

平成 14 年度

学士学位論文

筆圧による個人認証システムの
偽筆排除能力向上に関する研究

Research on the improvement of rejection ability for
counterfeit writing on individual authentication system
by Pen Pressure

1030316 村井友彦

指導教員：竹田史章教授

2003 年 2 月 12 日

高知工科大学工学部情報システム工学科

要旨

高知工科大学工学部情報システム工学科

筆圧による個人認証システムの偽筆排除能力向上に関する研究

村井 友彦

近年，インターネットなどのネットワークの普及，情報通信技術の進歩によりビジネス，あるいは情報交換の形態が，大きく変化してきている．これらの形態の変化に伴いこれまで以上に安全な，個人認証システムが必要となる．現在，個人認証の方法としてバイオメトリクスと呼ばれる人間の生態情報が注目されている．そこで，本研究では数多くあるバイオメトリクスのなかでも個人の筆圧に着目し，認証システムの開発・改善を行ってきた．これまでの研究では，システムの入力手続きの改善等を行うことにより，偽筆誤認証率の低下を実現してきた．しかし，問題として，登録データ数を増加した場合，本人認証率は低下し，誤認証率が増加する傾向が見られた．そこで本研究では「改善されたシステム入力手続きを利用したままで」実際に採取した「個人データ」そのものに着目し，採取したデータの時系列を調整し，無駄な情報量を排除することにより，本人認証率の向上，誤認証率の低下を実現させ，システム全体の処理能力向上を目指す．

キーワード：筆圧，個人認証，ニューラルネットワーク，時系列

Abstract

Research on the improvement in throughput of the individual authentication system by Pen Pressure

Tomohiko MURAI

In recent years, business or the form of information exchange has been changing with the spread of networks, such as the Internet, and progress of information communication technology a lot. A safer individual authentication system than the former is needed with change of these forms. At present, man's ecology information called "Biometrics" as the method of individual attestation attracts attention. Then, in this research, development and an improvement of an authentication system have been made also in "biometrics" which has many paying attention to "Individual Pen Pressure." In old research, the fall of "The rate of attestation which the charlatan mistook" has been realized by improving the input method of a system. However, as a problem, when the number of registered data was made to increase, "One's rate of attestation" fell and the tendency which "The mistaken rate of attestation" increases was seen. Then, in this research, improvement in "One's rate of attestation" and the fall of "The mistaken rate of attestation" are made to realize, and by adjusting the time-axis of the extracted data paying attention to the "individual data" itself actually extracted, with "The improved system input procedure was used" as used, and removing the useless amount of information aims at the improvement in throughput of the whole system.

Key words: Pen pressure, Individual authentication, Neural network, Time series

目次

1章	はじめに	1
2章	システムの構成	4
2.1	本システムの構成.....	4
2.1.1	構成の設定.....	4
2.2	ニューロテンプレートマッチング識別手法.....	4
2.3	登録処理の概要.....	6
2.3.1	登録処理.....	6
2.3.2	登録時における処理.....	8
2.3.3	登録署名データ入力.....	9
2.3.4	登録データの適正チェック.....	10
2.3.5	登録用の擬似データ作成.....	15
2.3.6	有効ポイント群データの作成.....	19
2.3.7	入力データ(ニューラルネットワーク入力用)の作成.....	21
2.3.8	登録セッションモニタ.....	23
2.3.9	登録結果表示.....	24
2.3.10	登録者データベースへの登録.....	24
2.4	認証処理の概要.....	25
2.4.1	認証処理.....	27
2.4.2	登録者 ID, 登録者名の選択.....	27
2.4.3	認証用署名入力データの入力.....	27
2.4.4	認証用中間データの作.....	27

2.4.5	入力データの作成.....	28
2.4.6	認証セッション状況ログファイルモニタ.....	28
2.4.7	認証結果の表示.....	29
2.5	システム機器の構成.....	29
2.5.1	システム機器の構成(ハードウェア).....	29
2.6	これまでの研究.....	31
2.6.1	登録処理時での入力データ作成方法の変更.....	31
2.6.2	認証種類の変更.....	31
2.6.3	識別に用いる入力データの検討.....	31
2.6.4	問題点.....	32
3章	改善案	34
3.1	前処理の作成.....	34
3.1.1	空画間隔の統一.....	35
3.1.2	実画タイミングの統一.....	36
4章	認証実験	38
4.1	実験手順.....	38
4.1.1	実験条件.....	38
4.1.2	実験方法.....	38
4.1.3	実験結果表示内容.....	41
4.1.4	実験結果.....	42
5章	まとめ	47

6章 謝辞

7章 参考文献

付録

目次

図 2.1	NN2 の構成.....	5
図 2.2	登録セッション処理の流れ.....	7
図 2.3	登録時の処理.....	8
図 2.4	登録ソースデータの入力.....	9
図 2.5	登録データとしての適正チェック.....	11
図 2.6	相関係数と距離値.....	13
図 2.7	実画と空画.....	15
図 2.8	対応付け処理.....	16
図 2.9	組み合わせ単位での擬似データ生成.....	17
図 2.10	筆圧値の変化.....	17
図 2.11	データの縮小, 伸張.....	18
図 2.12	偽署名の擬似データ生成イメージ.....	19
図 2.13	中間データ各番号の標準偏差 と平均値 μ の算出イメージ.....	20
図 2.14	有効ポイント群の抽出基準.....	20
図 2.15	有効ポイントビット情報の作成.....	21
図 2.16	登録用入力データの作成.....	22
図 2.17	抑制用入力データの作成.....	22
図 2.18	登録結果登録結果出力処理フロー.....	24
図 2.19	認証セッションの処理の流れ.....	26
図 2.20	登録ソースデータの入力.....	27
図 2.21	認証結果ファイルモニタ.....	28
図 2.22	機器構成部.....	30

図 3.1	空画間隔統一処理の流れ.....	35
図 3.2	空画間隔統一処理による筆圧波形の比較.....	36
図 3.3	実画タイミング間隔統一処理による筆圧波形の比較.....	37
図 4.1	データの採取風景.....	40
図 4.2	署名データ採取シート.....	40
図 4.3	記入枠に書かれた氏名の例.....	41
図 4.4	筆圧波形の例.....	41

表目次

表 2.1	登録データの適正チェック.....	11
表 2.2	これまでの実験条件下での結果.....	33
表 4.1	認証種類.....	41
表 4.2	空画間隔統一後の実験結果.....	43
表 4.3	実画タイミング統一後の実験結果.....	44
表 4.4	これまでの実験条件下での本人認証率（0.00%のみの値は削除）.....	46
表 4.5	空画間隔統一後での本人認証率（0.00%のみの値は削除）.....	46
表 4.6	実画タイミング統一後での本人認証率（0.00%のみの値は削除）.....	46

1章 はじめに

近年，インターネットや社内 LAN などのネットワークの普及，情報通信技術の進展によってビジネス，あるいは情報交換の形態が大きく変わりつつある．ビジネスそのものがオンライン化されることにより，迅速化，グローバル化などが容易に実現可能となる．しかしながら，非対面でのビジネスや情報交換が増加することによってこれまで人が行ってきた個人を特定する技術をコンピュータで実現することが必要となる．さらにコンピュータが関連する犯罪は増加の一途をたどり，「なりすまし」による犯罪を防止する意味からも個人を特定する技術である「個人認証」の必要性は高まっている．

個人認証とは，あらかじめ本人であることを登録し，その証拠を示すことにより本人であることを確認することである．現在の個人認証に用いられている認証手法は「所有物による認証」，「知識による認証」，「生体情報を利用した認証」の3種類の手法に分類することができる．1つ目の手法として「所有物による認証」は本人であることを証明するものを発行し，それを携帯するものを本人とみなす方法である．その例として運転免許証やクレジットカードなどが挙げられる．2つ目の手法として「知識による認証」は本人しか知りえない情報の提示により本人とみなす方法である．その例として暗証番号などが挙げられる．3つ目の手法として「生体情報を利用した認証」は人間の身体，あるいは行動の特徴に基づいて，個人を自動的に認証する方法である^[1]．その例として指紋，声紋，筆圧などが挙げられる．これらを用いた個人認証方法は，今後の情報化社会において必要とされる技術の1つであると考えられる．そこで本研究では，個人の筆圧に着目し，認証システムの開発・改善を行う．

生体情報（以下バイオメトリクスと略記）とは「生体測定学」を意味し，バイオメトリクスを利用した個人認証とは，指紋，声紋，顔，署名などさまざまな肉体的及び

行動的特徴を個人認証に利用することを意味する。バイオメトリクスによる個人認証は^{[2]-[3]}、運転免許証やクレジットカードなどの「所有物による認証」や暗証番号などの「知識による認証」と比較して紛失しない、盗まれない、忘れない、偽造・変造されないといったメリットがある。この要因として、身体の一部あるいは行動による認証を行うため物を携帯する必要性が小さいことが挙げられる。また、本人であることを証明する情報を記憶する必要がない、1次情報（身体の特徴など）を盗まれる心配が少ないという点が挙げられる。しかしながら、デメリットとして情報の提示に問題がある。例としてはバイオメトリクスを検出するまでに手間や時間がかかるというものである。

その中で「筆圧」という生体情報を用いた個人認証の方法として、「筆記による個人認証」が挙げられる。これは人が自分の氏名を筆記する際に検出される筆圧や筆跡によって、個人を識別するものである。個人認証に筆記情報を用いる理由は筆記された文字を他者が模倣することが困難であることによるものであり、欧米では古くから個人認証のための手法として用いられている。筆記された文字が模倣することが困難である場合、文字を生成するための筆記という行為も他者による模倣が困難であると考えられるため、筆記行為を対象とした認証についてもいくつか手法が提案されている。筆記による個人認証にはオフライン方式とオンライン方式の2種類がある。オフライン方式には既に筆記された筆跡の静的情報を用いるものである。これは警察で用いられている筆跡鑑定のようなものである。また、オンライン方式は筆記動作に伴う動的情報を用いるものである。これは筆記を行った際に検出される筆圧をもとに個人を特定するものである。上述の結果より指紋、音声認識、顔画像による個人認証には心理的抵抗が大きいいため心理的抵抗を少ないものや計算量を抑えたものによる個人を識別する必要がある。そこで、「筆記」という動作は日常的な行為であるため、指紋や声紋のようなバイオメトリクスに比べて心理的な抵抗による拒否反応が少ないと報告されている^[4]。

現在、筆記情報を用いた個人認証システム実現のためにニューラルネットワークを用いた。筆圧による個人認証システムについては実用可能な段階であることが報告されている。ニューラルネットワークは非線形識別能力を持ち、識別パターンの増加と新規識別パターンの登録を容易に実現することが可能である。本研究では筆圧による個人認証システムを構築し、認証実験を行う。また、他人が登録者を模倣した偽筆誤認証率の改善策についても検討する。本研究の認証性能は本人認証率、誤認証率、偽筆誤認証率の3種類によって示される。本人認証率とは筆記者「A」が筆記文字「A」と書き「A」と判定した確率である。誤認証率とは筆記者「A」が筆記文字「B」(A 以外)と書き「A」と判定した確率である。偽筆誤認証率とは筆記者「B」(A 以外)が筆記文字「A」と書き「A」と判定した確率である。

他の研究との相違点として、本研究では署名を行うことによって検出される「筆圧」という生体情報を用いて個人認証を行うことを目的とする。この筆圧を検出するためには筆圧検知器を使用するが、この筆圧検知器を使用した動的署名も、個人認証として考えられる。筆記行為自体はすで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い。また音声と比較し、サンプルの情報量も少ないため、処理計算量を減少させるというメリットが生まれる。

本研究では「移動平均」と「パターン間の相関係数」と「統計的距離」をシステムの入力値として用いる。また、採取した「個人データ」に着目し、筆記のタイミングを調整し、冗長な情報量を排除することにより、本人認証率の向上、誤認証率の低下を実現させ、システム全体の処理能力向上を目指す。

2章 システムの構成

2.1 本システムの構成

2.1.1 構成の設定

ネットワークの構成はニューラルネットワーク構成設定ファイルで設定する。設定項目は入力層の素子数，中間層の数と素子数，出力層の素子数の4つである。入力層の素子数は50に設定する。また，出力層の素子には採取した被験者の筆記データを割り当てることから学習パターン数と同数に設定する。入力層素子数と同数程度が適当であることがこれまでの研究において確認されている。

2.2 ニューロテンプレートマッチング識別手法

本節では，筆圧を用いた個人認証システムにおいて，ニューラルネットワークの規模を小さくすることが必要条件として挙げられる。これは登録者の増加に伴いニューラルネットワークの規模が大きくなることから，学習に要する計算量および処理時間が増大することは自明である。したがって，筆圧による個人認証システムの構築においては従来型のニューラルネットワークの識別手法では登録者数の増加に対応することが困難であることが推察される。このため本研究では識別パターン数の増加と新規パターンの登録を実現するためにニューラルネットワークとテンプレートマッチングを融合させたニューロテンプレートマッチング識別手法（NN2）を用いる^[5]。NN2は個々の識別パターン毎のテンプレートをニューラルネットワークより作成し，元来線形処理であったテンプレートマッチング処理を非線形処理が可能なニュー

ーラルネットワークとの融合させることにより，非線形パターンについても識別を可能としたものである．図 2.1 に NN2 の構成図を示す．

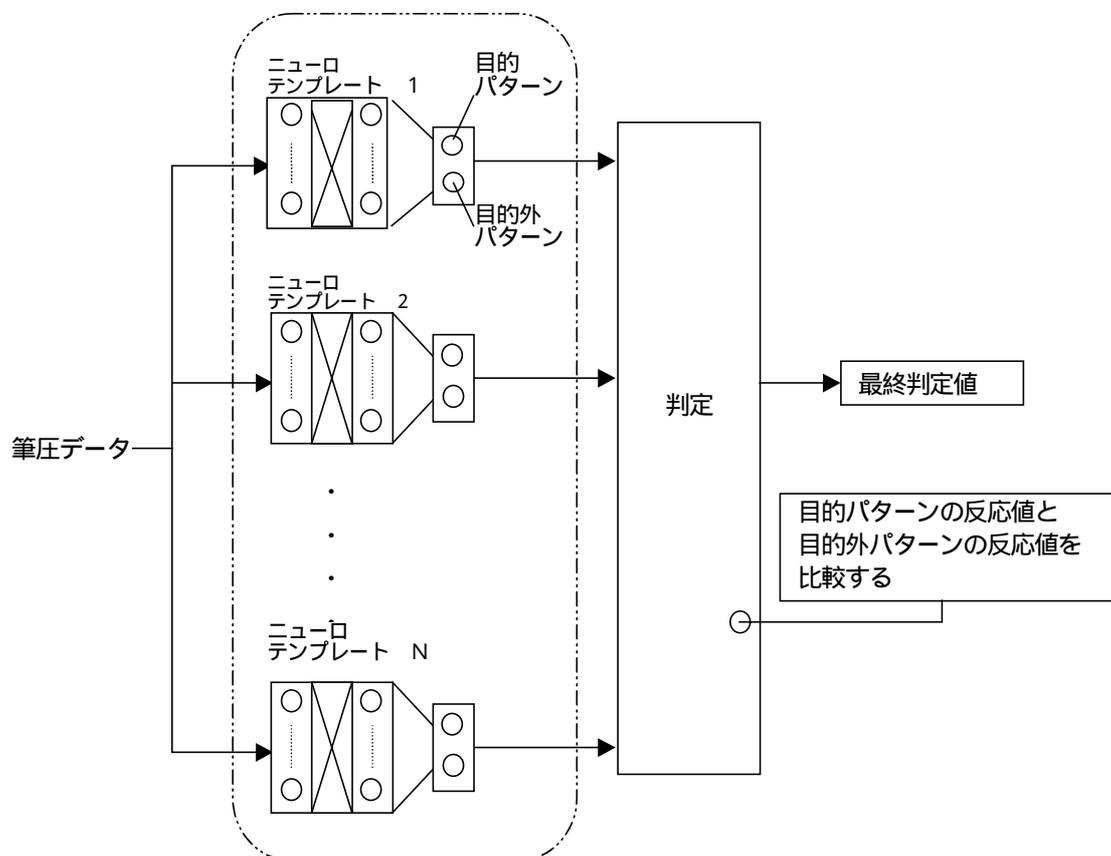


図 2.1 NN2 の構成

この手法では，識別パターンの増加と新規識別パターンの登録を容易に実現することが可能である．その基本的な構成は，個々の識別パターン毎のテンプレートをニューラルネットワークで構成し，非線形テンプレートによるマッチング処理を行う．なお，各テンプレートに対応するニューラルネットワークは，目的とする識別パターン（目的パターン）と目的としない識別パターン（目的外パターン）の 2 つに分類する機能を有する．出力層にある 2 つのユニットの 1 つは目的パターンの提示に反応するユニットを割り当てる．他方については目的外のパターンに反応するものを割り当てる．学習において，目的パターンのデータ（本人の強化データ）を提示した場合には目的パターンに対応するユニットには“1”を，目的外に対応するユニットには“0”

