される。



PC(アプリケーション) : Windows98 対応パソコン

データ収集 BOX : H8-3048 マイコン搭載

DP 1000 : JSD 製電子ペン

ACアダプタ : BOX用電源

図3.2 電子ペンの全体構成

3.3 登録処理について

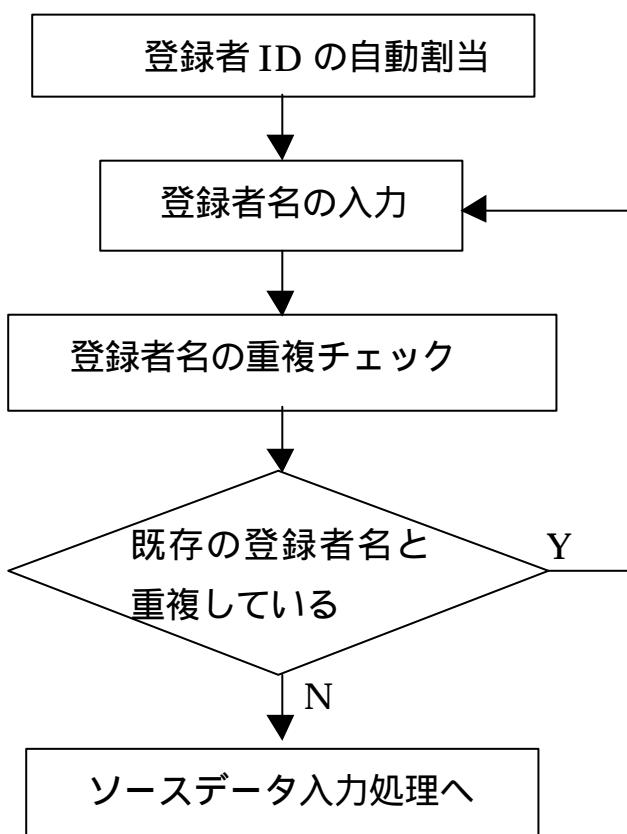
3.3.1 構成

登録セッションは、電子ペンによってサインを行い、前処理によって生成されたデータをニューラルネットワークによって学習させることにより認証システムに登録を行う部分である。登録セッションには「新規追加」、「追加登録」、「再登録」の3種類が存在する。新規登録は未登録の者が電子ペンによって採取されたデータを認証システムに登録する。追加登録は既に登録している者が既存の登録データに新しい登録データを追加して学習を行う。そして、再登録は既に登録している者が既存のデータを一旦全て破棄し、新しく採取したデータを用いて学習を行う。

3 . 3 . 2 新規登録

登録処理において新規登録ではまず登録者 ID が自動で割り当てられる。登録者 ID は 0001 ~ 1000 の 4 衔となっており、0000 は使用しない。またこの与えられた ID はユーザーが変更することはできない。次に登録者の氏名を入力する。このときは半角及び全角のスペース挿入は許可されない。またこの時に入力された登録者名が既存の登録者の名前と重複していないかをチェックする。認証システムに登録を行なう為に各筆記者毎に 3 回毎の筆記データを学習に使用する学習データとして採取する。最後にソースデータ入力処理として電子ペンから測定カウント値を受信し、ソースデータを採取する(図 3 . 3 参照)。

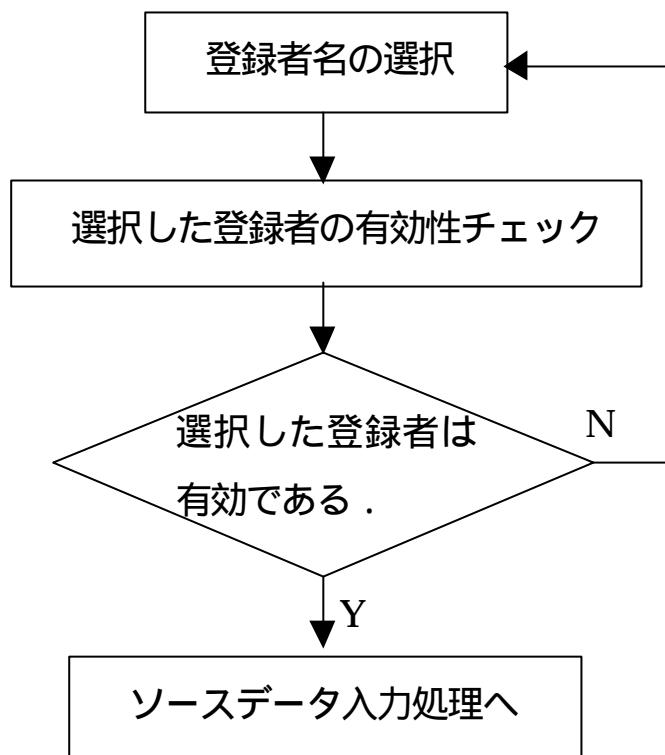
また、現在では処理を行う前、あるいは行った後にカメラによって顔画像を取り込むことができる。この処理は必須ではなく、登録者本人の自由である。



注：図中の Y は YES、N は NO

図 3 . 3 登録者 ID 及び登録者名の決定(新規登録)

3 . 3 . 3 登録者の選択（追加登録、再登録）



注：図中のYはYES、NはNO

図3 . 4 登録者 ID 及び登録者名の決定(追加及び再登録)

追加登録においては登録者リストから追加登録を行う登録者 ID を選択する。選択しない限り以下の処理を行うことは出来ない。

また一度登録した登録者 ID は、削除処理を行っても、消えずに残り、追加登録、再登録、認証処理ができなくなるだけであり、選択した ID が有効な ID であるかのチェックを行う。そしてソースデータの入力処理に関しては電子ペンから測定カウント値を受信し、ソースデータを採取する（図3 . 4 参照）。

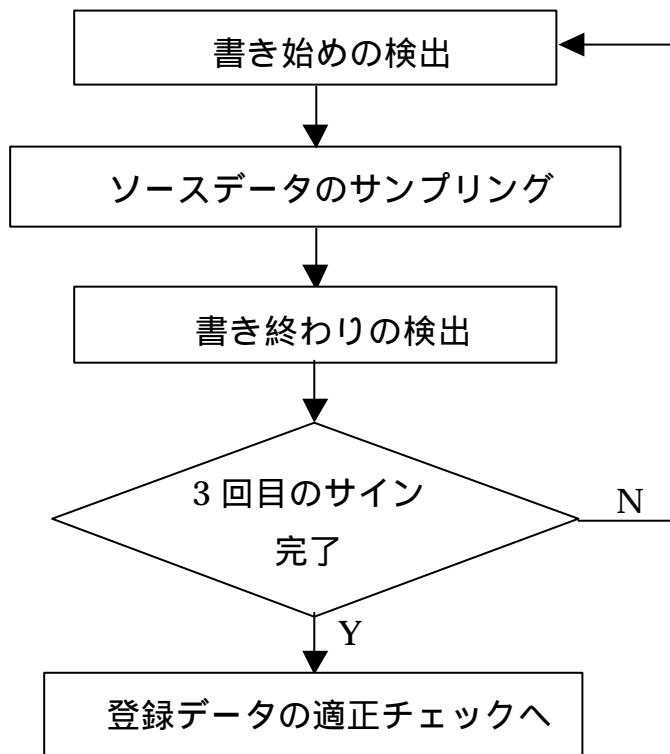
3 . 3 . 4 登録ソースデータ入力

認証システムに登録を行うために、登録用のサインを行う。このサインは3回行われる。どの登録処理においても自動的に書き始めの検出が行われる。最新10個の筆圧カウント値データから、その分散値を計算し、分散値が10.0を超える場合は書き始めとして次の処理へ進む。その後に書き始め検出直前のカウン

ト値を基準カウント値とし、筆圧カウント値をソースデータ用配列に格納格納していく(ソースデータのサンプリング)。

書き終わりの検出では書き始め同様、書き終わりも自動検出する。50未満の筆圧カウント値が連續で何個サンプリングされたかを計算し、その連續数が規定値を超えるかは書き終わりとして処理を行う。超えなければ入力途中と見なす。書き終わり検出すると共に次のソースデータ入力処理を始める。

3回すでに登録しているならば、終了し、次の処理へ進む。登録ソースデータ入力の最後の処理では登録データの適正チェックがあり、ニューラルネットワークモジュールへの学習を行う前に、採取されたデータに学習効率を低下させるようなばらつきの大きいソースデータが無いかを調査する(図3.5参照)。