を教師データとする。目的外パターンのデータ（他人による抑制データ）の提示に対しては目的パターンユニットには“0”，目的外パターンユニットに“1”を教師データとする。

筆圧による個人認証で使用されている NN2 は入力層・中間層・出力層の 3 層からなり，各層の素子数を入力層素子数が 50 個，中間層素子数が 35 個，そして出力層素子数が 2 個となる。

複数のテンプレートの結果から最終判定を得る手続きは以下の通りである。まず，目的パターンの出力ユニット値にしきい値を設定する。さらに，目的外パターンの出力ユニット値と目的パターンの出力ユニット値との差分にも別のしきい値を設定する。この 2 つのしきい値を満たしたすべてのニューロテンプレートからの出力ユニット値の最大値に対応するカテゴリを最終判定候補とする。この候補となる入力値を同じカテゴリの学習データから統計的に作成した上下限值で確認し，この上下限値の範囲内に入力値のすべてが収まっていれば，そのカテゴリを最終判定とする。

2.3 登録処理の概要

2.3.1 登録処理

登録セッションは，電子ペンにより署名を行い，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学習させることにより，本アプリケーションに登録を行う部分である。登録セッションには，「新規登録」，「追加登録」，「更新登録」の 3

種類がある．図 2.2 に登録セッションの流れを示す．

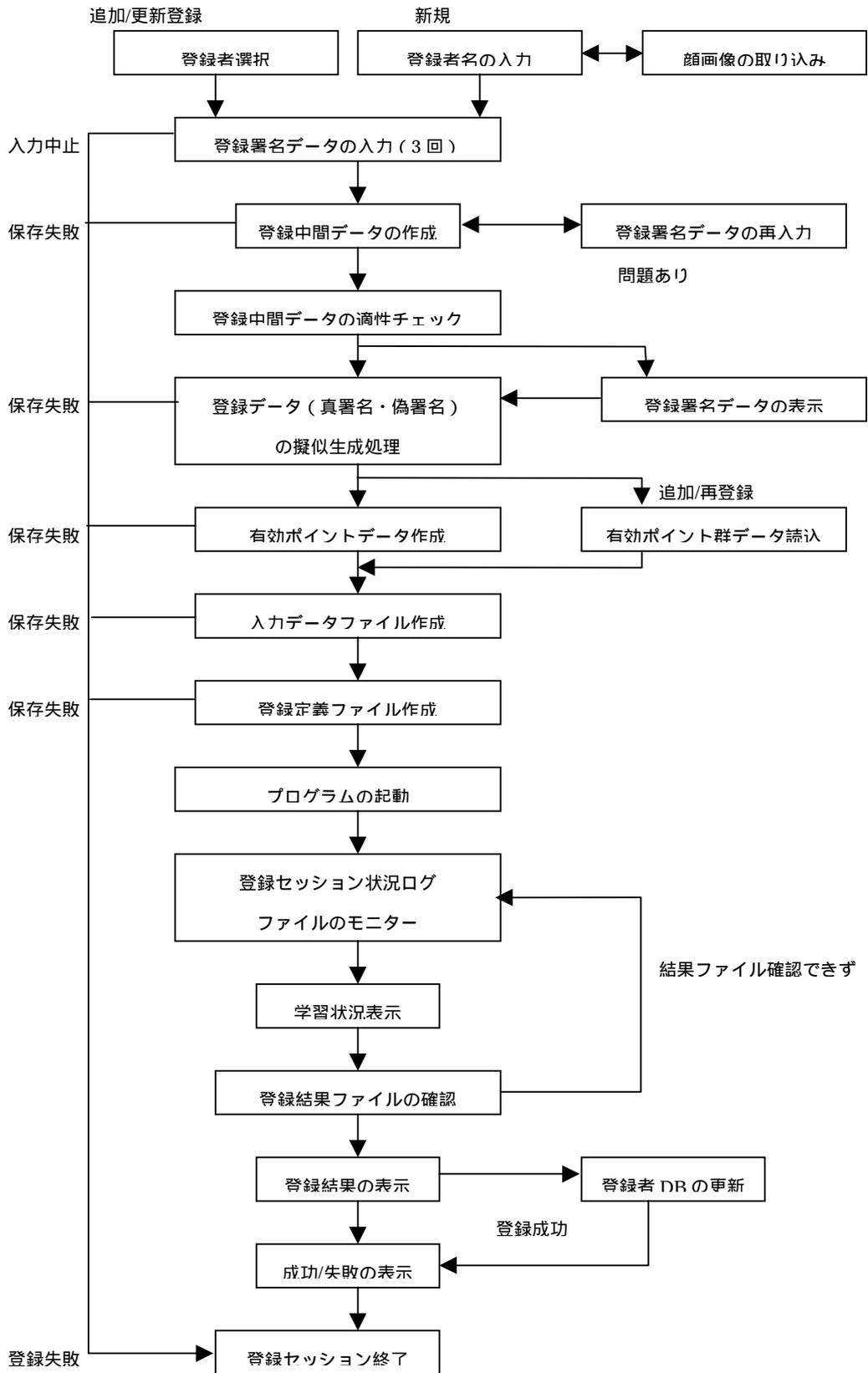


図 2.2 登録セッション処理の流れ

新規登録とは未登録の人が認証システムに登録を行う。

追加登録とは既に登録している人が、既存の登録データに新しい署名データを追加し、登録処理を行う。

更新登録とは既に登録している人が、既存の登録データをすべて破棄し、新しく採取する署名のみで登録処理を行う。

2.3.2 登録時における処理

新規登録時の場合、ID は自動で振り分けられるが、登録名を入力する必要がある。

図 2.3 に登録時の処理を示す。

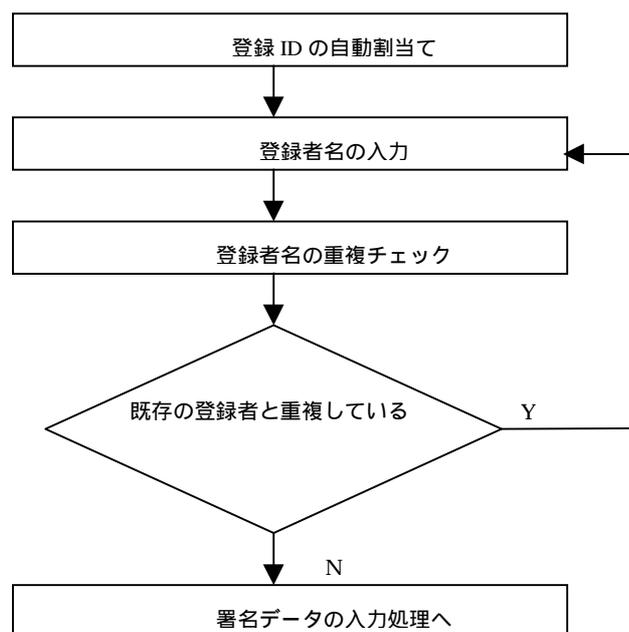


図 2.3 登録時の処理

登録者 ID の自動割当て

登録者 ID を割り当てる。0001～1000 の 4 桁で、0000 は使用しない。ユーザによって登録者 ID を変更することはできない。

登録者名の入力

登録者の氏名を入力する。

登録者名の重複チェック

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。

重複している場合は へ戻る。

署名データ入力処理

電子ペンから測定カウント値を受信し、署名データを採取する。

2.3.3 登録署名データ入力

認証システムに登録を行うために、登録用のサインをおこなう。このサインは3回行う。図 2.4 に入力過程を示す。

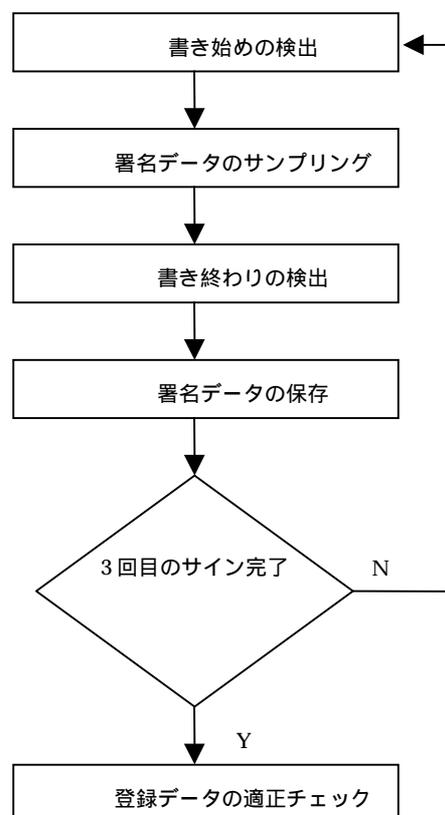


図 2.4 登録ソースデータの入力

書きはじめの検出

すべての登録処理において自動的に書きはじめの検出を行う。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 を超えれば書き始めとして次の処理へ進む。

署名データへのサンプリング

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する。

書き終わりの検出

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続で何個サンプリングされたかを計算し、その連続数が規定値を超えれば書き終わりとして処理を行う。

署名データ保存

署名データの採取が成功すると、署名データは WORK フォルダに一時的に保存される。登録処理に成功した場合、このデータが登録署名データとして別フォルダに保存される。

登録データの適正チェック

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の有無を調査する。これについては次項において記述する。

2.3.4 登録データの適正チェック

登録署名データ中に他の登録データとの相違点が多く、ニューラルネットワークモジュールの学習効率に影響を与えると推測されるデータについては、登録者に告知す

ることによりソースデータの再入力を促す。このチェックには、各登録署名データから抽出した参照データを比較することで行う。図 2.5 に登録署名データとしての適正チェックを示す。

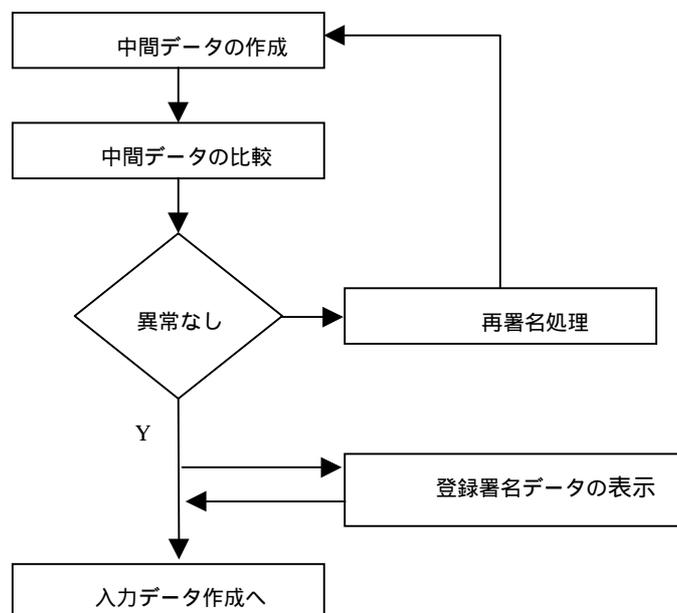


図 2.5 登録データとしての適正チェック

中間データの作成

登録されたソースデータそのままでは、ニューラルネットワークに学習させることができない。そのためニューラルネットワークへの入力データを作成する為の中間データを作成する。中間データは、1,000 個以上の要素を持つ署名データを適当な数（300 個）のデータに変換する。このときの変換方法としては移動平均法を使用する。

中間データ間の比較

登録データとしての適正を測る為に、中間データでの類似度を算出する。類似度を示す為に抽出するデータは以下の 2 つがある。

1. データ間の相関係数

登録データから作成される中間データ間での相関係数を求める。同一筆記者の

署名間の相関が強いことが前提である。相関係数の計算式を式(2.1)に示す。

2つの筆記データ $Data1(s,n)$ と $Data2(s,m)$ ($s=1 \sim S$) の相関係数 $R(n,m)$ は、

今、2つのデータの均値をそれぞれ、

$$Ave(n) = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S Data1(s,n)$$

$$Ave(m) = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S Data2(s,m)$$

とすると

$$R(n,m) = \frac{\sum_{s=1}^S (Data1(s,n)Data2(s,m)) - Ave(n)Ave(m)}{\sqrt{\sum_{s=1}^S (Data1(s,n))^2 - S \cdot (Ave(n))^2} \sqrt{\sum_{s=1}^S (Data2(s,m))^2 - S \cdot (Ave(m))^2}} \quad (2.1)$$

となる。

2. 統計的距離値

登録データから作られる中間データ間で式(2.2)に示すユークリッド距離値を求める。

$$D(n,m) = \sqrt{\sum_{s=1}^S (Data1(s,n) - Data2(s,m))^2} \quad (2.2)$$

$D=0$ に近いほどデータ間の距離が小さい、つまり $Data1$ と $Data2$ は類似していることになる。相関係数は横軸方向への「ずれ」には敏感に反応するが、縦軸方向の値の「ずれ」にはあまり反応を示さない。逆に距離値は、縦軸方向の値の「ずれ」に敏感に反応するが、横軸方向への「ずれ」にはあまり反応を示さない。このことから、この2つの要素両方を使用することで、登録データ間に異常が無いかどうかをチェックする。

< 異常と思われる署名データの検出 >

中間データ間の比較によって得られた相関係数と距離値を用いて異常と思われるデータの選定を行う。3回の登録データの場合、3組の相関係数値と距離値が得られる。相関係数値を $R(I)$ 、距離値を $D(I)$ とし ($I=1\sim 3$)、式 (2.4) を用いて変数 Flag の値を設定する。 $I=1$ であれば Data1 と Data2、 $I=2$ であれば Data1 と Data3、 $I=3$ であれば Data2 と Data3 となる。ただし、追加登録の場合、登録データ間で比較せず、既存の中間データの重心 (平均) データと追加データそれぞれを比較した結果を式 (2.4) に適用する。図 2.6 に相関係数と距離値を示す。

$$\text{Flag}(I) = \begin{cases} 1 & (R(I) > 0.3) \text{ AND } (D(I) < 1.9) \\ 0 & (R(I) \leq 0.3) \text{ OR } (D(I) \geq 1.9) \end{cases} \quad (2.4)$$

* R, D の閾値(0.3,1.9)は設定ファイルにて変更可能である。

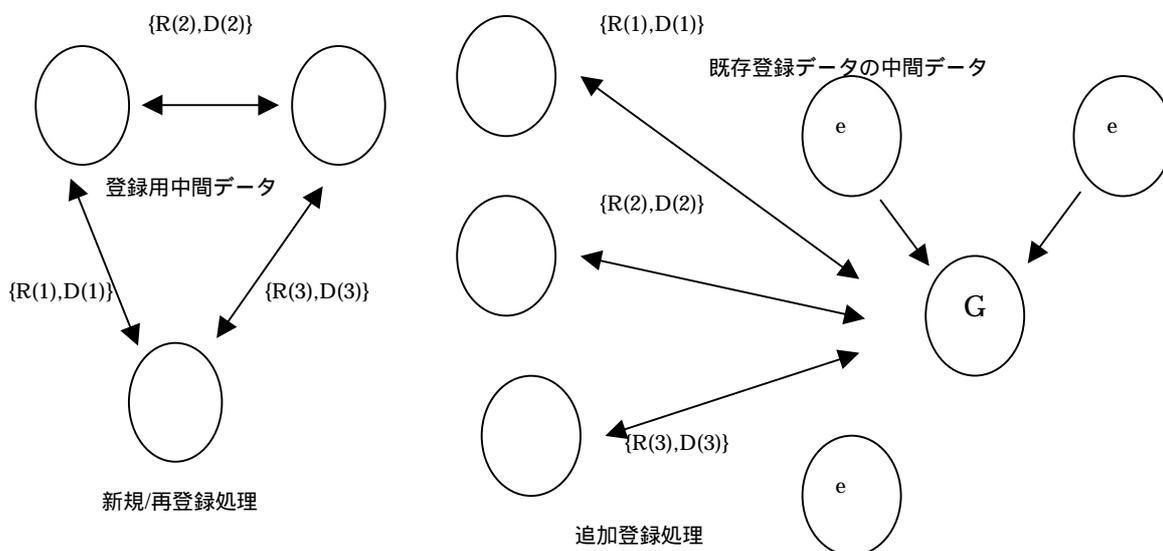


図 2.6 相関係数と距離値

算出された Flag に対し，以下の表 2.1 により，認証精度の低下を招くおそれのあるデータを決定する．

表 2.1 登録データの適正チェック

Flag (1)	Flag (2)	Flag (2)	Data 1	Data 2	Data 3	Check
0	0	0	NG	NG	NG	[000]
1	0	0	OK	OK	NG	[110]
0	1	1	NG	OK	OK	[011]
1	0	1	OK	NG	OK	[101]
0	1	0	NG	OK	NG	[010]
1	0	0	OK	NG	NG	[100]
0	0	1	NG	NG	OK	[001]
1	1	1	OK	OK	OK	[111]

Data1 ~ Data3 は登録署名データを指す

OK：問題無し NG：問題あり

この Check により[111]（1 番下）になれば処理 1 へ進み，それ以外になれば適正チェック処理 2 へ進む．

< 適正チェック処理 2 >

チェック結果が[111]以外になり，「1」となっている数が 1 つしかない場合（[100],[010],[001]）に以下の処理を行う（それ以外は処理 1 へ進む）．

NG の場合における 2 データ間の相関係数を ngR ，距離値を ngD とする．

1. $ngR > 0.3$, $ngD > 1.9$ （距離値が条件を満たさずに NG）の場合

「1」となるデータとの距離値がより小さいデータの Flag を「1」にする．

2. $ngR < 0.3$, $ngD < 1.9$ （相関係数が条件を満たさずに NG）の場合

「1」となるデータとの相関係数値がより大きいデータ Flag を「1」にする．

3. $ngR < 0.3$, $ngD > 1.9$ （両方が条件を満たさずに NG）の場合

何も処理を行わず処理 1 へ進む．

再署名処理

適正チェックにおいて問題ありと判断された署名データに関して再署名を行う。再署名が終了すると、再び登録署名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。

登録署名データの表示

採取した登録署名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。

2.3.5 登録用の擬似データ作成

登録署名データ間での対応付け

署名データは、筆記の際にサンプリングされるデータ（以下、実画と表記）と、文字と文字、又は画と画の間にサンプリングされるデータ（以下、空画と表記）に分けられる。図 2.7 に実画と空画を示す。

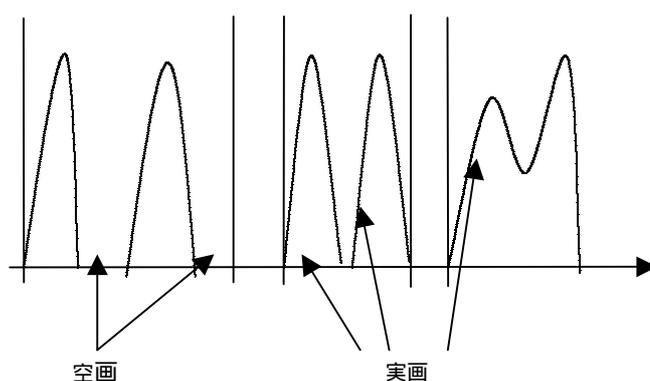


図 2.7 実画と空画

実画と空画に分離したデータに対し、登録データ間で対応付けを行う。対応付けは、登録データ 1 のある実画が登録データ 2,3 のどの実画にあたるかを推察し、割り当てる。組み合わせられたデータ幅の標準偏差が最小になる組み合わせを検出する。図 2.8

に対応付けの処理を示す． C_p はその波形が何画目かを示す．

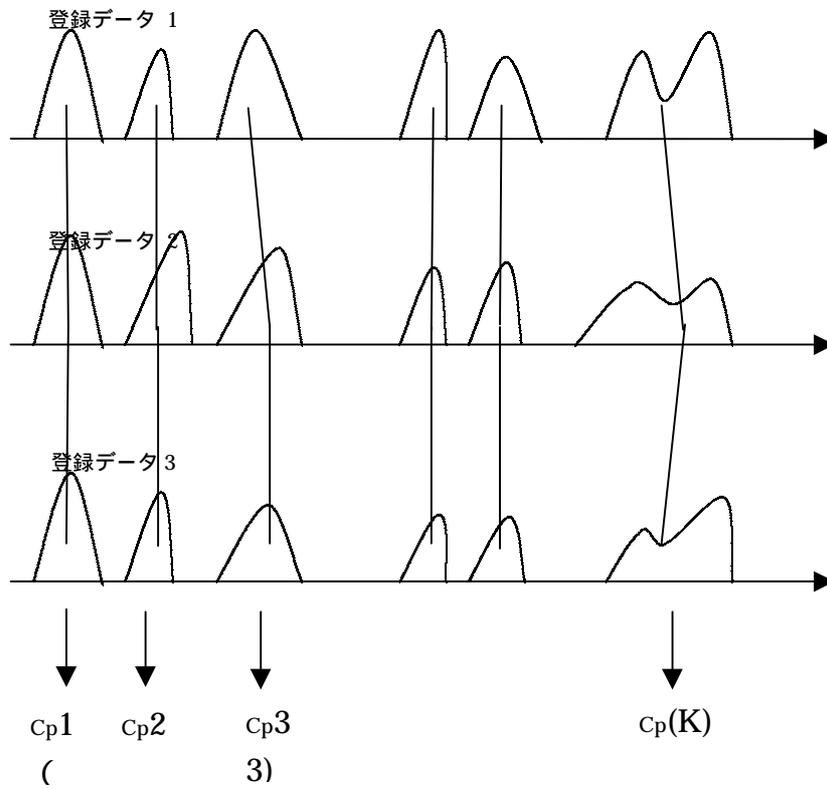


図 2.8 対応付け処理

対応付け結果から本人署名（強化データの元）を擬似生成し，中間データを作成する．強化データは，本人に限りなく近い擬似データとして作成する．

1. 組み合わせ単位で登録データを組み替えて作成する．図 2.9 に組み合わせ単位での擬似データ生成を示す．

$R_1(1)$	$R_2(2)$	$R_3(3)$...	$R_{\text{mod}(K,3)+1}(K)$
$R_2(1)$	$R_3(2)$	$R_1(3)$...	$R_{\text{mod}(K+1,3)}(K)$
$R_3(1)$	$R_1(2)$	$R_2(3)$...	$R_{\text{mod}(K+1,3)+1}(K)$

$R_n(t)$: n 番目登録データの t 番目登録データ、 K : 組み合わせ数

図 2.9 組み合わせ単位での擬似データ生成

2. 筆圧カウント値を等倍する（ $\pm 2 \sim 3\%$ ）．図 2.10 に筆圧値の変化を示す．

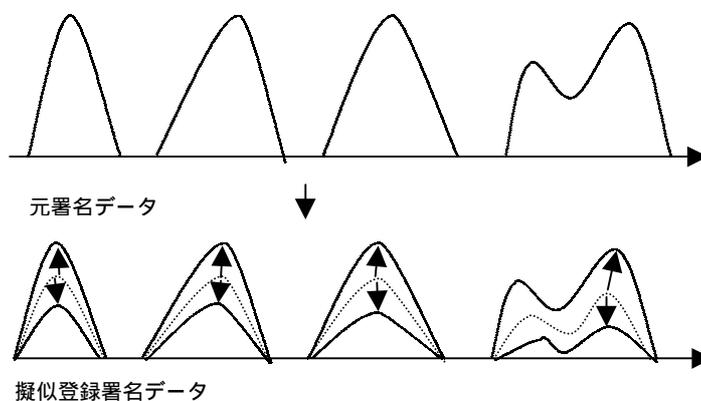


図 2.10 筆圧値の変化

対応付け結果から偽署名（抑制データの元）を擬似生成し，中間データを作成する．抑制データは，第三者が模倣した擬似データとして作成する．

1. データの組み合わせは，図 2.9 と同じように行う．
2. データ幅の倍率は，それぞれの実画に対して設定して変化させる．図 2.11 にデータの縮小，伸張を示す．

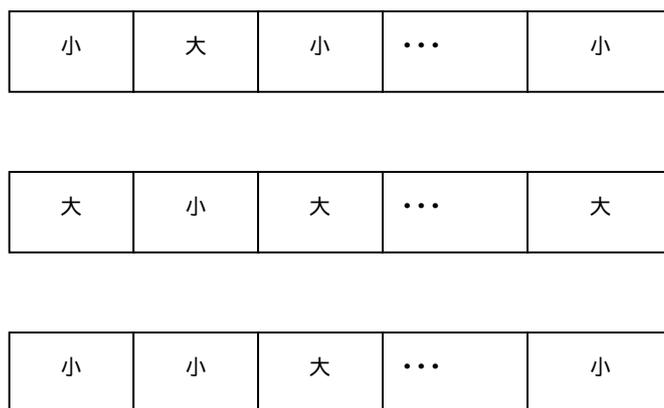


図 2.11 データの縮小、伸張

3. 筆圧カウント値の変成は登録署名データを擬似生成する場合は，単に筆圧カウント値を等倍する．偽署名を想定した場合，署名という行動で最も他人との違いが出るのは，リズムや筆記速度である．そこで，筆記速度，リズム等を擬似的に変性させることで偽署名を生成する．本システムは，擬似データを作成するために適当な線形関数を筆圧カウント値に乗算している．図 2.12 に偽署名の擬似データ生成イメージを示す．

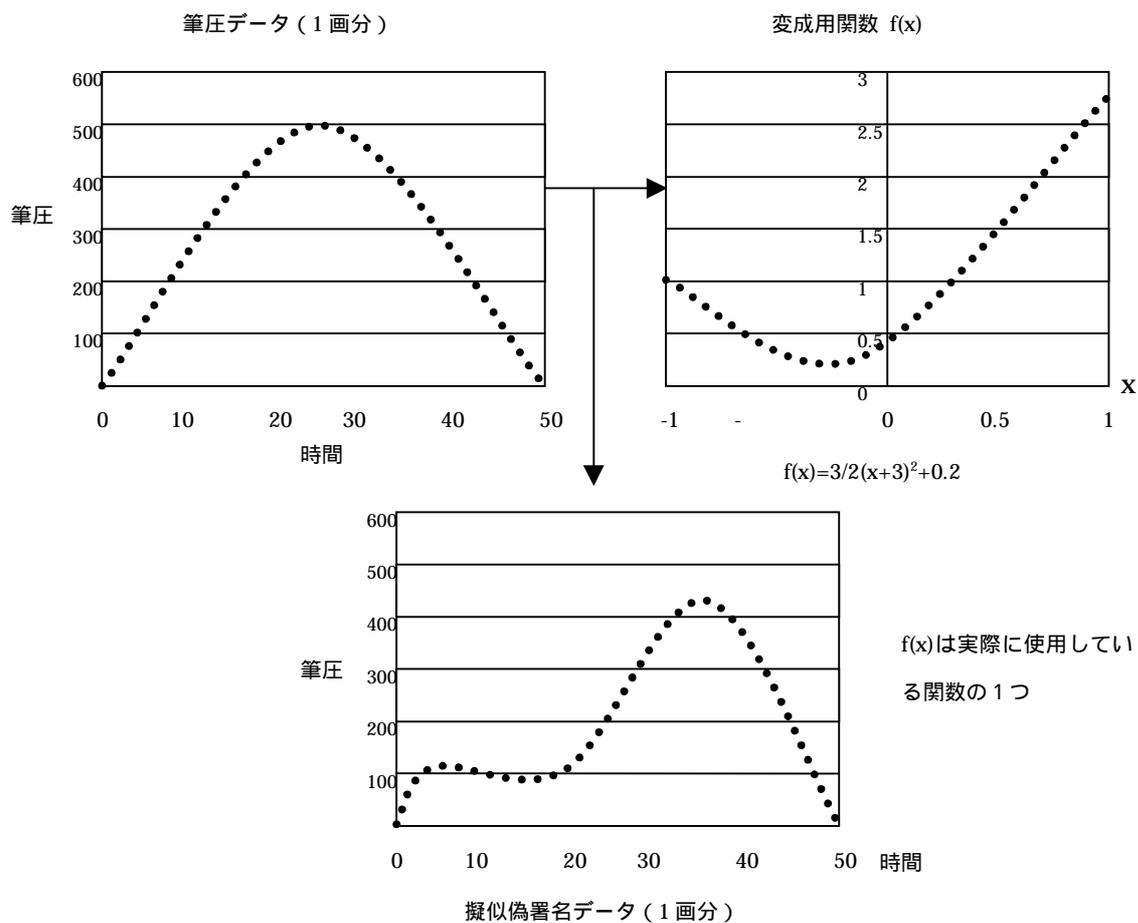


図 2.12 偽署名の擬似データ生成イメージ

2.3.6 有効ポイント群データの作成

300 個の要素を持つ中間データから、有効と思われるデータ 50 個を算出する。登録データから作られる中間データ間で、各要素 (1 ~ 300) について標準偏差と平均値を求める。図 2.13 に中間データ各番号の標準偏差 と平均値 μ の計算を示す。

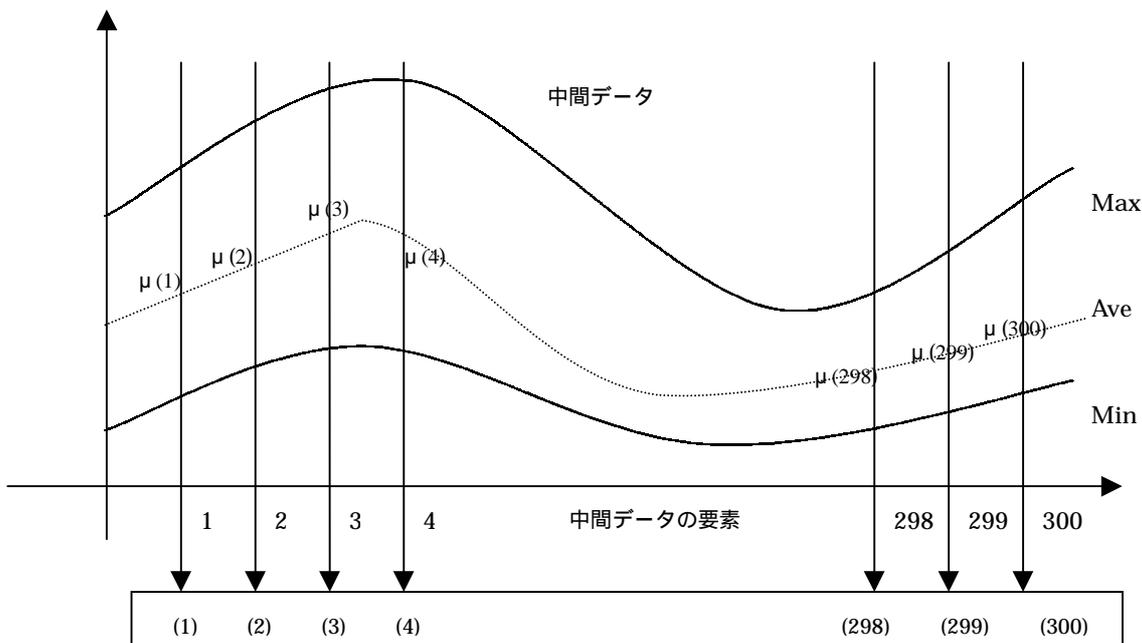
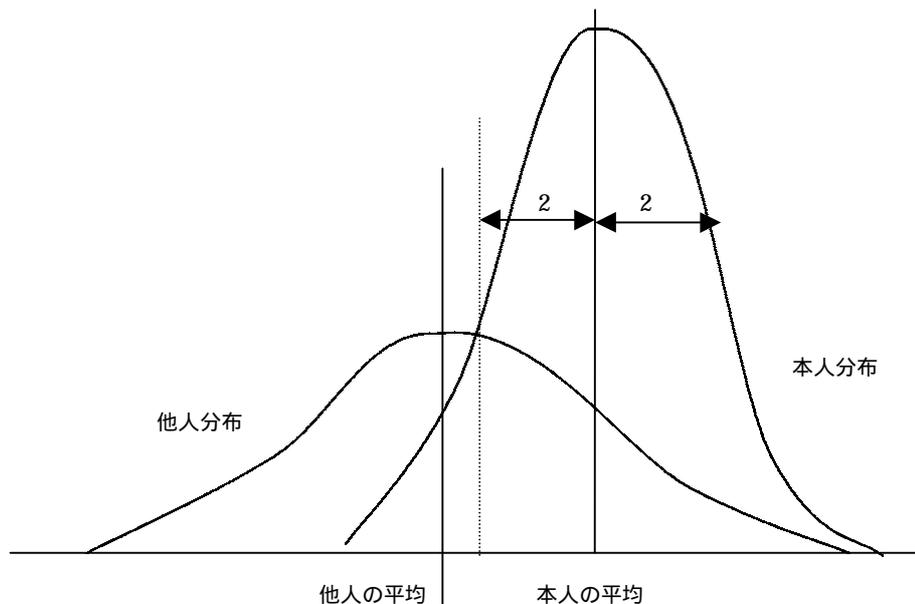