注：図中のYはYES、NはNO

図3.5 登録ソースデータの入力

3.3.5 登録データの適正チェック

登録ソースデータ中に、他の登録データとの相違点が多く、NNモジュールの学習効率に影響を与えるものがある場合は、そのことを表示し、ソースデ

ータの再入力を促す。このチェックには、各登録データから抽出した参照データを比較することで行う。

この参照データの抽出は登録されたソースデータから抽出する。抽出するデータは、実画部のデータサイズと局所最小値を境界とする領域分割処理で得られる実画部の領域数の2つになる。

電子ペンは、ペン先が紙面に触れている、いないに関わらず、データをサンプリングし続けている。書き終わり検出までに得られたデータ中、文字を筆記中に得られたものと思われるデータのみをカウントし、その数を実画部のデータサイズとして抽出する。またソースデータを時系列上に連続に並べ、時間軸をX軸、筆圧カウント値をY軸においていた時に、ソースデータ上に現れる波形を「筆圧カウント値波形」あるいは、「筆圧波形」と定義する。その波形上の局所最小値を境界線とした「領域」を抽出し、その数を領域数として抽出する(図3.6, 3.7参照)。

なお、上記の二つの要素は以下の手順を持って抽出する。

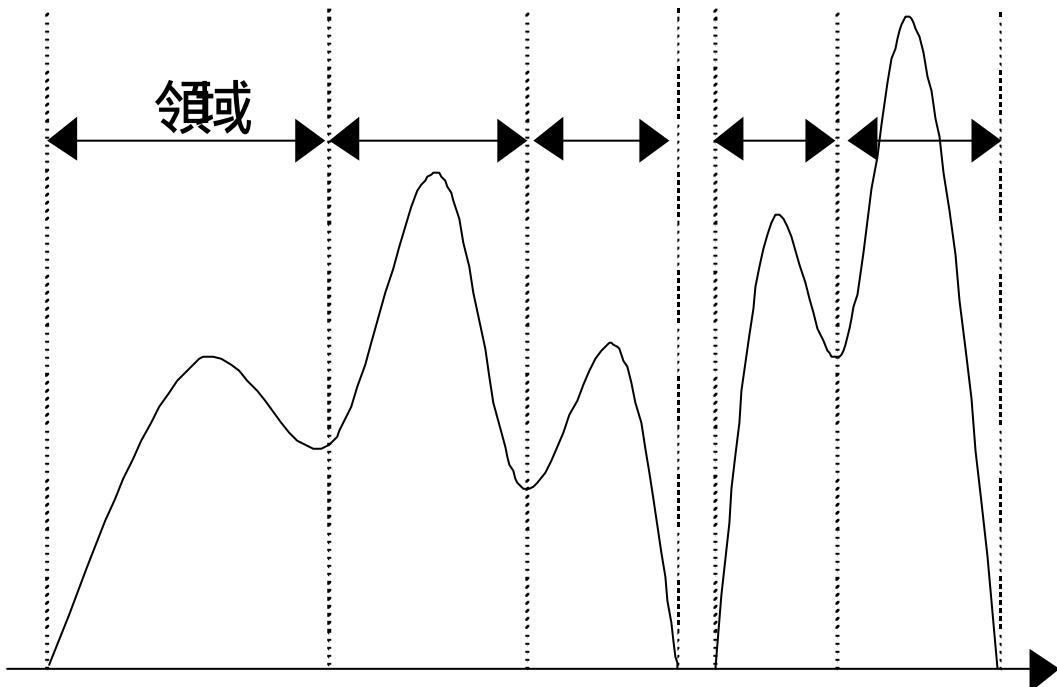


図3.6 筆圧波形の例

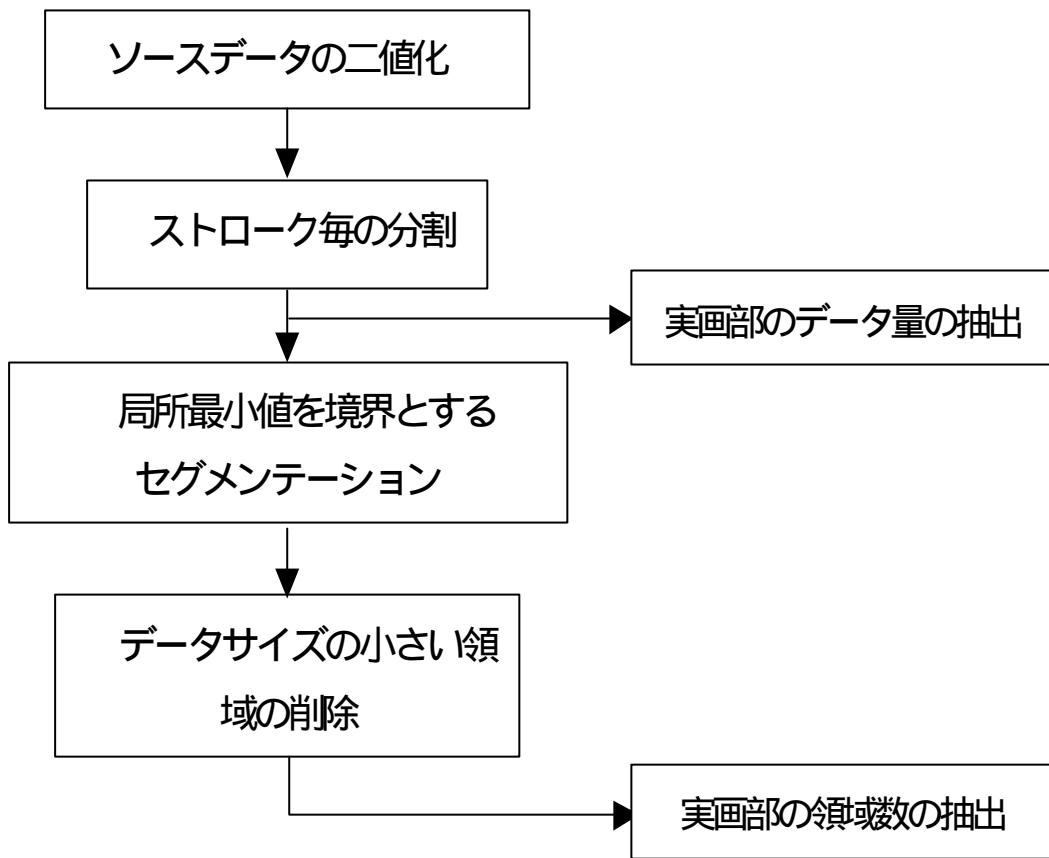


図 3 . 7 参照データの抽出処理手順

その後、抽出した参照データの比較するために、抽出した参照データの実画部のソースデータサイズを $Px(I)$ 、2 の実画部の領域数を $Py(I)$ とする。ただし、 $I=1 \sim 3$ である。この値に関する各登録ソースデータ間の差を求める。

$$\Delta Px(I) = |Px(I) - Px(Mod(I,3)+1)| \quad \Delta Py(I) = |Py(I) - Py(Mod(I,3)+1)| \quad \dots (3.1)$$

ただし、 $Mod(a,b)$ は a/b の剰余とする。これらの値が設定された範囲内にあるかどうかのフラグを求める。

$$Flag(I) = \begin{cases} 1 & (\Delta Px(I) < 500) AND (\Delta Py(I) < 5) \\ 0 & (\Delta Px(I) \geq 500) OR (\Delta Py(I) \geq 5) \end{cases} \quad \dots (3.2)$$

認証精度の低下を招くおそれのあるデータを求めたフラグに対し、以下の表に

よって、決定する。

Flag(1)	Flag(2)	Flag(3)	Data1	Data2	Data3
0	0	0	NG	NG	NG
1	0	0	OK	OK	NG
0	1	0	NG	OK	OK
0	0	1	OK	NG	OK
1	1	0	NG	OK	NG
1	0	1	OK	NG	NG
0	1	1	NG	NG	OK
1	1	1	OK	OK	OK

OK：問題なし NG：問題あり

Data1 ~ Data3 は登録ソースデータを指す

図3 . 8 登録ソースデータの適正チェック

新規登録と再登録の場合はこれで終了し、次の処理へ進む。しかし、追加登録の場合、更に過去に登録されたデータ中、最新の登録ソースデータ 3 個との比較も行う。この参照データ比較した結果が問題ありと判断されたソースデータも NG とする。

その後に適正チェックにおいて問題ありと判断されたソースデータについて再入力を行ってもらう。再入力が終了すると再び登録ソースデータの適正チェックをはじめ、すべての登録データに問題なしと判断したときに限り、次の処理へと進む。

メンテナンスモードのときに限って登録ソースデータの表示がある。これは採取された登録ソースデータを時間軸上に連続的に並べ、筆圧カウント値波形を表示する。ただし、メンテナンスモード（開発者対象）の時のみ表示し、ノーマルモード（一般ユーザー対象）では表示を行わずに次の処理を行う。表示される登録ソースデータは、時間軸に関して正規化を行って表示している。登録ソースデータを目視確認する事を目的としている。

3 . 3 . 6 筆記データファイルの作成

「D P 1 0 0 0 X」において登録 / 認証を行うのはニューラルネットワークである。ニューラルネットワークモジュールへデータを入力するためにニューラルネットワークへデータを渡す。

この時、ソースデータそのものを渡すのではなく、筆記データへと変換してから渡す。筆記データ作成において使用する値を以下のように定義する。

- ・ソースデータ : S_n
- ・ S_n のデータサイズ : Sv_n
- ・ S_n のソースデータ系列 : $Sd_n(h)$ ($h=0,1,2,\dots,Sv_n$)
- ・変換後に生成される筆記データ : N_n
- ・ N_n のデータサイズ : Nv_n
- ・筆記データ系列 : $Nd_n(k)$
($k=0,1,2,\dots,Nv_n$)

ただし、登録セッション時においては、 $n=1 \sim 3$ であり、認証セッション時においては、 $n=1$ である。

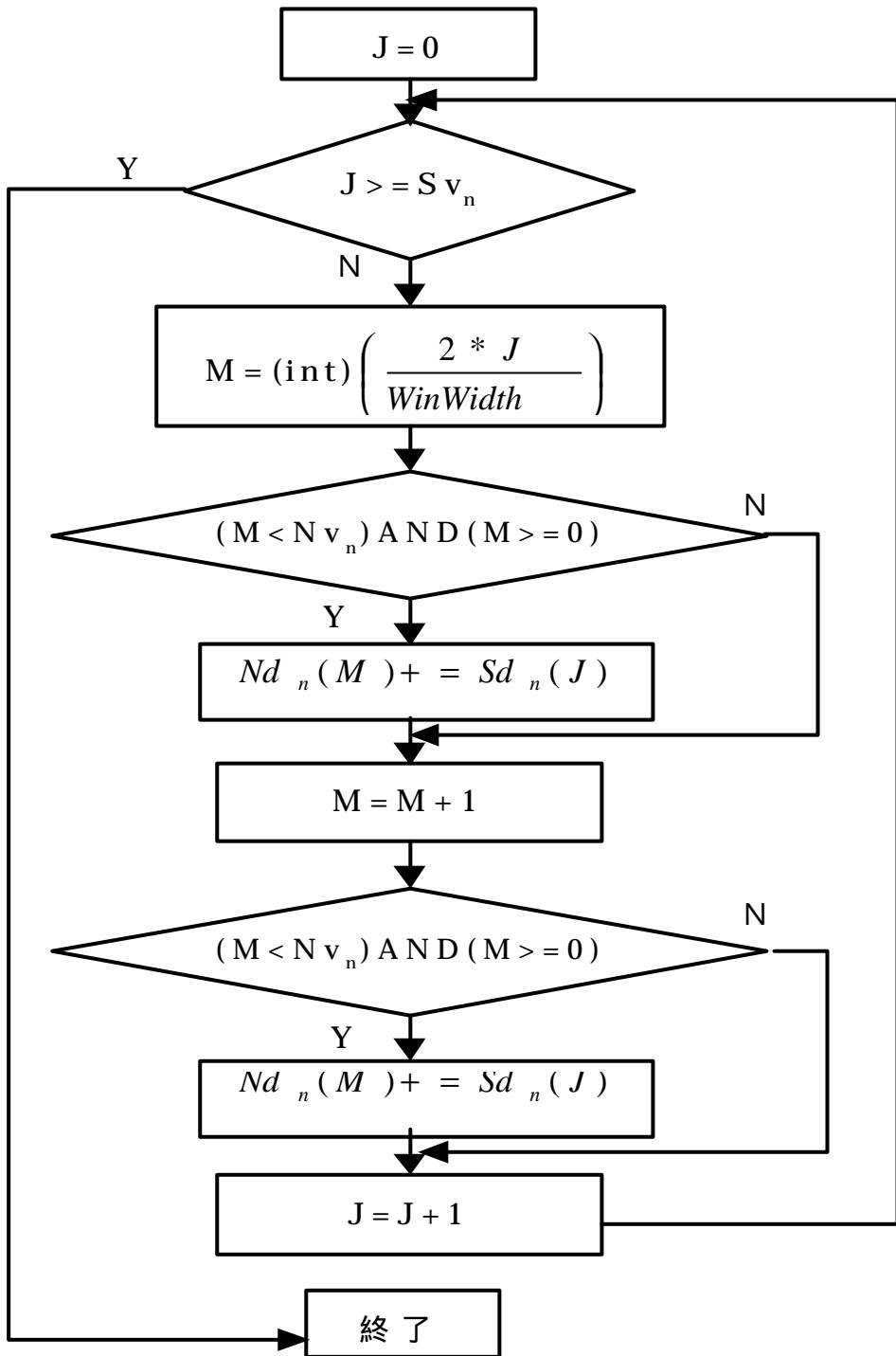
まず、以下の計算式により、WinWidth と WinShift を求める。

$$WinWidth = \frac{Sv_n * 2}{Nv_n + 1} \quad \dots (3 . 3)$$

$$WinShift = 2 * WinWidth \quad \dots (3 . 4)$$

そして、下図のフローチャートに従って筆記データを生成する。生成された筆記データは、NN モジュールに入力されるために、最大値を 1.0 として 0.0 ~ 1.0 の間の数値に正規化される。この処理が終了した後に、ファイルに書き込み、共通作業用フォルダに保存する。

このファイルを作成する際に注意する事項は、登録の種類によってヘッダ内的情報が一部変化する事である。変化する部分は「通し番号」で、新規登録及び再登録の場合は 1 ~ 3 になり、追加登録の場合は(既に登録してあるデータ数 +1) ~ (既に登録してあるデータ数+3)となる。ニューラルネットワークモジュールはこの部分を見ることで、初期学習(乱数で初期化を行った状態から学習をはじめる)を行うか、追加学習(現在の状態からさらに学習を行っていく)を行うかを判断している。



注：図中のYはYES、NはNO
 図3.9 筆記データの作成手順

3 . 4 認証セッションについて

3 . 4 . 1 構成

認証セッションは、提示用に登録した時と同様の文字をサインし、登録されているデータとの照合により、本人かどうかの確認あるいは登録者の特定を行う。認証セッションでは、提示用ソースデータをニューラルネットワークモジュールに入力し、その出力によって判定を行う。認証セッションには、以下のような種類が存在する。

- ・ 単一 ID 指定型（筆者照合）…システムに予め入力を行う登録者 ID を通知し、その ID を持った登録者本人かどうかの確認を行うもの。
- ・ ID 指定無型（筆者識別）…システムには、入力を行う登録者 ID を通知せずに、システム自身に登録者の特定を行わせるもの。

3 . 4 . 2 登録者ID , 登録者名の選択、テストデータの 入力

「単一 ID 指定型」のみに必要な処理で、どの登録者として提示ソースデータ（以降テストソースデータ）を入力するかを選択する。この場合、登録者 ID を選択しない限り次の処理へ進む事はできない。

また、提示用のサインは 1 回のみである。筆記を途中で失敗してもそのまま次の処理へいくことになる。データ収集 BOX から信号がこない場合に限り入力失敗となる（図 3 . 1 0 参照）。