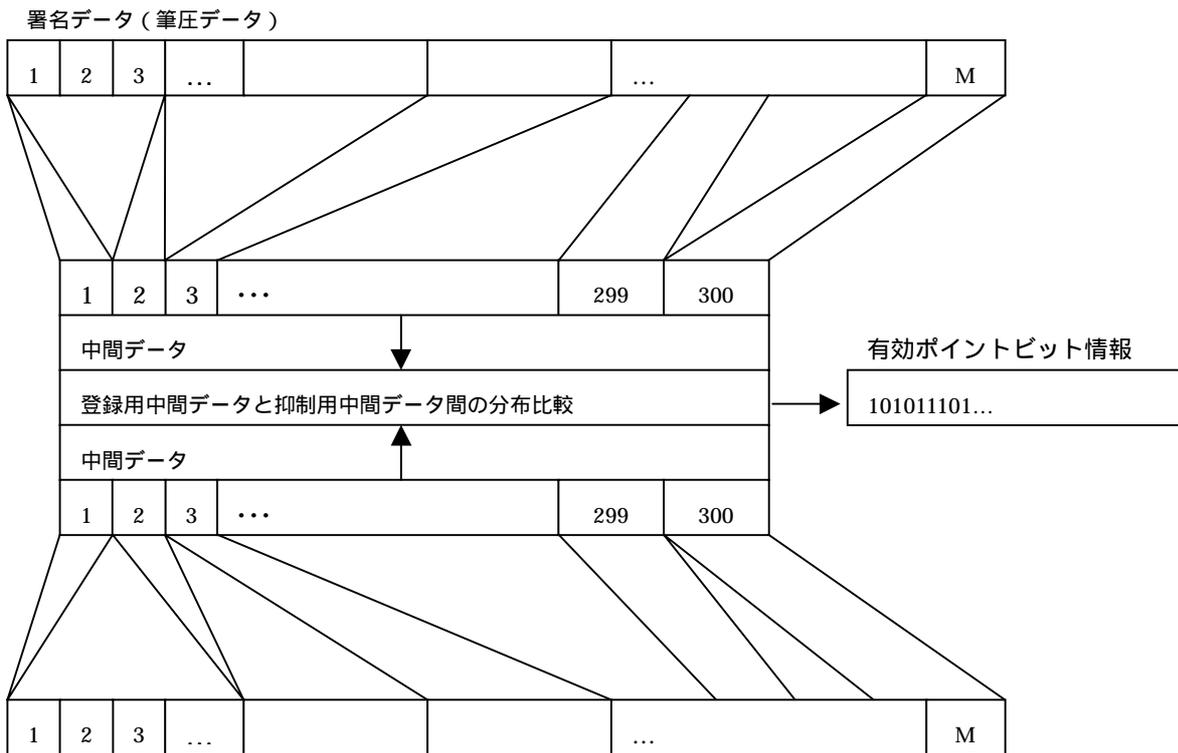
図 2.13 中間データ各番号の標準偏差 と平均値 μ の算出イメージ

また擬似生成した偽署名の中間データからも同様に求める。中間データの各要素は、正規分布に準ずることを前提に、図 2.14 に有効ポイント群の抽出基準を示す。基準作成に使用する要素番号に 1、使用しない番号に 0 が割り当てられた有効ポイント群データを作成する。図 2.15 に有効ポイントビット情報の作成を示す。



本人データの平均 ± 2 に存在する他人データの分布確率の小さい順に抽出

図 2.14 有効ポイント群の抽出基準



擬似生成された偽署名データ

図 2.15 有効ポイントビット情報の作成

2.3.7 入力データ（ニューラルネットワーク入力用）の作成

前項で作成した有効ポイントビット情報と中間データを使用して入力データを作成する。有効ポイントビット情報において、「1」とされている有効ポイントを抽出し、ニューラルネットワークに入力するデータを作成する。現在のデータサイズは 50 に設定されている。これに、筆圧認証システム用のヘッダを付加し、「WRITE.DAT」というファイル名で WORK フォルダに保存する。本システムでは、抑制データ側の入力データ (Unknown.Slb) も作成する。このファイルは、GLY フォルダに保存する。ただし、「WRITE.DAT」とは違うフォーマットで保存する。図 2.16 に登録用入力データの作成を、図 2.17 に抑制用入力データの作成を示す。

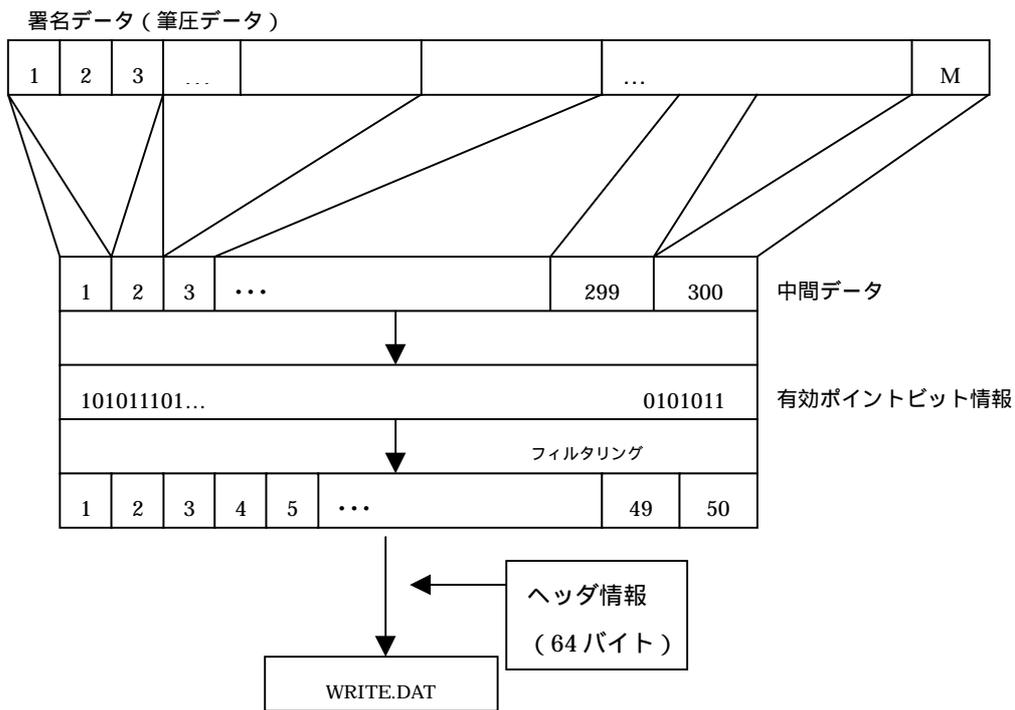


図 2.16 登録用入力データの作成

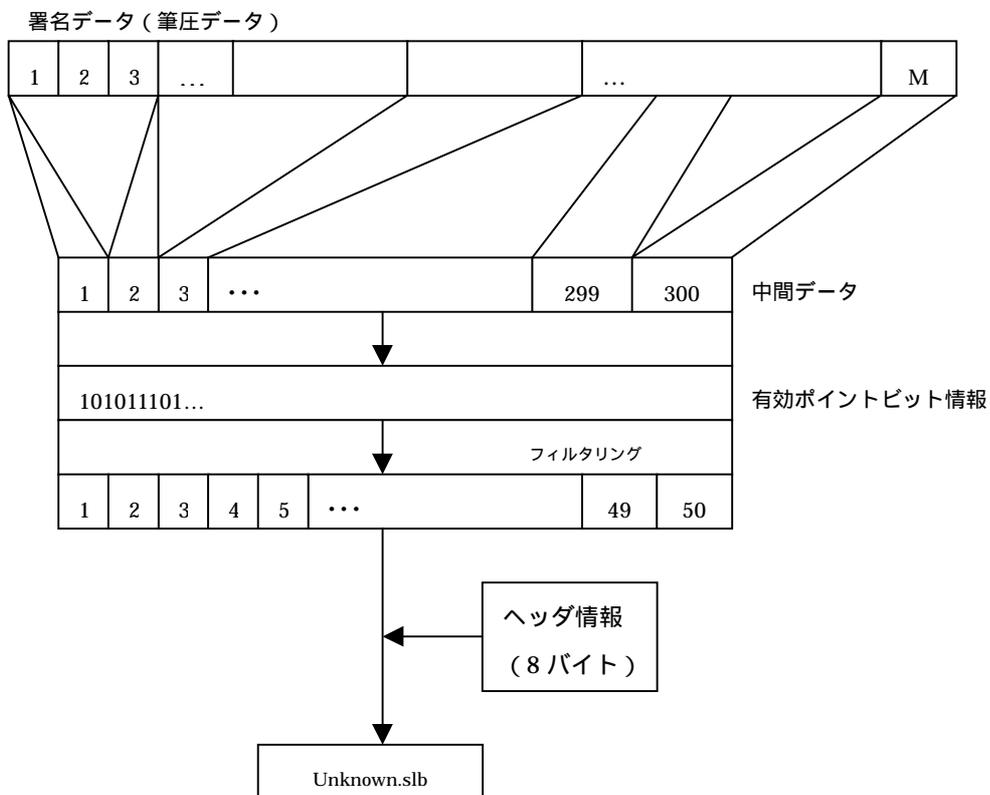


図 2.17 抑制用入力データの作成

WRITE.DAT ,Unknown.Slb の 2 つのフォーマットはともにバイナリ形式で保存する .
また , ヘッダのサイズは , 指定サイズでなければ正常に動作しない . Unknown.Slb は
登録者ごとに用意する . 1 度作成したデータを再度作成しないように , 使用しないフ
ァイルは別名で保存する .

2.3.8 登録セッションモニタ

本システムの登録 (学習) 処理は , (3 回単位で学習させるため) 登録用データの増
加倍率分だけ発生する . 例えば , 登録データを 3 回から 12 回に増加させた場合 , 増
加倍率は 4 となり , 登録処理は 4 回発生することになる . 登録処理が終わるたびに結
果を確認し , 規定回数の学習を終えた時点で終了とする . 図 2.18 に登録結果出力処理
フローを示す .

入力データファイルと登録セッション定義ファイルを WORK フォルダに作成す
る . 一旦すべてのファイルを作成し , 別名で保存する . 使用する際にリネームし
て使用する .

登録処理を行う実行ファイルを起動する

登録結果ファイルの作成し , ファイルがあることを確認後 , そのファイル内容を
読み込む .

登録処理が成功していれば , 次の入力データファイルと定義ファイルを作成し ,
次の処理 に進む .

すべての登録データを学習したら , 終了する .

最後の登録結果ファイルの存在を確認したら結果の内容を確認し , その結果を表
示する .

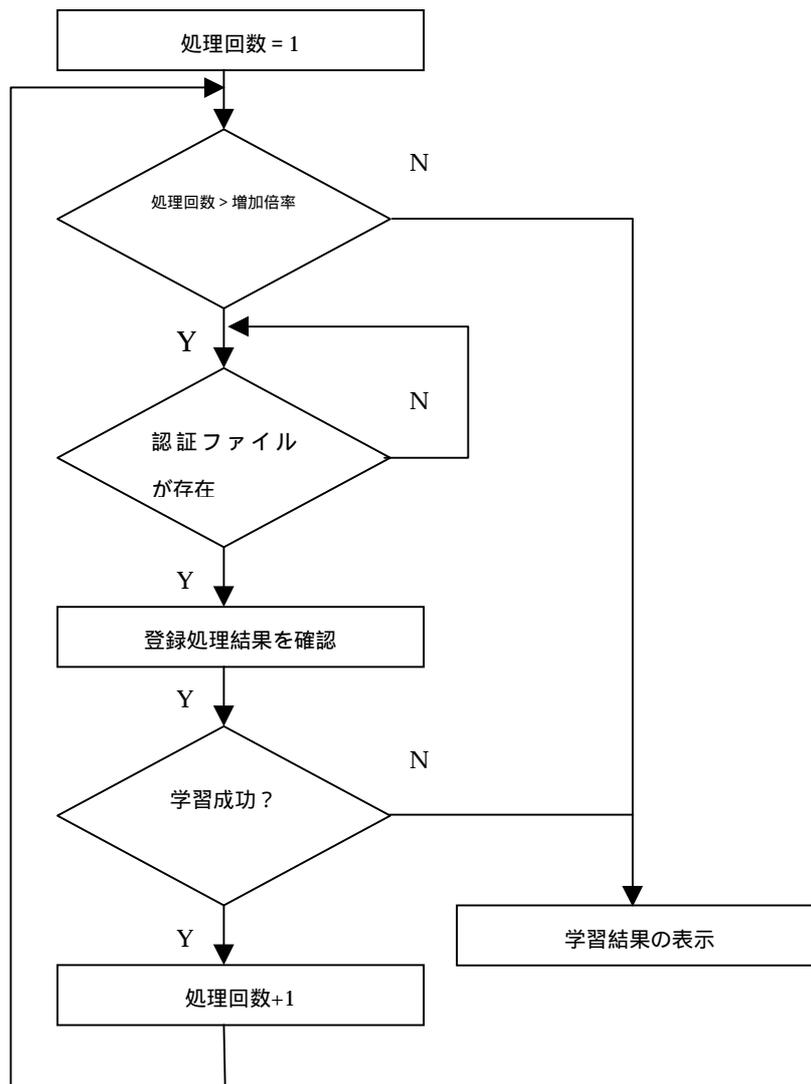


図 2.18 登録結果登録結果出力処理フロー

2.3.9 登録結果表示

登録終了時と同様にニューラルネットワークが登録結果ファイルを作成する。

2.3.10 登録者データベースへの登録

登録処理が成功した場合にのみ，その登録者情報を登録者データベースに格納する。

格納する情報は登録者 ID，登録者名，登録データ数，アクティブフラグ，顔画像有無フラグの 5 つである。アクティブフラグは，その登録者が追加/更新登録，および認証処理が許可されているかどうかを認識するためのフラグである。

2.4 認証処理の概要

2.4.1 認証処理

認証セッションは，提示用に登録した場合と同様の署名を行い，登録されているデータとの照合により，本人か否かの確認を行う。以下，認証セッション処理手順の概要を図 2.19 に示し，各処理について述べる。