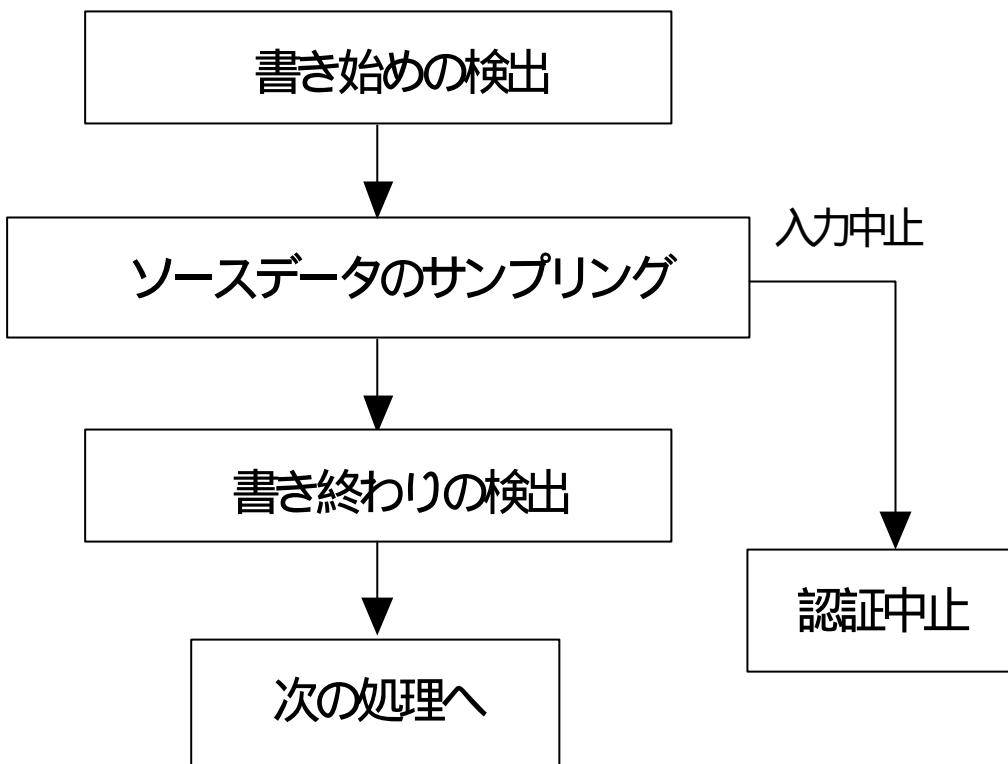


図 3 . 1 0 登録ソースデータの入力

3 . 4 . 4 参照データの作成

2 . 4 . 4 内「参照データの抽出」を参照にして実画部の筆記ソースデータサイズと、局所最小値を境界線とする領域数を抽出する（図 3 . 1 1 参照）。

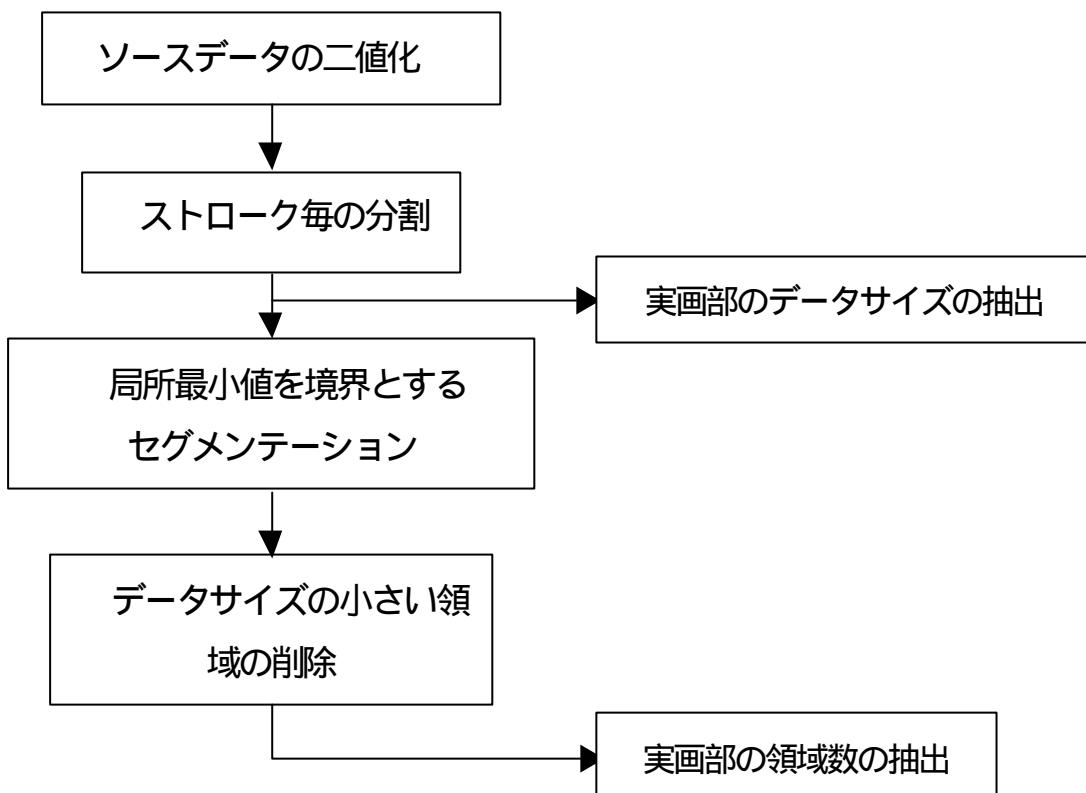


図 2 . 1 1 参照データの抽出処理手順

3 . 4 . 5 筆記データファイルの作成

2 . 4 . 5 「筆記データの作成」を参照にしてファイル名も同様に「WRITE.DAT」である。登録セッション時に作成されるものと異なる点は、保存されるデータは1個、登録者IDが”1001”、通し番号は「1」のみを使用、の3点で、ファイル仕様そのものに変化は無い。作成後共通作業用フォルダに保存する。

3 . 4 . 6 認証セッション定義ファイルの作成

認証セッション定義ファイルは、テストソースデータから抽出された参照データと、登録セッションで作成されたマトリクスマップデータを使用して作成される。参照データがどのマトリクスに属するかを調べ、その近傍に登録されている登録者IDを抽出して、認証セッションファイルに書き込まれる。

登録ソースデータから抽出された参照データ T を $T = (\text{実画部のソースデータサイズ}, \text{実画部の領域数}) = (Tx, Ty)$ とし、マトリクスマップデータに関する設定値を、

X 軸方向の区画数 : Nx 、Y 軸方向の区画数 : Ny 、X 軸方向の上限値 : Lx 、Y 軸方向の上限値 : Ly 、マトリクス数 : $Nx \times Ny$ と定義する。

そして参照データ T が属するマトリクス番号 Tm を計算する。

$$Tm = \text{Div}(Tx, Wx) \cdot Nx + (\text{Div}(Ty, Wy)) \left(Wx = \frac{Lx}{Nx}, Wy = \frac{Ly}{Ny} \right) \quad \dots(3.5)$$

このマトリクス番号 Tm に登録されている登録者 ID、また、マトリクスマップ平面上で、 Tm に隣接するマトリクスに登録されている登録者の、マップ平面上における座標を (Rx, Ry) とする。ここで、

$$\text{Range_X} = 0.1, \text{Range_Y} = \frac{\text{Range_X} \cdot Wx}{Wy} \quad \dots(3.6)$$

$$\text{Thread_Range} = \sqrt{2} \cdot Wx \cdot \text{Range_X} \quad \dots(3.7)$$

と定義して、これを計算し、

$$D = \sqrt{Dx^2 + Dy^2} \quad Dx = (Rx - Tx) \cdot \text{Range_X} \quad Dy = (Ry - Ty) \cdot \text{Range_Y} \quad \dots(3.8)$$

を求め、以下の条件を満たす登録者 ID のみを認証定義ファイルに書き込む。

$$D \leq \text{Thread_Range} \quad \dots(3.9)$$

認証セッション定義ファイルは、作成完了とともに共通作業フォルダに書き込まれるが、候補者となる登録者数が「0 人」となった場合、以降の処理は行わず（NN モジュールを起動しない）、「該当者無し」として認証セッションを終了する。

3 . 5 性能評価

性能評価にはサンプリング時間測定、ワンタイム署名、初期感度チェックの排他的な機能があり、いずれか 1 つの機能を使用している間は、それ以外の機能は、使用不可能とする。