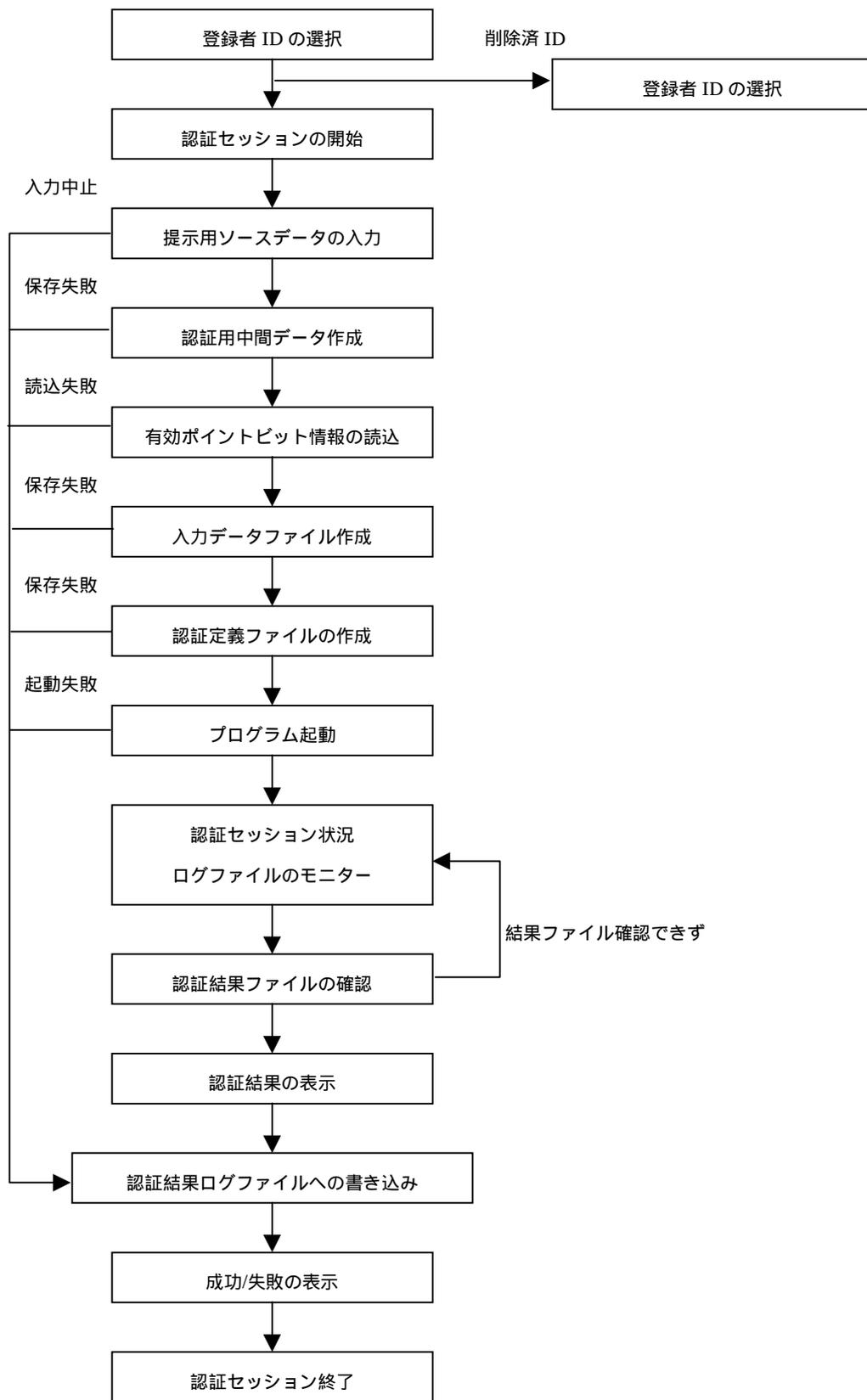


図 2.19 認証セッションの処理の流れ

2.4.2 登録者 ID , 登録者名の選択

どの登録者として認証用署名データ（以下，認証用署名データと表記）を入力するかを選択する．対象となる登録者 ID を選択しない限り次の処理へ進むことはできない．

2.4.3 認証用署名入力データの入力

提示用の署名は 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移行する．図 2.20 に認証用署名データの入力を示す．電子ペンからの送信データが確認できない場合に限り入力中止となる．

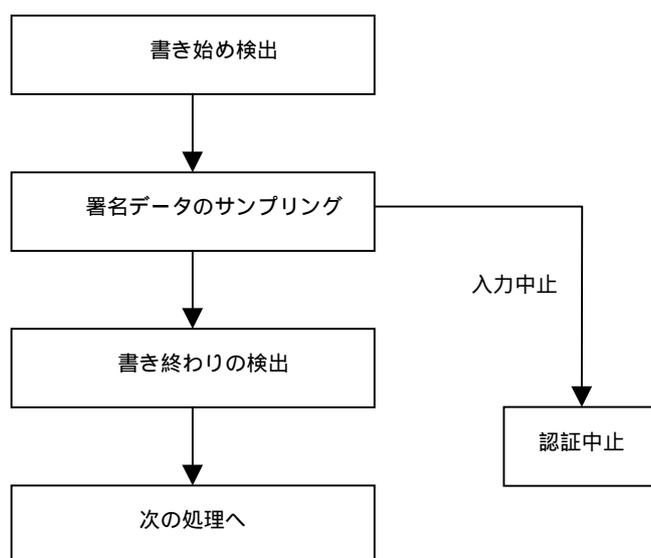


図 2.20 登録ソースデータの入力

2.4.4 認証用中間データの作成

2-3-5 に述べた登録用中間データと同じ処理で作成する．有効ポイントの読み込み対象となる登録者が，中間データ中において，どの要素を使用しているかを示す有効ポイント群データを読み込む．

2.4.5 入力データの作成

2-3-8 で作成した有効ポイント群と中間データを使用してニューラルネットワークへの入力データを作成する。有効ポイント群データにて、使用することを示す「1」を持つ要素を抽出する。現在は 50 に設定する。WRITE.DAT というファイル名で WORK フォルダに保存される。

登録セッション時に作成されるデータと違う点は、保存されるデータは 1 回の記述で良い。

2.4.6 認証セッション状況ログファイルモニタ

認証セッションは、認証対象となった登録者に対してのみ行われる。したがって、認証結果ファイルの存在を確認し、認証結果ファイルの内容に従い結果を表示する。

図 2.21 に認証結果ファイルモニタを示す。認証セッション時には、ニューラルネットワークの出力値が認証結果となるため、進行状況を示すプログレスバーを表示する。

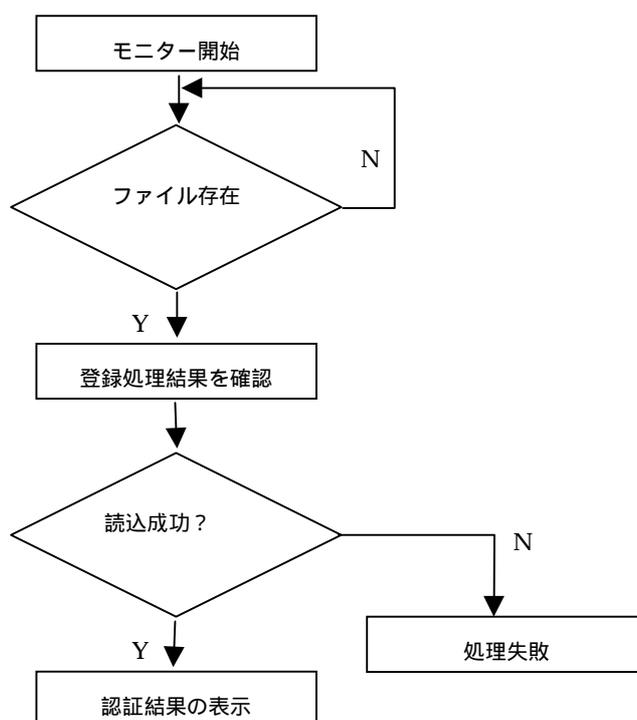


図 2.21 認証結果ファイルモニタ

2.4.7 認証結果の表示

認証終了時と同時に認証結果ファイルを作成する。結果ファイルの中には、認証定義ファイルに列挙された各認証候補者用のニューラルネットワークからの出力値を格納する。この2つの出力値(目的ユニット,目的外ユニット)をそれぞれ,OUT1,OUT2とした場合,式(2.5)を満たす候補者をテストソースデータの提示者本人とする。

$$(OUT_1 > THREAD_1) \text{ AND } ((OUT_1 - OUT_2) > THREAD_2) \quad (2.5)$$

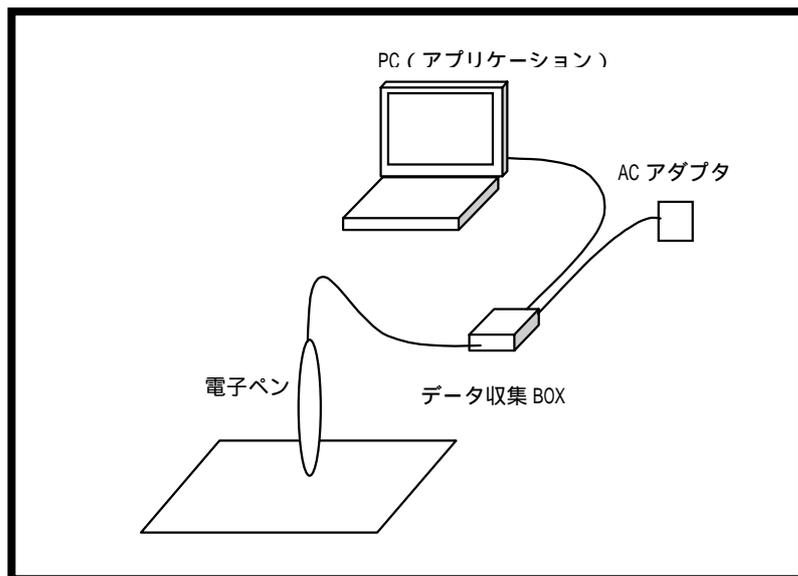
ここで THREAD1,THREAD2 は、認証における判定基準値で、設定ファイルから読み込む。ただし、対象者の登録用中間データの重心データと比較した場合の相関係数と距離値が、式(2.5)を満たさない場合は、候補者無しとなる。

2.5 システム機器の構成

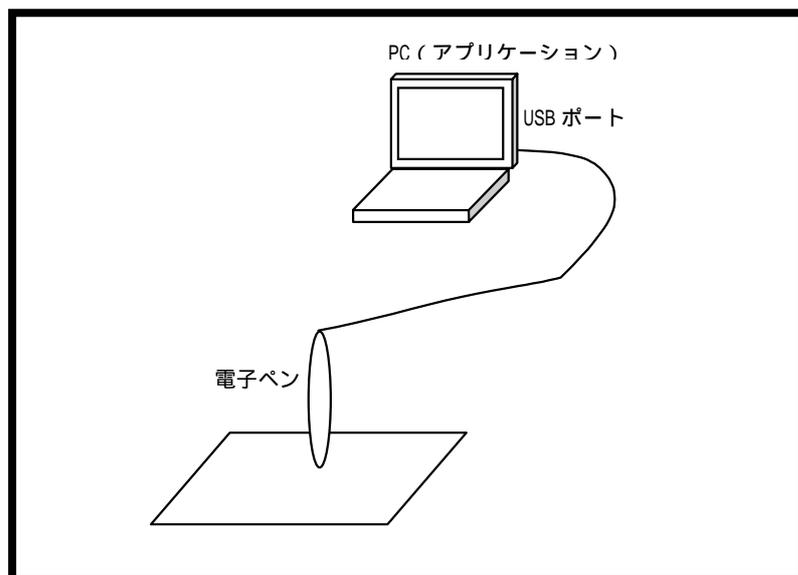
2.5.1 システム機器の構成(ハードウェア)

筆圧波形とは、1回の筆跡による筆圧の時間変動を表したものである。本研究で扱う筆圧認証は、この筆圧波形から抽出した特徴量により個人を識別するオンライン方式の個人認証である。筆圧を検出するシステムは Windows95/98 上で動作する。また、データ収集 BOX は H83048 マイコンを搭載し、PC とはシリアルポート(19,200bps)で接続されている。電源は AC アダプタによって供給されている。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。データ収集 BOX と電子ペンを図 2.22 に示す。また、本システムはシリアルポートと USB ポートの両方で動作可能となっている。筆圧情報は、電子ペンと呼ばれるペン状の入力装置を用いることにより採取

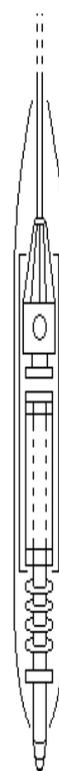
される．本研究で使用する電子ペンは，筆圧分解能 0.1g，時間分解能 4ms という高分解能の筆圧波形を得ることができる．筆圧波形とは，1 回の筆跡による筆圧の時間変動を表したものである．本研究で扱う筆圧認証は，この筆圧波形から抽出した特徴量により個人を識別するオンライン方式の個人認証である．電子ペンの構成図を図 2.23 に示す．



(a) シリアル版



(b) USB 版



(c) 電子ペン構成図

図 2.22 機器構成部

2.6 これまでの研究

2.6.1 登録処理時での入力データ作成方法の変更

これまでの研究では^{[6]-[9]}，登録処理時に筆圧データを登録する際に適性チェックを行ってきた．これは，ニューラルネットワークに登録署名データを入力し，学習を行う場合，登録データにある程度ばらつきをもたせた方が認証率は向上することが理由として挙げられる．しかしながら，登録データのばらつきが大きくなれば，学習の低下や本人認証率の低下を招く可能性が考えられる．そこで，登録処理を行う前に，登録署名データに対するチェック機構を設け，その署名データが登録するに値するかどうかをチェックする．このチェックの結果によって異常があると判断されたデータに対しては再登録処理を進める．ただし，すべての登録データを再登録させるのではなく，登録時にチェック機構を設けて異常が含まれると思われるデータを検出し，そのデータに対してのみ再登録を行った（2.3.4 参照）．

2.6.2 認証種類の変更

筆圧に必要なデータとしては，登録データと抑制データの2種類のデータが必要である．そのうちの抑制データの作成手法は偽筆によるものだけを使用し，本人認証率は向上，誤認証率，偽筆誤認証率については低下させることを目的として認証実験を行ってきた．

2.6.3 識別に用いる入力データの検討

識別の際には，登録データとして筆圧データの移動平均を入力値に加え，パターン間の相関係数と統計的距離値を用い，偽筆誤認証率の低下を実現させてきた．

2.6.4 問題点

これまでの研究では，登録時に前処理を実施することにより，若干，本人認証率が低下したものの，偽筆誤認証率を大きく低下させることが出来た．しかしながら，現時点では偽筆誤認証率が高く，実用レベルで使用できるものではない．そこで，本研究ではこの問題を解決することを試みる．以下，昨年までの条件下での実験結果を「オリジナル」とし表 2.2 に示す．

表 2.2 これまでの実験条件下での結果
 登録者名：K00~K08，TH：判定しきい値

本人認証率

TH	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	データ数	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
K00	0	0	0	0	0	0	3	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
K01	0	0	0	0	0	0	3	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
K02	2	2	2	0	0	0	3	66.67%	66.67%	66.67%	0.00%	0.00%	0.00%
K03	3	3	3	3	3	2	3	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	66.67%
K04	0	0	0	0	0	0	3	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
K05	1	1	1	1	1	0	3	33.34%	33.34%	33.34%	33.34%	33.34%	0.00%
K06	0	0	0	0	0	0	3	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
K07	0	0	0	0	0	0	3	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
K08	2	2	2	2	2	2	3	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%
合計と平均値	8	8	8	6	6	4	27	29.63%	29.63%	29.63%	22.22%	22.22%	14.81%

誤認証率

TH	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	データ数	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
K00	7	7	6	2	0	0	552	1.27%	1.27%	1.09%	0.37%	0.00%	0.00%
K01	3	3	2	1	1	0	552	0.55%	0.55%	0.37%	0.19%	0.19%	0.00%
K02	5	5	4	1	0	0	552	0.91%	0.91%	0.73%	0.19%	0.00%	0.00%
K03	3	3	1	1	1	0	552	0.55%	0.55%	0.19%	0.19%	0.19%	0.00%
K04	12	12	12	10	7	5	552	2.18%	2.18%	2.18%	1.82%	1.27%	0.91%
K05	10	10	9	9	7	6	552	1.82%	1.82%	1.64%	1.64%	1.27%	1.09%
K06	18	18	15	15	15	12	552	3.27%	3.27%	2.72%	2.72%	2.72%	2.18%
K07	43	42	33	25	14	8	552	7.79%	7.61%	5.98%	4.53%	2.54%	1.45%
K08	4	4	3	0	0	0	552	0.73%	0.73%	0.55%	0.00%	0.00%	0.00%
合計と平均値	105	104	85	64	45	31	4968	2.11%	2.09%	1.71%	1.29%	0.91%	0.62%

偽筆誤認証率

TH	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	データ数	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
K00	9	9	7	6	5	4	66	13.64%	13.64%	10.61%	9.10%	7.58%	6.07%
K01	5	5	5	3	2	2	66	7.58%	7.58%	7.58%	4.55%	3.04%	3.04%
K02	7	7	6	4	3	1	66	10.61%	10.61%	9.10%	6.07%	4.55%	1.52%
K03	3	3	3	3	3	3	66	4.55%	4.55%	4.55%	4.55%	4.55%	4.55%
K04	4	4	4	3	3	2	66	6.07%	6.07%	6.07%	4.55%	4.55%	3.04%
K05	9	9	9	8	8	6	66	13.64%	13.64%	13.64%	12.13%	12.13%	9.10%
K06	2	2	2	2	2	2	66	3.04%	3.04%	3.04%	3.04%	3.04%	3.04%
K07	14	14	13	12	11	11	66	21.22%	21.22%	19.70%	18.19%	16.67%	16.67%
K08	15	15	12	9	9	6	66	22.73%	22.73%	18.19%	13.64%	13.64%	9.10%
合計と平均値	68	68	61	50	46	37	594	11.45%	11.45%	10.27%	8.42%	7.74%	6.23%