サンプリング時間測定とは PC に取り付けられた電子ペンが 1 個のデータを採取するのにどれくらいの時間を要しているかを計測する機能。計測開始前にサンプリングするデータの数を決められるようする。結果は 1 個採取に要した平均時間(msec)で表示する。

ワンタイム署名とは登録セッション、認証セッション処理とはまったく切り離して、サイン後のソースデータの波形を見る機能。波形を実線で表示し、目盛りを破線で表示する。

初期感度チェックは 200までの筆圧カウント値を棒状メーターで表示する。筆圧の強弱を寒暖色で表現する。また、筆圧カウント値の基準値を調整できるボタンをつけておく。^[2]

3 . 6 ニューラルネットワーク

筆圧認識においてニューラルネットワークの存在は欠かせない。そこでニューラルネットワークについて少し触れていく。^{[3][4]}

ニューラルネットワークについて説明すると、ニューロンとは生体の神経細胞であり、そのひとつひとつをセルという。これらのネットワークを神経回路網すなわちニューラルネットワークという。

そして人間の脳には約 100 億のニューロンが存在する。また、それぞれのニューロンが他のおよそ 1 万個のニューロンにつながっている。魚であっても、およそ 1000 個のニューロンがある。人工的に作られた神経細胞のようなユニットを人工ニューロン、またそのネットワークを人工ニューラルネットワークと呼ぶ。

また、今日までのニューラルネットワークの歴史的な展開について以下の表にまとめる(表 3 . 12 参照)。

表3.12 ニューラルネットワークの歴史

1943年	マカロック(W. MCCULLOCH)とピッツ(W. PITTS)により形式ニューロモデルが提案される
1949年	ヘップ(D. Hebb)の学習モデル(Organization of Behavior)(本)
1951年	ミンスキー(Princeton大学のM. Minsky)による40個のニューロンを使ったネットワークが登場
1958年	ローセンブラット(F. Rosenblatt)がパーセプトンと呼ばれるニューラルネットワークを提案し、パターン認識の可能性を示した
1969年	甘利教授(東京大学)による神経回路理論の紹介
1969年	福島教授(大阪大学)によるコグニトロン神経回路理論の紹介
1969年	ミンスキー(M. Minsky)はパーセプトロンの能力限界を発表した
1969年 ~ 1980年	ニューラルネットワークの研究の停滞: dark age
1980年代	ホップフィールド(J. Hopfield)がホップフィールドモデルを提案した
1984年	ヒントン&セジノブスキ(Hinton&Sejnowski)によるポリレツマンマシンの提案
1986年	ロメルハート&マッククレランド(Rumelhart&McClelland)によるバックプロパゲーション(Back-propagation)の紹介 Parallel Distributed Processing: PDP(本)
1986年	米国ニューロブーム
1987年	日本ニューロブーム
1990年代	ニューロ技術の応用があらゆる分野で展開される

ニューラルネットワークの実用的なアプリケーションとしてパターン認識(文字や音声の識別等)およびよそくなどの認知的な仕事を最も得意とし、パターン認識、経済予測、制御等の分野において実用的な応用事例が出ている。^[5]

しかし、ニューラルネットワークの学習は、非常に時間がかかるという問題があり、ニューラルネットワークの研究および応用開発には、高速演算が可能なコンピュータが必要とされるが、現在では、高速なコンピュータが開発されているため、信頼性の高いニューラルネットワークの研究および実用的なアプ

リケーションが可能になっている。一方、その応用分野も広がっており、画像、文字、音声などの多形態の情報を区別なく、総合して扱う情報処理技術、人間のように不完全な情報から知識を得る情報処理など、人間の脳の情報処理に類似した柔軟な情報処理技術の向上に、より多くのニューラルネットワークのアプリケーションが開発されている。^[6]

4章 DP1000Xについて

4.1 「DP1000X」のメニュー

「DP1000X」の特徴として、最大1,000人までの新規登録が可能である、IDを指定しなくてもどの登録者が筆記した署名かを識別できるという二つの点が挙げられる。

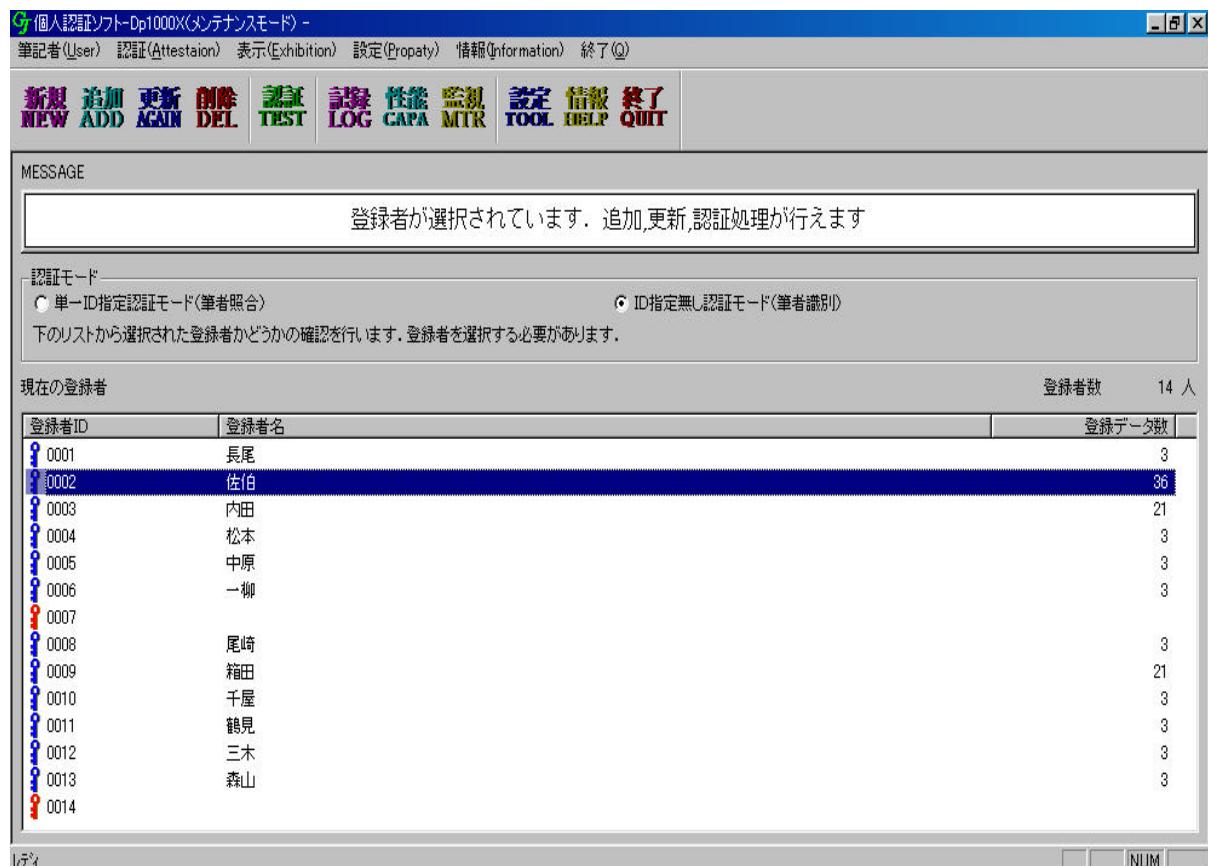


図4.1 DP1000Xの初期画面

図3.1は「DP1000X」の起動画面である。ユーザーはここから初期登録、追加登録、再登録を行う。次に各処理について触れる。



図4.2 ツールバー

各処理はツールバーから選択して行う。

- ・新規 新規登録を行う。未だ登録されてない場合はここを押す。(3 . 2 .
 1 新規登録処理参照)
- ・追加 追加登録処理を行う。
- ・更新 更新登録処理を行う。
- ・削除 登録削除処理を行う。
- ・認識 認証処理を行う。初期設定では、識別モードで行われる。
- ・記録 認証結果を表示する。TXT 形式で表示され、TXT 拡張子に
 関連づけされたエディタが起動する。
- ・性能 電子ペン「D P 1 0 0 0 X」の性能評価を行う。
- ・監視 電子ペン「D P 1 0 0 0 X」から採取されるデータのモニターを行
 う。
- ・設定 各種設定値の変更を行う。
- ・情報 バージョン情報等が表示される。
- ・終了 アプリケーションを終了する。