3 章 改善案

本章ではこれまでの研究における問題点を解決するための改善案を示し、これまでの研究との相違点を明確にする。これまでの研究では、2 章でも述べたようにシステムの入力手続きの改善を行うことにより、偽筆誤認証率の低下を実現してきた。しかしながら実用レベルにはいたらなかった。原因として筆圧による個人認証では本人であっても安定した筆圧データを採取することが難しい。そのため筆圧データにばらつきが生まれ、本人の認証エリアが拡大してしまい、結果、偽筆誤認証率の増加が見られるものと考えられる。

そこで本研究の改善案では採取した筆圧データに着目し、採取したデータの空画間隔および実画間隔を統一することにより実画開始のタイミングを統一することによりばらつきを減少させ、偽筆誤認証率の低下を計る。

3.1 前処理の作成

本システムによって採取された各個人ごとの筆圧データは Excel の csv 形式となっており、個人ごとの筆圧強度を時系列単位で数値によって表記する。この時系列単位において 0 を示す部分は筆圧値が空の部分であり、自然数である部分は、数値の上昇に伴い筆圧値が増大している部分である。改善案では採取したすべてのデータに関して、時系列上の筆圧値 0 の値を示す部分の数を一律に統一する前処理を行うことにより、冗長な情報量を排除し、認証処理の過程における負担を軽くすることを目標とした上で、2 種類の間隔統一パターンを検証し、認証性能の向上を計ることを目標とする。

3.1.1 空画間隔の統一

空処理では，採取した筆圧データの空画間隔（筆圧が 0 の部分）を一律 10 個に統一する．図 3.1 に処理工程を示す．

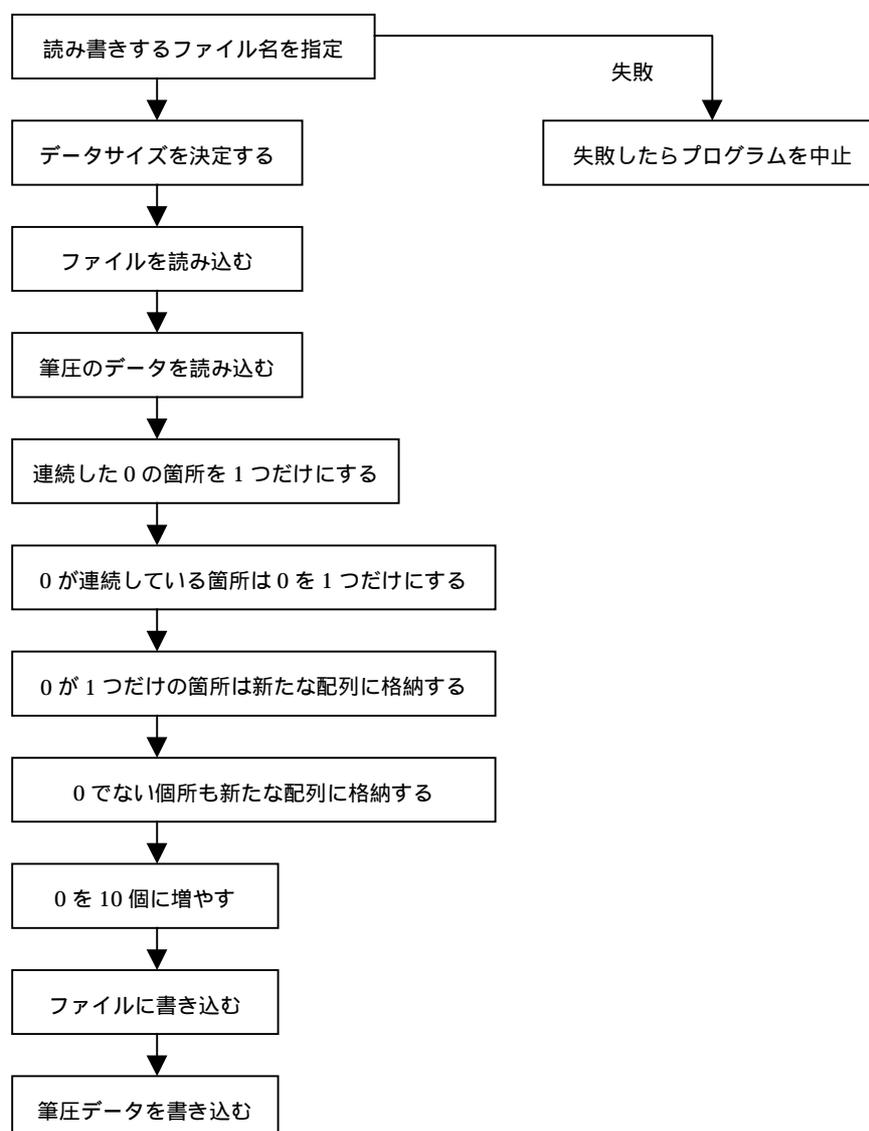
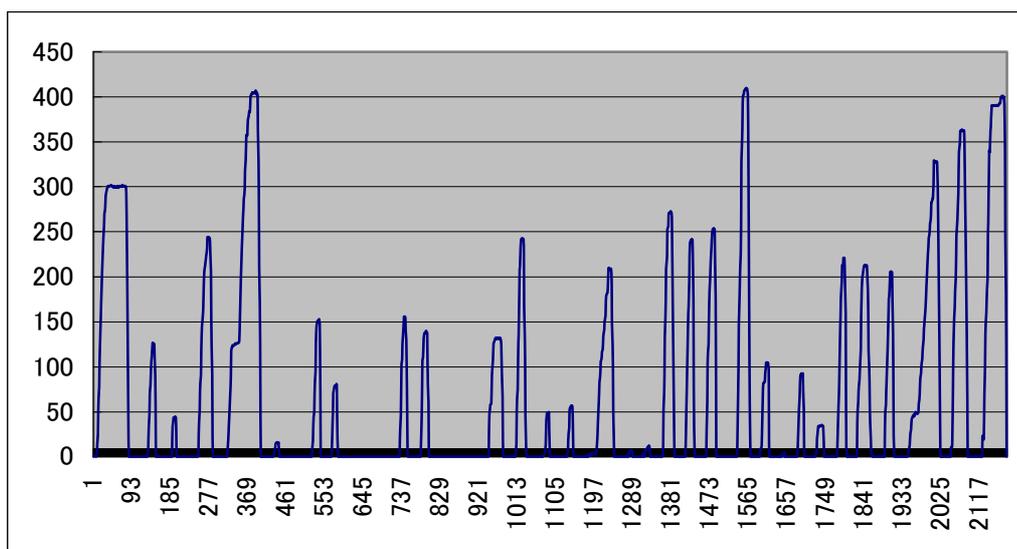
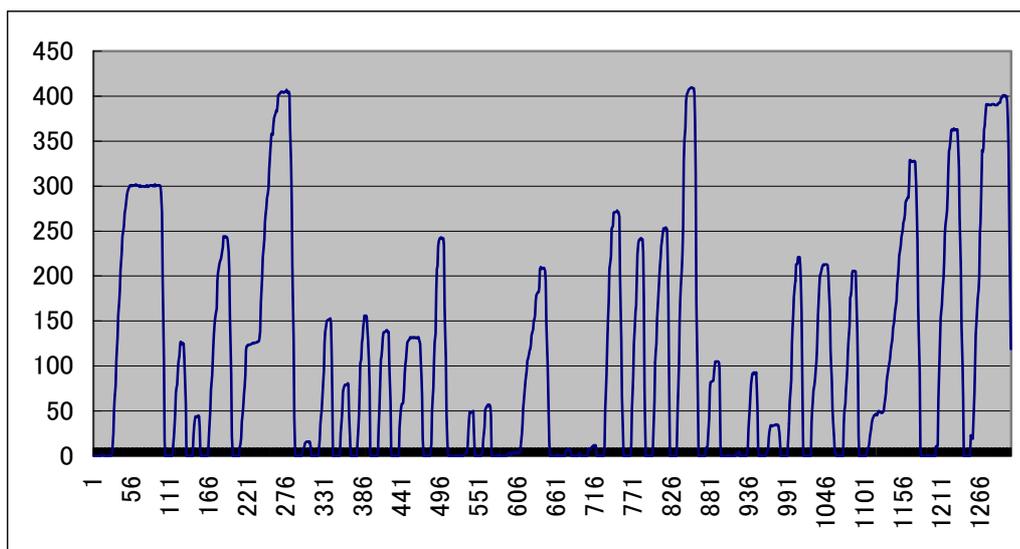


図 3.1 空画間隔統一処理の流れ

空画間隔統一処理を施した筆圧データは，処理前と比較してデータの容量が約半分になり，全体的に圧縮されていることが図 3.2 より確認できる．処理前の筆圧波形 (a)，空画間隔統一後の筆圧波形 (b) を以下に示す．



(a) 処理前の筆圧波形



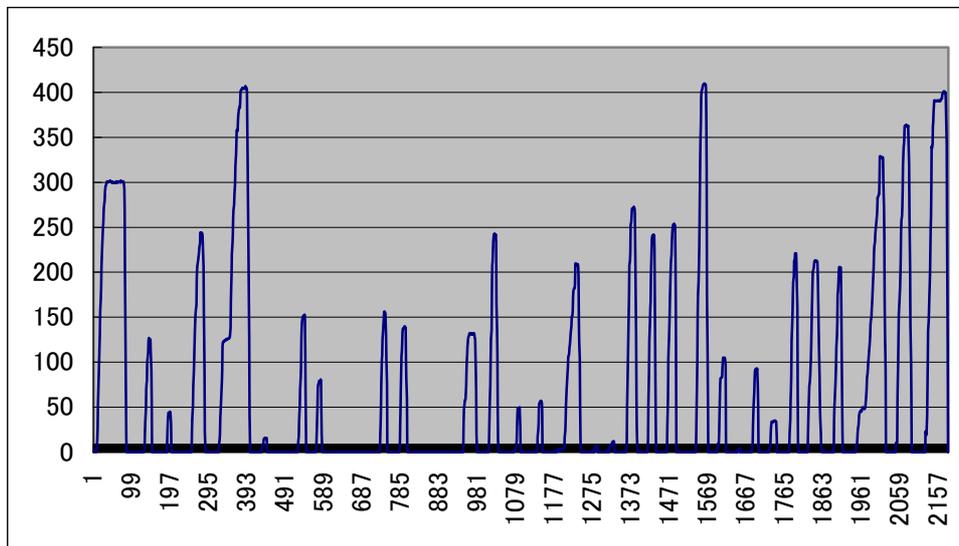
(b) 処理後の筆圧波形

図 3.2 空画間隔統一処理による筆圧波形の比較

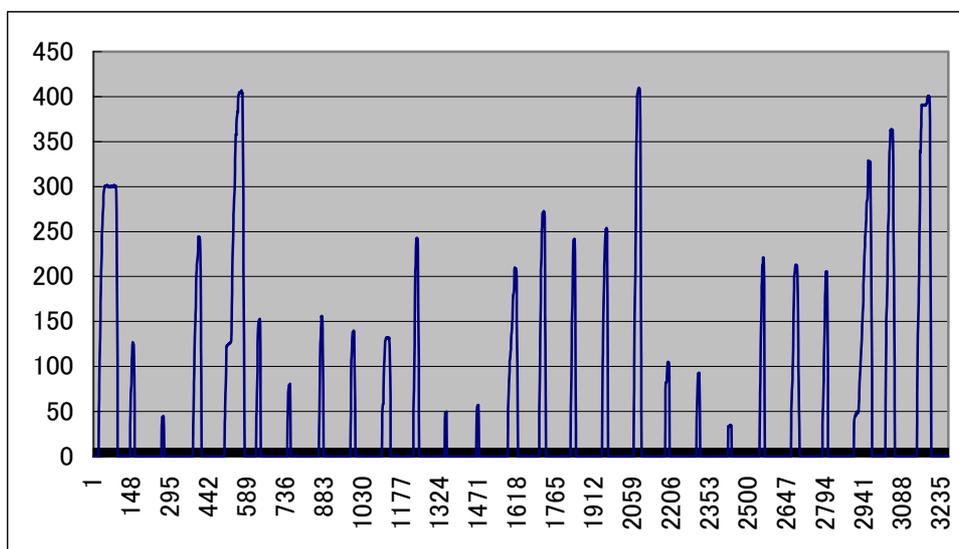
3.1.2 実画タイミングの統一

前項にて空画間隔統一処理を施した。本項では、筆圧間隔を統一することにより実画開始のタイミングを均一化させる。採取した筆圧データの時系列上の0（筆圧が0

の部分)の開始位置を一律に統一する。図 3.3 にて、処理前の筆圧波形 (a)、実画タイミング統一後の筆圧波形 (b) を以下に示す。



(a) 処理前の筆圧波形



(b) 処理後の筆圧波形

図 3.3 実画タイミング間隔統一処理による筆圧波形の比較

4 章 認証実験

4.1 実験手順

4.1.1 実験条件

電子ペンを用いて筆記データを採取する。筆記環境を同じにするために、筆記者には椅子に正しい姿勢で座った状態で署名を行う。図 4.1 にデータの採取風景を示す。また、筆記に用いる筆記データ採取シートを図 4.2 に示す。氏名は 1 つの枠に 1 回ずつ記入する。図 4.3 に実際に記入枠に書かれた氏名、それにより得られた筆圧波形を図 4.4 に示す。

4.1.2 実験方法

実験対象データ

実験対象データの選定に際し、電子ペンの扱いに経験のある学生と、まったく電子ペンの使用の経験がない学生の中から、任意に 9 名選定し、採取した本人署名データ（筆記者本人の氏名）を使用する。採取するデータ数は 1 名につき 81 回ずつ採取する。また、本人署名の他に、各人が自分以外の署名を模倣した偽筆署名データ（自分以外の 8 人分の名前）を採取する。偽筆署名の内訳は、自分以外の 8 名に対し、1 人につき 9 回の偽筆を採取する。

登録データ数

最初に本人より採取された 9 回の署名データの内、任意に選択した 3 個のデータを学習登録データとしてニューラルネットワークに提示し、学習を行う。残りの 6 個のデータは認証テストを行う際に、入力されるテストデータとする。

筆記データ作成手法

採取した署名データについて、筆圧値の最大値でデータを除算することにより、0.0~1.0 までの値に正規化を行う。これによりニューラルネットワークへの入力値とする。

学習方法

本人以外の 9 名の登録署名データ（計 81 個）を元に作成したものを抑制データとして使用し、学習を行う。

認証結果判定用しきい値

認証実験後、ニューラルネットワークからの出力値から登録者本人か否か判定する。しきい値は 0.4~0.9 までの範囲で、0.1 ずつ変動させシステムの性能確認を行う。登録者本人か否か判定方法は、ある筆記者の署名データをニューラルネットワークに入力した場合、出力値 Out が、 $Out \geq Th1$ ($Th1$ は判定用しきい値) を満たすとき、その筆記者は登録者本人であると判断するものとする。しきい値の値が大きいほど、ニューラルネットワークからの出力に対する認証条件が厳しいことになる。



図 4.1 データの採取風景

兼任波形データ採取シート				
		___月 ___日 ()	筆者コード _____	筆者 _____
朝	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>
	OK / NG	OK / NG	OK / NG	OK / NG
	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>
昼	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>
	OK / NG	OK / NG	OK / NG	OK / NG
	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>
夕	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>
	OK / NG	OK / NG	OK / NG	OK / NG
	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>
備考	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>
	OK / NG	OK / NG	OK / NG	OK / NG
	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>

図 4.2 署名データ採取シート

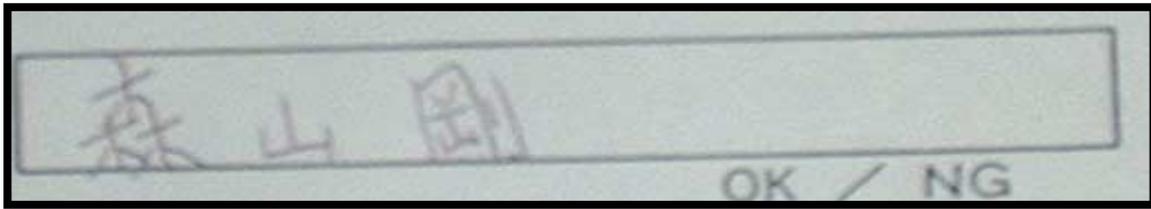


図 4.3 記入枠に書かれた氏名の例

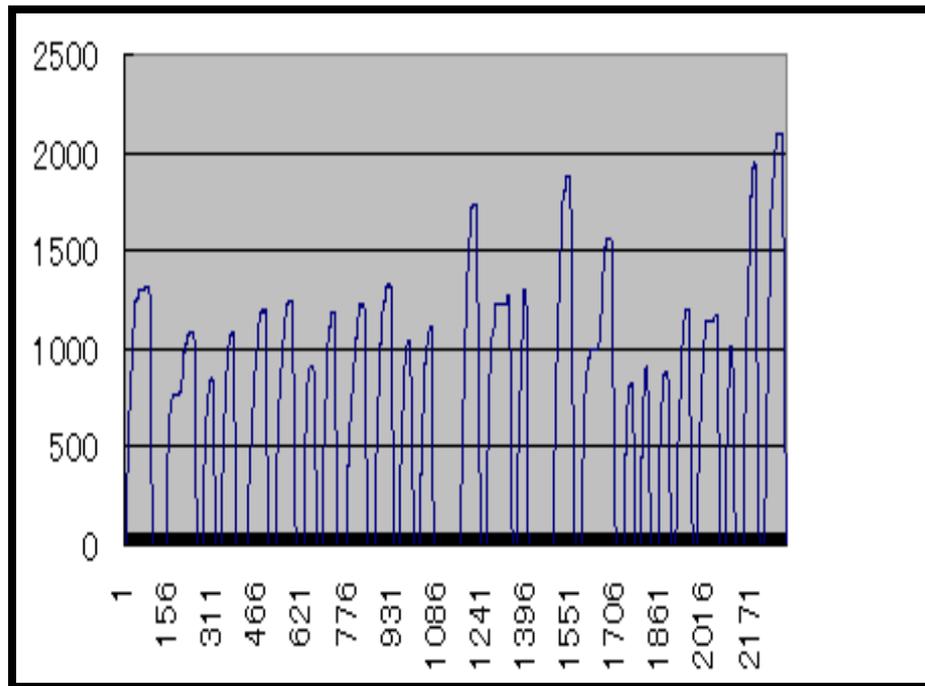


図 4.4 筆圧波形の例

4.1.3 実験結果表示内容

本実験における表示内容を表 4.1 に示し、3 つの認証率についての説明を ~ に分けて記載する。

表 4.1 認証種類

認証種類	筆記者	筆記文字	判定結果	理想値
本人認証率	A	A	A	100.00%
誤認証率	A	B (A以外)	A	0.00%
偽筆誤認証率	B (A以外)	A	A	0.00%

本人認証率とは筆記者 A が A と書いて A と判定した確率である。本人認証率は、登録者本人の登録データによって学習を行ったニューラルネットワークに、登録者本人が筆記した署名を入力した結果、本人として受理された割合をパーセンテージで表したもので、値が高いほど登録者本人の署名データである割合が高い。誤認証率とは筆記者 A が A 以外と記述したにもかかわらず A と判定した確率である。上記と同様に、学習を行ったニューラルネットワークに、本人以外が署名した他筆署名を入力する。誤認率は、この他筆署名を登録者本人と誤って認識し、受理した割合を表したものである。値が低いほど登録者以外の署名データを棄却していることになる。

偽筆誤認率とは筆記者 A 以外が A と書いて A と判定した確率である。本人登録データによって学習されたニューラルネットワークに、登録者本人以外の 8 人が 9 個ずつ計 72 回登録者の氏名を模倣した署名（偽筆データ）を入力する。この入力データを登録者本人と判断し、受理された割合を示したものである。この値が大きいほど偽筆データを誤って受理していることになる。

4.1.4 実験結果

表 4.2～4.4 に示す表の実験結果は上から、本人認証率、誤認証率、偽筆誤認率を表している。表中の TH は反応値を判定するしきい値を表し、この反応値がしきい値以上である場合は本人、しきい値以下である場合は本人以外を表している。これまでの研究方法では内部処理ではパターン間の相関係数や統計的距離を用いていたが、採取した筆圧データに対して何も前処理をせずに実験を行っていた。本研究では筆圧データに「空画間隔統一」の前処理行った場合と、「実画タイミング統一」の前処理を行った場合との 2 種類のタイプの筆圧データを用いて実験を行った。同様に、空画間隔統一後の筆圧データを用いての実験結果を表 4.2 に示し、実画タイミング統一後の筆

圧データを用いての実験結果を表 4.3 に示す。

表 4.2 空画間隔統一後の実験結果
登録者名：K00~K08，TH：判定しきい値

本人認証率													
TH	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	データ数	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
K00	0	0	0	0	0	0	3	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
K01	2	2	1	1	0	0	3	66.67%	66.67%	33.34%	33.34%	0.00%	0.00%
K02	0	0	0	0	0	0	3	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
K03	0	0	0	0	0	0	3	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
K04	3	3	3	3	3	3	3	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%
K05	0	0	0	0	0	0	3	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
K06	0	0	0	0	0	0	3	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
K07	2	2	2	2	2	2	3	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%
K08	0	0	0	0	0	0	3	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
合計と平均値	7	7	6	6	5	5	27	25.93%	25.93%	22.22%	22.22%	18.52%	18.52%

誤認証率													
TH	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	データ数	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
K00	5	5	5	2	0	0	533	0.94%	0.94%	0.94%	0.38%	0.00%	0.00%
K01	4	4	3	2	2	0	552	0.73%	0.73%	0.55%	0.37%	0.37%	0.00%
K02	5	5	4	1	0	0	552	0.91%	0.91%	0.73%	0.19%	0.00%	0.00%
K03	4	4	2	2	2	1	552	0.73%	0.73%	0.37%	0.37%	0.37%	0.19%
K04	5	5	5	5	4	3	552	0.91%	0.91%	0.91%	0.91%	0.73%	0.55%
K05	2	2	2	2	1	1	552	0.37%	0.37%	0.37%	0.37%	0.19%	0.19%
K06	4	4	3	3	3	2	552	0.73%	0.73%	0.55%	0.55%	0.55%	0.37%
K07	5	5	4	3	2	1	552	0.91%	0.91%	0.73%	0.55%	0.37%	0.19%
K08	5	5	4	1	0	0	552	0.91%	0.91%	0.73%	0.19%	0.00%	0.00%
合計と平均値	39	39	32	21	14	8	4949	0.79%	0.79%	0.65%	0.42%	0.28%	0.16%

偽筆誤認証率													
TH	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	データ数	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
K00	9	9	7	6	5	4	66	13.64%	13.64%	10.61%	9.10%	7.58%	6.07%
K01	5	5	5	3	2	2	66	7.58%	7.58%	7.58%	4.55%	3.04%	3.04%
K02	5	5	4	4	3	1	66	7.58%	7.58%	6.07%	6.07%	4.55%	1.52%
K03	0	0	0	0	0	0	66	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
K04	4	4	4	3	3	2	63	6.35%	6.35%	6.35%	4.77%	4.77%	3.18%
K05	8	8	8	7	7	6	66	12.13%	12.13%	12.13%	10.61%	10.61%	9.10%
K06	2	2	2	2	2	2	66	3.04%	3.04%	3.04%	3.04%	3.04%	3.04%
K07	14	14	13	12	11	11	66	21.22%	21.22%	19.70%	18.19%	16.67%	16.67%
K08	13	13	10	7	7	4	66	19.70%	19.70%	15.16%	10.61%	10.61%	6.07%
合計と平均値	60	60	53	44	40	32	591	10.15%	10.15%	8.97%	7.45%	6.77%	5.41%

表 4.3 実画タイミング統一後の実験結果
 登録者名：K00~K08，TH：判定しきい値

本人認証率

TH	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	データ数	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
K00	0	0	0	0	0	0	3	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
K01	2	2	2	2	2	2	3	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%
K02	0	0	0	0	0	0	3	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
K03	3	3	3	3	3	3	3	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%
K04	2	2	0	0	0	0	3	66.67%	66.67%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
K05	0	0	0	0	0	0	3	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
K06	0	0	0	0	0	0	3	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
K07	2	2	2	2	2	2	3	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%
K08	1	1	1	1	1	1	3	33.34%	33.34%	33.34%	33.34%	33.34%	33.34%
合計と平均値	10	10	8	8	8	8	27	37.04%	37.04%	29.63%	29.63%	29.63%	29.63%

誤認証率

TH	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	データ数	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
K00	7	7	6	2	0	0	552	1.27%	1.27%	1.09%	0.37%	0.00%	0.00%
K01	5	5	4	3	2	0	552	0.91%	0.91%	0.73%	0.55%	0.37%	0.00%
K02	5	5	4	1	0	0	552	0.91%	0.91%	0.73%	0.19%	0.00%	0.00%
K03	6	6	4	3	2	1	552	1.09%	1.09%	0.73%	0.55%	0.37%	0.19%
K04	3	3	3	3	2	2	552	0.55%	0.55%	0.55%	0.55%	0.37%	0.37%
K05	2	2	2	2	1	1	552	0.37%	0.37%	0.37%	0.37%	0.19%	0.19%
K06	4	4	4	4	4	3	552	0.73%	0.73%	0.73%	0.73%	0.73%	0.55%
K07	5	5	4	3	2	1	552	0.91%	0.91%	0.73%	0.55%	0.37%	0.19%
K08	5	5	4	1	1	1	552	0.91%	0.91%	0.73%	0.19%	0.19%	0.19%
合計と平均値	42	42	35	22	14	9	4968	0.85%	0.85%	0.70%	0.44%	0.28%	0.18%

偽筆誤認証率

TH	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	データ数	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
K00	9	9	7	6	5	4	66	13.64%	13.64%	10.61%	9.10%	7.58%	6.07%
K01	7	7	7	5	4	4	66	10.61%	10.61%	10.61%	7.58%	6.07%	6.07%
K02	5	5	4	4	3	1	66	7.58%	7.58%	6.07%	6.07%	4.55%	1.52%
K03	3	3	3	3	3	3	66	4.55%	4.55%	4.55%	4.55%	4.55%	4.55%
K04	6	6	4	3	3	2	66	9.10%	9.10%	6.07%	4.55%	4.55%	3.04%
K05	8	8	8	7	7	6	66	12.13%	12.13%	12.13%	10.61%	10.61%	9.10%
K06	2	2	2	2	2	2	66	3.04%	3.04%	3.04%	3.04%	3.04%	3.04%
K07	16	16	15	14	13	13	66	24.25%	24.25%	22.73%	21.22%	19.70%	19.70%
K08	14	14	11	8	8	5	66	21.22%	21.22%	16.67%	12.13%	12.13%	7.58%
合計と平均値	70	70	61	52	48	40	594	11.78%	11.78%	10.27%	8.75%	8.08%	6.73%

表 4.2 ~ 4.3 に示す実験結果では，誤認証率においては空画間隔および実画タイミング開始を統一することにより，これまでの実験条件下での結果よりも大幅に改善させることが確認された．偽筆誤認証率の値に関しても，空白間隔統一処理後の結果を見てみると，0.4 ~ 0.9 のすべてのしきい値においての低下が確認され，その有効性を確認できた．ただし，本人認証率の評価項目の中にすべてのしきい値においてまったく認識を示さない 0.00% のみという値が見受けられる．この原因として，本研究において使用した本人署名データのサンプル数が極端に少なかったことに加え，本人認証率は各個人氏名の漢字の形状，画数に依存していると考えられる．本人認証率に関しては，上記の結果以外に 0.00% の項目を省略し，認証率を示した部分のみの平均値を集計した表を以下の表 4.4 ~ 4.6 に示す．（この結果から見ても，本研究の方が優れていることがわかる．）

空画間隔統一処理および空画タイミング統一処理により，本研究の目的である偽筆誤認証率の低下が確認できた．特に空画間隔統一処理においては本人認証率の向上および誤認証率の向上も確認することが出来た．

表 4.4 これまでの実験条件下での本人認証率（0.00%のみの値は削除）

登録者名：K00~K08，TH：判定しきい値

本人認証率													
TH	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	データ数	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
K02	2	2	2	0	0	0	3	66.67%	66.67%	66.67%	0.00%	0.00%	0.00%
K03	3	3	3	3	3	2	3	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	66.67%
K05	1	1	1	1	1	0	3	33.34%	33.34%	33.34%	33.34%	33.34%	0.00%
K08	2	2	2	2	2	2	3	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%
合計と平均値	8	8	8	6	6	4	12	66.67%	66.67%	66.67%	50.00%	50.00%	33.33%

表 4.5 空画間隔統一後での本人認証率（0.00%のみの値は削除）

登録者名：K00~K08，TH：判定しきい値

本人認証率													
TH	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	データ数	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
K01	2	2	1	1	0	0	3	66.67%	66.67%	33.34%	33.34%	0.00%	0.00%
K04	3	3	3	3	3	3	3	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%
K07	2	2	2	2	2	2	3	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%
合計と平均値	7	7	6	6	5	5	9	77.78%	77.78%	66.67%	66.67%	55.56%	55.56%

表 4.6 実画タイミング統一後での本人認証率（0.00%のみの値は削除）

登録者名：K00~K08，TH：判定しきい値

本人認証率													
TH	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	データ数	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
K01	2	2	2	2	2	2	3	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%
K03	3	3	3	3	3	3	3	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%
K04	2	2	0	0	0	0	3	66.67%	66.67%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
K07	2	2	2	2	2	2	3	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%	66.67%
K08	1	1	1	1	1	1	3	33.34%	33.34%	33.34%	33.34%	33.34%	33.34%
合計と平均値	10	10	8	8	8	8	15	66.67%	66.67%	53.33%	53.33%	53.33%	53.33%

5章 まとめ

本研究では筆圧による個人認証システムの偽筆誤認証率を抑えるために、筆圧データに対する前処理の作成を検討し、処理を施したデータを用いての実験を行った。これにより、筆圧データに注目した実験の有用性を検証すると同時に、偽筆誤認証率についてもこれまでの研究と比較して性能向上を確認することができた。

ただし、本人認証率の値が低い原因として、システムに慣れた筆記者と、そうでない筆記者との間に発生するデータ精度のズレや、漢字の形状によるデータ精度の差が挙げられるため、今後はシステムの使用の経験に依存せず安定した本人認証率を得られる認証システムを開発することと、サンプルデータの数を増加させ、より詳細なデータ解析の元で認証精度を向上させていくことが課題である。

6章 謝辞

1年半にわたり，御指導いただきました竹田史章教授に深く感謝いたします．本研究を進めるにあたり，研究用資料の提供および貴重な助言を賜りました日本システム開発株式会社仁木章人様ならびに，実験データ採取に協力していただいた，高知工科大学工学部情報システム工学科竹田研究室所属の学生，ならびに他の研究室の皆様方一同に感謝いたします．

7章 参考文献

- [1] 「HITACHI」, <http://www.hitachi.co.jp/Prod/comp/ic-card/outline/certification.htm>
- [2] 瀬戸洋一, “バイオメトリクスを用いた本人認証技術”, 計測と制御, 37巻, 第6号, pp.395-401, 1998
- [3] 内田 薫, “バイオメトリクスによる個人認証技術とその応用”, 電学誌, 120巻, 第7号, pp.407, 2000
- [4] 佐伯久弥, “ニューロボードを用いた掌紋による個人認証に関する研究”, 平成12年度高知工科大学学士学位論文, 2001
- [5] 竹田史章, 西陰紀洋, “紙幣用ニューロテンプレートマッチング識別手法の開発”, 電学論C, 121巻1号, 2001
- [6] 長尾 崇, “電子ペンによる個人認証システムにおける前処理の改善に関する研究”, 平成12年度高知工科大学学士学位論文, 2001
- [7] 森山 剛, 竹田史章, “電子ペンによる個人認証システムにおける前処理”, 高速信号処理応用技術学会, 春季研究会論文集, pp.124-125, 2001
- [8] 森山 剛, 竹田史章, “電子ペンによる個人認証システムにおける前処理の改善”, システム制御情報学会論文集, pp.111-112, 2001
- [9] 村井友彦, 竹田史章「筆圧による個人認証における登録・認証における改善」システム制御情報学会, PP. 503-504, 2002