初めての方は「新規」ボタンを押して下さい。登録処理が始まります。

図 4 . 3 メッセージバー

メッセージバーは、各処理の始まりと終わりを報告するための文字を表示する部分で通常、処理の始まりは緑で表示され、処理が正常に完了した場合は青で表示され、正常に終了しなかったり、中止された場合は赤で表示される。それ以外の場合は黒で表示される。

認証の種類についてはこのアプリケーションで行うことが可能な認証には次の2種類がある。

- ・単一 ID 指定型

予めサインを行う登録者の登録 ID を通知し、その後にパスワードを入力し
て、本人かどうかの確認を行う。指紋等における認証もこれに相当する。

- ・ID 指定無し型

サインを行う登録者の登録 ID が不明な状態で、どの登録者がサインしたか
を特定するものである。自動販売機に取り付けられている紙幣識別と良く
似ている。

登録者ID	登録者名	登録データ数
0001	長尾	3
0002	佐伯	36
0003	内田	21
0004	松本	3
0005	中原	3
0006	一柳	3
0007		
0008	尾崎	3
0009	箱田	21
0010	千屋	3
0011	鶴見	3
0012	三木	3
0013	森山	3
0014		

図 4 . 4 登録者リスト

登録者リストは、このアプリケーションに登録されている人数、使用されている登録 ID 等を表示するもので、初期状態において、登録者名を見ることはできない。登録されると、登録 ID と共に青色の「鍵」が表示される。これは、この登録 ID が有効であり、追加登録処理や認証処理が可能であることを示している。

4 . 2 各登録処理

4 . 2 . 1 新規登録処理

「新規」は、未だ登録をされていない方に対して行われる処理である。まず以下のような画面が現れる（図 4 . 5 参照）。



図3.5 新規登録処理画面

登録 ID を表示する。自動的に割り当てられ、変更することはできない。
登録名をスペース無しで入力する。ここを入力しておかなければ、次へ進むことはできない。

顔画像を取り込む場合はこのボタンを押す。(顔画像を取り込まなくとも次へ進むことはできる) 押すと次の画面へ進む。

登録名を入力し、顔画像を取り込んだらここを押す。

新規登録処理を中止する。ここを押すと起動画面に戻り、メッセージバーにメッセージが表示される。

4.2.2 追加登録処理

「追加」は、登録サインを増加する際に使用する処理で、既に登録されているサインと今回登録するサインによって認証処理を行うことになる。起動時ににおいてこのボタンは選択する事ができない。起動画面上で、追加処理を行いたい登録者の登録 ID を選択しておく必要があり、リスト上の登録 ID をクリックすれば、このボタンは有効表示される。ただし、削除されている登録者は、この処理を行うことはできない。このボタンを押すと、サイン開始画面へと移る。

4 . 2 . 3 更新登録処理

「更新」は、今まで登録したサイン削除し、新たに登録を行いたいときに使用する処理で、今回登録するサインのみで認証処理が行われる事になる。起動時においてこのボタンは選択する事ができない。起動画面上で、追加処理を行いたい登録者の登録 ID を選択しておく必要がある。リスト上の登録 ID をクリックすれば、このボタンは有効表示される。ただし、削除されている登録者は、この処理を行うことはできない。

4 . 2 . 4 登録削除処理

「削除」は、登録者をこの認証システムから削除する場合に使用する。起動時では、無効表示されているが、リスト上の登録者を選択することで、有効表示となる。このボタンを押すと以下のように確認用の画面が表示される。(図 4 . 6 参照) OK を押せば、この登録者は削除され、表示されていたキーが青から赤に変わる。^[7]

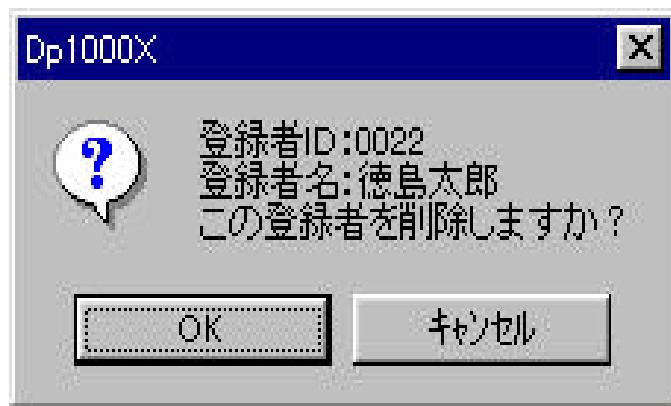


図 4 . 6 削除確認画面

4 . 3 追加学習による認証率について

現在の「D P 1 0 0 0 X」では2章でも説明した通り、筆圧の登録をするにあたって、3回の筆記を必要としている。これにより本人の認証率や他人の排除率が1回の比べて飛躍的に向上する。しかしながら3回の筆記は、ユーザー

に負荷をかけしまうのも事実である。また現在の電子ペンシステムでは本人の認証率や他人の排除率が高い数字を出しているが、誤認識をすることもあり、更なる改良を必要とする。

今回の論文では追加学習による本人認証率、または他人排除率についての実験をし、その結果を掲載して考察していく。

実験に関して 3 回の登録数に $3 \times N$ (N は自然数で最大値が 7) で最大 21 回まで追加学習する。そして学習量を増やしていくと、本人認証率や他人排除率は少ない学習量に比べて、向上するのかを実験する。その結果をもとにし、考察する。

5 章 追加登録による認証率について

5 . 1 本人認証率について

実験するにあたって本人認証率の向上がよりわかりやすくするために、3回の初期登録で13人の中から本人認証率が低かった2人を、被験者に選んで実験した。

2人の学生をA , B とするとA , B ともに初期登録では他の被験者に比べて極端に低い数値が出た。そしてAに関しては本人認証されなかった。この数字を他の被験者と比べたものが下表である。この表を比較すると、A , B の本人目的データが他に被験者に比べ、低い事がわかる。 初期登録の結果をもとに、追加学習を重ねていくと、A , B ともに結果的に追加学習を重ねるごとに本人認証率が向上していった。

表5 . 1 初期登録時の目的データ

被験者	出力1(目的データ)
A	0.287982
B	0.765322
C	0.921254
D	0.943271
E	0.973265
F	0.918976
G	0.893401
H	0.981021
I	0.91238
J	0.967281
K	0.958231
L	0.938745
M	0.973214
N	0.904135