付録

ニューラルネットワーク（説明用）

<ニューラルネットワーク>

筆圧認証システムで用いるテンプレートとなるニューラルネットワークは、図 5.1 に示すような 3 層の階層型ネットワークを使用する。各層の素子数は最大 50 個までとなる。図 5.1 では例として入力層、中間層、出力層の素子数（図 5.1 中の各層の“ ” の数）がそれぞれ 5 個、3 個、4 個と示してあるが、本システムは、各素子数をそれぞれ 50 個、35 個、2 個で構成する。各素子は、それぞれ独立した層に配置している。各層の素子はそれよりひとつ前の層の素子から入力を受け、また、各層間ではすべての素子が結びついている。情報の流れる方向は、入力パターン（図 5.1 では 5 つの入力値）が入力層の各素子に与えられ、中間層で変換し、出力層の各素子から出力パターン（図 5.1 では 4 つの出力値）が得られる。

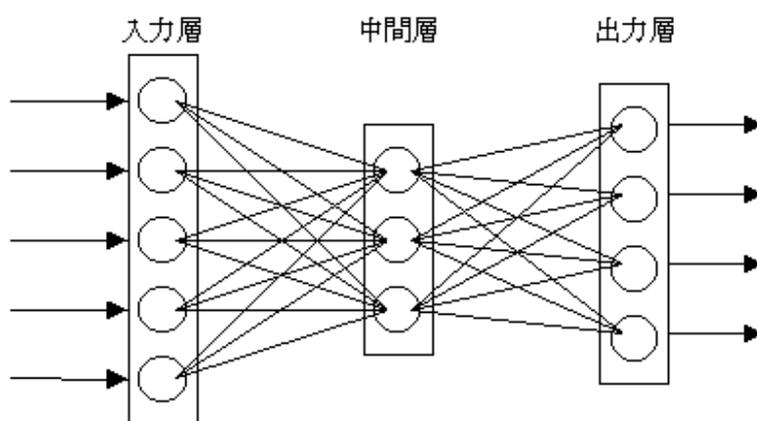


図 5.1 階層型のニューラルネットワークの例

< 学習 >

筆圧による個人認証システムでは、登録処理の中でニューラルネットワークを用いた学習を行う。このシステムでは登録対象のカテゴリ数と同数のニューラルネットワークを並列に配置したシステムを用いる。このシステム構成を図 5.2 に示す。図 5.2 では分類を行うカテゴリ数のニューラルネットワークと前処理機構としてニューラルネットワーク選択機構、そしてニューラルネットワークの出力値の比較部から構成される。登録処理において各筆記者には 1 個ずつのニューラルネットワークが対応し、ニューラルネットワークにはそれぞれ独立した ID を付与する。

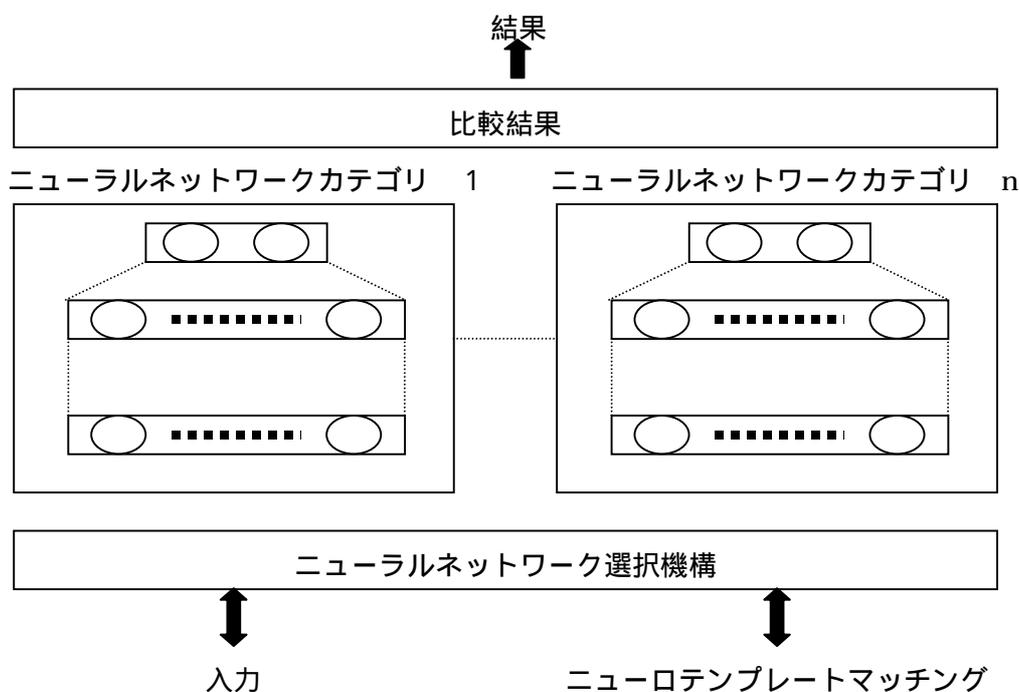


図 5.2 提案システムの構成

カテゴリごとにニューラルネットワークを独立させることによりそれぞれのニューラルネットワークの規模は小さくなるため、学習に用いられる時間は大きく短縮される。また、カテゴリ同士が独立したものであるため、新規にカテゴリ追加のために学習を行う場合にも、他の学習済みカテゴリの分類能力に影響をおよぼすことなく実行できる。

< 学習アルゴリズム >

前項の情報の伝達において，入力層に与えられた入力パターンが中間層を経て変換され，出力層から出力パターンが得られることを示したが，入力パターンに対して期待する出力パターンを得るためには，各ユニット間の結合重み（ウェイト）を適切な値しなければならない．このウェイトを適切な値に設定するために学習を行う．

学習方法としては，誤差逆伝搬（Error Back Propagation）アルゴリズム）を使用する．具体的には，いくつかの入力パターンの例（学習パターン）を与え，その時の出力パターンと期待する出力パターン（教師値）との誤差が減少するようにウェイトを修正する．ある入力パターンを与えた時，出力層の第 j ユニットの出力値を O_j ，この時における出力層の第 j ユニットの期待値を T_j とすると，第 j ユニットの誤差 E_j は式(5.1)にて求められる．

$$E_j = \frac{1}{2} (T_j - O_j)^2 \quad (5.1)$$

したがって，1つの学習パターン P における出力層の誤差 E_p は式(5.2)にて求められる

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_j (T_j - O_j)^2 \quad (5.2)$$

全学習パターンの誤差の総和を E とし，これを総合誤差と記述する式(5.3)．

$$E = \sum_p E_p = \frac{1}{2} \sum_p \sum_j (T_j - O_j)^2 \quad (5.3)$$

上記の総合誤差 E が最小になるように各ユニット間の結合重み（ウェイト）を修正する．修正の方法としては最急降下法を用いる．具体的には，それぞれの学習パターンごとに各ユニットの誤差 E_j が最小になる方向へ微妙な変更を加えていく．第 t 回目の学習における， $k-1$ 層の第 I ユニットの出力値から k 層の第 j ユニットの出力値へのウェイト W_{ij} の修正量 $\Delta W_{ij(k-1,k)(t)}$ は式(5.4)にて求められる．

$$\Delta W_{ij}^{k-1,k}(t) = -\varepsilon \delta_j^k O_j^{k-1} + \alpha \Delta W_{ij}^{k-1,k}(t-1) + \beta \Delta W_{ij}^{k-1,k}(t-2) \quad (5.4)$$

上の式において，“ ε ”は学習定数，“ α ”は慣性定数，“ β ”は振動定数をあらわす．また，“ δ_j^k ”はk層の第jユニットの一般化誤差で，k層が出力層の場合と中間層の場合によって算出方法が異なる．式(5.5)，式(5.6)に一般化誤差の算出方法を示す．

k層が出力層の場合，(I_j^k はk層の第jユニットの入力総和)

$$\delta_j^k = (T_j - O_j^k) f'(I_j^k) \quad (5.5)$$

k層が中間層の場合，(ただし，mは出力層のユニット番号)

$$\delta_j^k = \left(\sum_m W_{jm}^{k,k-1} \delta_m^{k+1} \right) f'(I_j^k) \quad (5.6)$$

以上が誤差逆伝搬法によるウェイト修正の説明とする．

前項で記述したウェイトの修正式

$$\Delta W_{ij}^{k-1,k}(t) = -\varepsilon \delta_j^k O_j^{k-1} + \alpha \Delta W_{ij}^{k-1,k}(t-1) + \beta \Delta W_{ij}^{k-1,k}(t-2) \quad (5.7)$$

における，学習定数 ε ，慣性定数 α ，振動定数の β は環境設定ファイルで設定する．

ε は大きな値にするとウェイトの修正量が大きくなり，学習は早くなるが，あまり大きくすると逆に学習が収束しなくなる．総合誤差が上下に振動するときは，学習定数を小さくし，誤差の減少速度が小さい時は学習定数を大きくする必要がある．この操作は学習プログラムが自動的に行う．ユーザは学習開始時の学習定数の初期値を設定する．初期値は(0.1 < ε < 1.0)の範囲で設定する．デフォルト値は0.5である．

α は総合誤差の振動を減らし，学習の収束を加速させる働きをする．振動定数 β は総合誤差を上下に振動させて極小値から脱出させる働きをする． β とは関係

連性があり，以下の図 5.3 の範囲内（塗りつぶした部分）で設定する．慣性定数のデフォルト値は 0.95，振動定数のデフォルト値は 0.1 である．

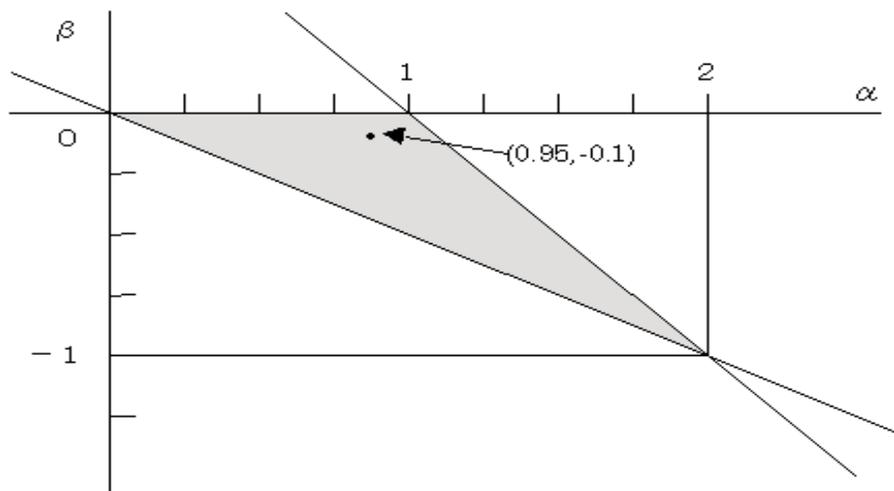


図 5.3 慣性定数と振動定数の範囲

< 情報の伝達 >

本項では，ニューラルネットワークにおいて，入力層に与えられた入力パターンの伝達手段，出力層の出力方法について記述する．図 5.4 において s_1, s_2, s_3 はそれぞれの入力層の第 1, 2, 3 ユニット， a_1, a_2 はそれぞれ中間層の第 1, 2 ユニット， r_1, r_2, r_3 はそれぞれ出力層の第 1, 2, 3 ユニットを表す．また， S_1, S_2, S_3 は入力層への入力値（スラブ値）， R_1, R_2, R_3 は出力層の出力値を表す．入力層の第 i ユニットから中間層の第 j ユニットへの結合の重み（ウェイト）を W_{ij} とする．中間層と出力層の間の情報伝達方法もまったく同じであるので，入力層と中間層を例として説明する．

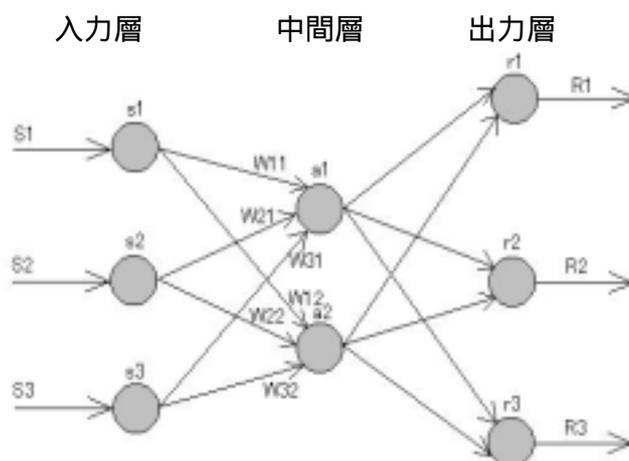


図 5.4 ニューラルネットワークの入出力

< ユニットの入力値 >

入力層の第 i ユニットの出力値を S_i とすると(入力層のユニットは入力値と出力値が同じ), 中間層における第 j ユニットの入力の総和 I_j は式(5.8)にて求められる.

$$\begin{aligned} I_1 &= W_{11}S_1 + W_{21}S_2 + W_{31}S_3 \\ I_2 &= W_{12}S_1 + W_{22}S_2 + W_{32}S_3 \end{aligned} \quad (5.8)$$

となり一般的に,

$$I_j = \sum_i W_{ij} S_i \quad (5.9)$$

と表すことができる.

< ユニットの出力値 >

中間層における第 j ユニットの入力の総和を I_j とすると, 中間層の第 j ユニットの出力値 O_j は式(5.10)にて求められる.

$$O_j = f(I_j) \quad (5.10)$$

(f は入出力関数)

このようにして, 入力層の各ユニットの出力値と, 入力層と中間層の各ユニット間の

ウェイトから中間層の各ユニットの出力値を得ることができる。同様にして、中間層の各ユニットの出力値と、中間層と出力層の各ユニット間のウェイトから出力層の各ユニットの出力値を得ることができる。

< 中間層・出力層の入出力関数 >

中間層と出力層の各ユニットの入出力関数として使用される、ロジスティック関数（シグモイド関数）を式(5.11)に示す。

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp\left(\frac{-x + \theta}{T}\right)} \quad (5.11)$$

式(4.4)において、 x は各ユニットへの入力値で、 $f(x)$ はそのユニットの出力値である。 T はネットワークの温度と呼ばれる正の数で、 T が大きくなるほどグラフはなだらかなものとなる。 θ はユニット単位のしきい値である。図5.5にシグモイド関数のグラフを示す。このグラフでのしきい値 θ は0とする。 T は総合誤差に応じて、1.3から0.7まで変化させる。この操作は学習プログラムが自動的に行う。

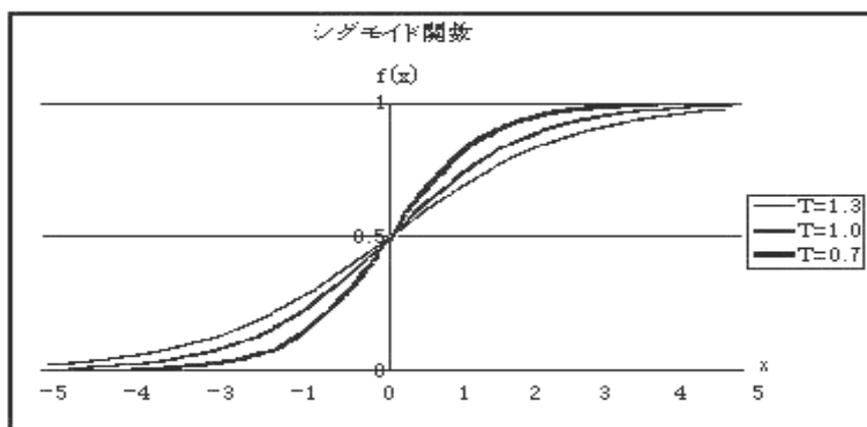


図 5.5 シグモイド関数

< 初期学習と継続学習 >

学習時には、初期学習か継続学習のどちらを行うかを選択することができる。初期学習では、最初に乱数を用いることでウェイト値の初期化を行う。それに対して継続学習では、既に存在しているウェイト値を初期値として使用する。継続学習は学習データを追加した時など現状のウェイトを利用時に実行する。