注：C ~ Nは他の被験者

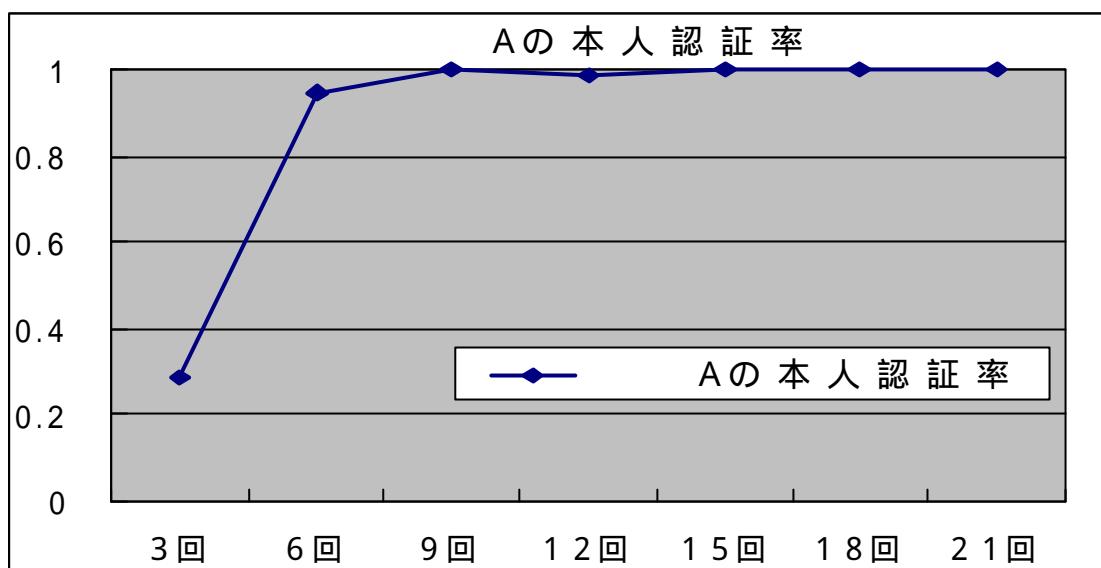


図5.2 Aの追加学習による本人認証率

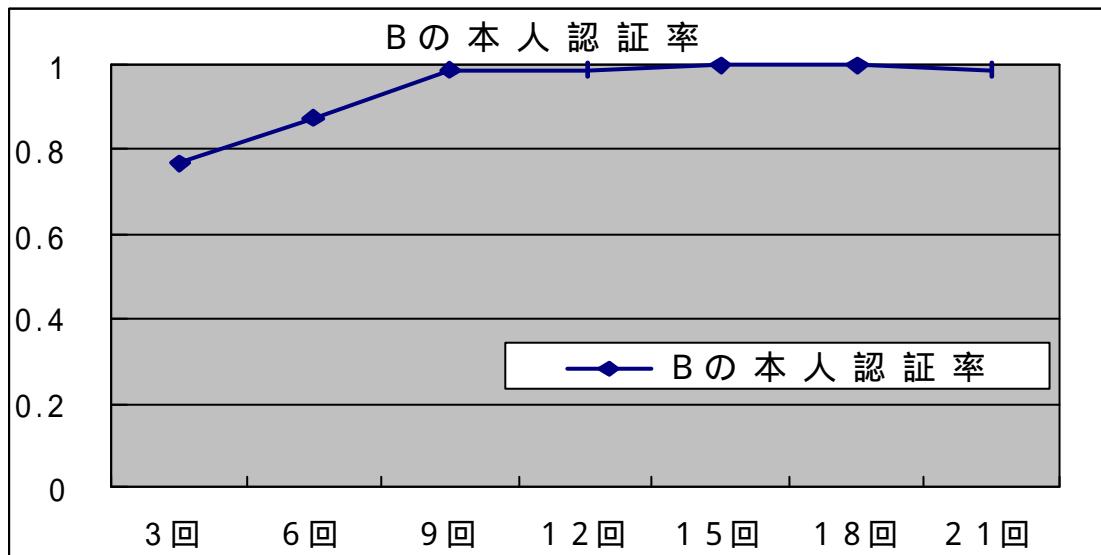


図5.3 Bの追加学習による本人認証率

図5.2, 5.3を参照すると、追加学習を重ねるごとに、本人認証率が向上しているのがわかる。

また、実験中に起きた問題も提示すると、Aの6回目の追加学習で、電子ペンのインクの出が悪く、いつもとは異なった筆記になった。その後の9回目の追加学習になった時点で学習が不可能になり、初期学習からやり直しになった。この時に9回目の追加学習を何度も試行したが、それ以降の追加学習はできな

かった。

この部分に関して、1回の筆記ミスによって学習に与える影響が大きすぎる
ことであり、これはユーザーに対して大きな負荷をかけるのではないかと思わ
れる。

4 . 2 他人排除率について

他人排除率については、また被験者の中でも偽筆されやすい被験者Cを選んで実験をした。その際に、初期登録の時点でCに対しての偽筆が成功したB、Dを追加登録後にも、偽筆をしてもらい追加学習を21回まで続けて、その結果をまとめたものが、図4.4、図4.5である。

この結果を見ると、Cの追加学習を重ねるごとに、他人排除率が低下してい
るのがわかる。

他人排除率の実験は、特に何度も追加学習を繰り返してデータ数を増やして
みたが、やはり他人排除が向上することはなかった。他人排除率は実験前の予
想とは異なり、追加学習を重ねても向上しなかった。

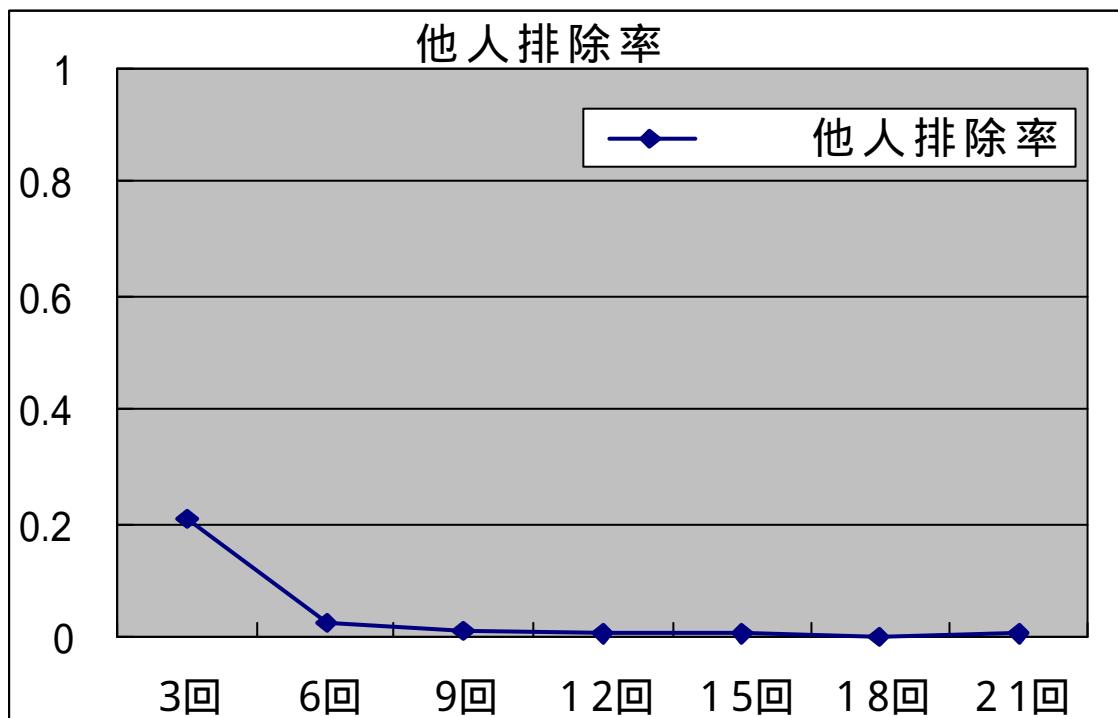


図4.4 CのBに対しての他人排除率

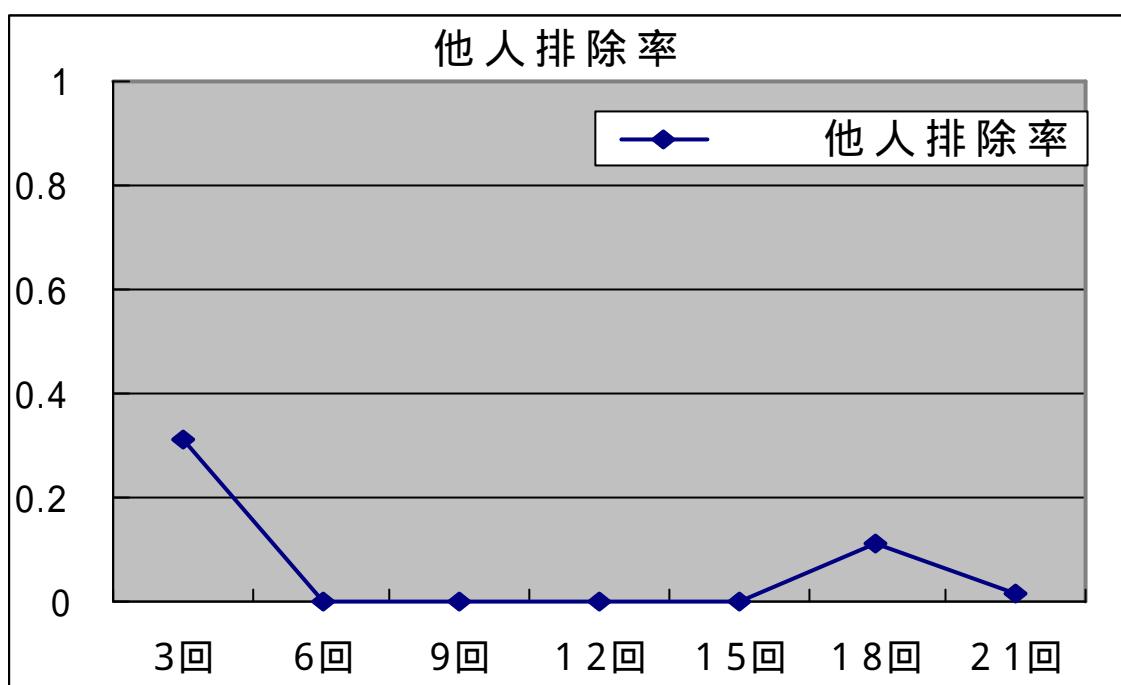


図 4 . 5 C の D に対しての他人排除率

6 章 データ結果による考察

6 . 1 本人認証率についての考察

5章で実験をして、そのデータを掲載してきたが、本人認証率に関しては「D P 1 0 0 0 X」のサンプルの学習数を増やすにつれて認証率も飛躍的に向上していった。従って、課題の設定の段階で追加学習を増やすにつれて本人認証率も上がるという基本的な考え方に基づいた結論を出す事が可能であった。

ただし、追加学習を重ねる事によって必ずしも本人認証率が上がるという訳ではなかった。これは人間の筆圧自体が、毎回安定するものではなくその時々や環境によっても左右されやすい事が原因になっているのではないだろうかと予想される。

実際に、同じ追加学習の本人認証を比較した時にも、その時々によってばらつきがあることは、すでに結論付けられている（表5 . 1 参照）。

表 6 . 1 同じ学習数による目的データの格差

試行回数	出力1
1回目	0.992032
2回目	0.996972
3回目	0.897512
4回目	0.999173
5回目	0.999186
6回目	0.999014
7回目	0.993323

また追加学習を重ねていく課程で、15回を超えるあたりから、新しい学習を増やしても、学習の必要がなくなってきた。そしてこのあたりから、本人認証率の向上が少なくなってきた。21回の学習に関しては15回あたりからの追加学習の結果とほとんど変わらなくなってきた。この事からやはり追加学習での新しい学習パターンも限界があるのではないかという結論に達した。

しかし本人認証率については実験前の予測とは異ならない結果に繋がった。

6 . 2 他人排除率についての考察

他人排除率の実験に関しては当初に予想していた結果とは全く逆の結果になった。

「D P 1 0 0 0 X」を使用して、初期登録で偽筆されやすい被験者を選んで実験したのだが、追加学習の効果が全く表れなかった。そして学習の効果が表れないだけでなく、追加学習を重ねるたびに偽筆者による本人認証率が格段に上昇してしまった。

この結果につながった理由はいろいろなことが考えられるが、第一に筆圧が非常に似ていると言う事である。これは実際に偽筆する方、される方、どちらの筆圧波形も採取したのでそれを掲載する。なお下図はすべて「佐伯」と書いたときの筆圧波形である。(図6 . 2 , 6 . 3 , 6 . 4 参照)

筆圧波形を見ると、C , B , Dともに非常に似た筆圧波形である事がわかる。この事からも筆圧波形が似ている場合は現行の電子ペンシステムでは他人と認識するのが困難である事がわかる。

また、Cの名字が偽筆されやすいのでは、という点も挙げられる。他の被験者の中でもCは一番、偽筆されやすい傾向にあった。本論文の中では、挙げられていないが、B , D以外にもCの偽筆に成功している被験者も存在した。

例えば、一、二などの漢字は画数が少なく筆圧による個人の差が出にくい字であると言える。それに対して、薔薇などの漢字は画数が多く、筆圧の差が個人によって顕著に表れやすいのではないかと予想される。

これに対して、本人以外の署名(抑制データ)を従来の手法とは異なる手法により生成し、偽署名の抑制を図る。

従来の手法は本人以外の登録署名を抑制データにしていた。このため他人に対する誤認識が非常に高かった。しかしこの手法では本人署名データから正規乱数により抑制データを生成するため、他人の登録署名なしに登録・承認処理が行える。

しかしこの手法は現在の時点ではその有効性において検証中である。



図 6 . 2 被験者 C の筆圧波形

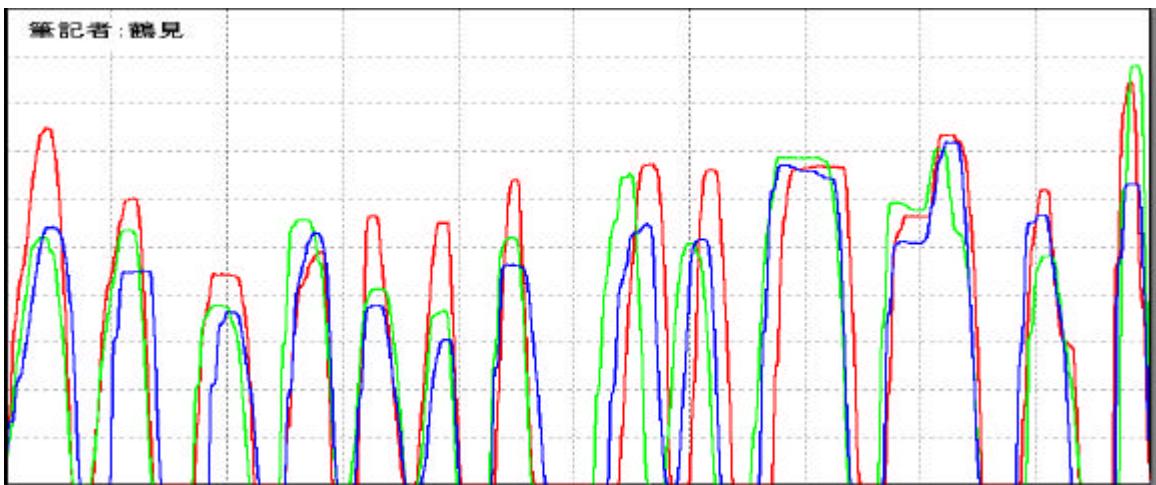


図 6 . 3 被験者 B の筆圧波形



図 6 . 4 被験者 D の筆圧波形

7章 まとめ

本論文では、バイオメトリクスの個人認識から筆圧に着目した。追加学習から本人認証率と他人排除率の学習データのサンプル数を増やし、認証率の格差を調査した。その結果、本人認証率に関しては多少の例外はあったものの、追加学習を重ねていくごとに認証率は向上した。しかし、他人排除率については追加学習による認証率の向上が認められなかった。これに対して、本人以外の署名(抑制データ)を従来の手法とは異なる手法により生成し、偽署名の抑制を図る。

従来の手法は本人以外の登録署名を抑制データにしていた。このため他人に対する誤認識が多くかった。しかし登録データから、正規乱数により、抑制データを作成することにより、本人署名データから正規乱数により抑制データを生成するため、他人の登録署名なしに登録・承認処理が行える。

この手法は現在の時点ではその有効性において検証中である。またこの手法より優れた手法の考案も今後検討していく必要がある。

8 章 謝辞

本実験の進行に、貴重な助言をいただいた高知工科大学工学部情報システム工学科の竹田史章教授並びに、日本システム開発(株)仁木章人様、学生の長尾崇君に深く感謝いたします。また、本研究を進めるにあたって日本システム開発株式会社の皆様に深く感謝いたします。

9章 参考文献

- [1]西陰紀洋，竹田史章，吉田与志一，仁木章人，“小規模ニューラルネットワーク群による筆記者認証装置”，電子情報通信学会論文誌，D - Vol. J 7 9 - D - No. 5 , pp. 1 - 7 , June , 1 9 9 6
- [2]日本システム開発株式会社，デモ用プログラム機能仕様書，pp. 1 - 7 , November , 1 9 9 9
- [3]熊沢逸夫，“電子情報通信工学シリーズ 学習とニューラルネットワーク”，森北出版株式会社，pp. 1 - 5 , July . 1 9 9 8
- [4]塚田稔，島健，“ニューラルネットワークとニューロデバイス”，森北出版株式会社，pp. 3 8 - 5 4 , May . 1 9 9 7
- [5]ケルマンシャヒ バフマン，“ニューラルネットワークの設計と応用”，株式会社昭晃堂，pp. 7 4 , June , 1 9 9 9
- [6]葉原耕平，淀川英司，上野圭一，片桐滋，鎌田洋，川人光男，下原勝憲，杉山雅英，曾根原登，藤井智史，三宅誠，“ニューラルネットワーク応用”，株式会社オーム社，pp. 2 7 - 5 3 , July , 1 9 9 5
- [7]日本システム開発株式会社，「D P 1 0 0 0 X ver. 1.0 4」操作マニュアル，pp. 1 - 1 0 , April , 1 9 9 9