

手書き文字に現れる個人性特徴の定量化とその応用

平成 14 年度

安藤 慎吾

論文要旨

手書き文字認識は、はがきの郵便番号読み取り装置から Personal Digital Assistant(PDA)のペン入力システムまで幅広く利用されている極めて重要な技術の一つである。それに対し、その文字を書いた人が誰であるかを識別、あるいは照合することを目的とするものは筆者認識と呼ばれ、バイオメトリクス個人認証の一形態として多くの研究がなされている。しかし、筆者認識研究では、多くは識別率、照合率といった認識性能のみで議論され、個人のくせを定量化するという観点で捉えられることは少なかった。そこで、本研究では手書き文字における個人性特徴の定量化手法を確立し、3つの応用事例（オフライン署名照合・テキスト独立型筆者照合・個人のくせを反映した手書き文字フォント自動生成）に対する新たな手法を開発することを目的とする。

はじめに、参照署名から個人のくせの強い部分を複数抽出して、その部分的特徴のみを用いて照合するオフライン署名照合の新しい手法を提案し、その性能評価を行った。提案手法では、部分的な個人性特徴の強さをあらわす指標として、繰り返し書いたときのぶれの大きさ、およびペンの運びの複雑さを用いた。被験者 20 人で照合実験を行い、Type I error と Type II error の平均が、最小で 2.63% という結果が得られた。次に、手書き文字に現れる字種に依存しない個人のくせを抽出し、テキスト独立型筆者照合を実現するための一手法を提案した。本手法で抽出される特徴量は、文字を構成するストロークが主としてどの方向を向いているかを反映したものである。本手法の実効性を確認するために、20 人の被験者と 4 種のテキストによる照合実験を行ったところ、本人承認率 95.0%、他人排除率 95.0% という結果が得られた。さらに、手書き文字から個人のくせ情報を抽出し、それを用いて、ユーザーのくせを反映した手書き風文字フォントを自動生成するアルゴリズムを提案した。ここで用いた個人性情報は、文字の大きさ情報と幾何学的変位情報である。提案するアルゴリズムを実装した「くせ文字フォント自動生成システム」を開発し、性能評価を行った。実際に多数の被験者に筆記してもらった手書き文字から、その被験者らのくせを反映した文字フォントを出力し、目視による比較や定量的な検討をおこなうことで、そのアルゴリズムの有効性を確認した。

目次

第 1 章	序論	4
1.1	本研究の背景	5
1.1.1	手書き文字に現れる個人性の定量化に関して	5
1.1.2	オフライン署名照合に関して	10
1.1.3	テキスト独立型筆者照合に関して	13
1.1.4	個人のくせを反映した手書き文字フォント自動生成に関して	15
1.2	本研究の目的	17
1.3	本論文の構成	19
第 2 章	オフライン署名照合	20
2.1	はじめに	21
2.2	提案手法	22
2.2.1	処理の流れ	22
2.2.2	前処理	26
2.3	対応点探索	28
2.3.1	対応点探索の必要性	28
2.3.2	エネルギー汎関数最小化による対応点探索	30
2.3.3	ローカルミニマム回避のための工夫	34
2.4	特徴ある部分の抽出	35
2.4.1	複数署名部分の遺伝子表現	35
2.4.2	部分的な個人のくせの評価法その 1	37
2.4.3	部分的な個人のくせの評価法その 2	40
2.4.4	G A の適用	43
2.5	照合	45
2.6	照合実験	48
2.6.1	実験方法	48
2.6.2	実験結果	69
2.7	検討	79
2.7.1	パラメータと誤照合率の関係	79
2.7.2	参照署名の個数について	81

2.7.3	英字署名への適用について	82
第3章	テキスト独立型筆者照合	84
3.1	はじめに	85
3.2	前処理	87
3.3	特徴量の抽出	89
3.3.1	疑似細線化	89
3.3.2	千切り処理	91
3.3.3	特徴量の正規化	95
3.4	照合	96
3.5	実験	98
3.5.1	使用した手書き文字データ	98
3.5.2	実験結果	100
3.6	検討	106
3.6.1	必要な文字数について	106
3.6.2	他の照合法との比較について	108
第4章	個人のくせを反映した手書き文字フォント自動生成	110
4.1	はじめに	111
4.2	標準文字フォント	112
4.3	処理の流れ	119
4.4	最適標準文字フォントの選択	121
4.5	くせ情報の抽出および登録	122
4.5.1	大きさ情報の抽出	122
4.5.2	幾何学的変位情報の抽出	124
4.6	くせ文字フォントの生成	127
4.6.1	幾何学的変位情報の付加	127
4.6.2	大きさ情報の付加	129
4.7	フォント生成実験	130
4.7.1	開発したシステム	130
4.7.2	フォント生成結果	134
4.8	検討	147
4.8.1	くせ情報の客観的評価について	147
4.8.2	必要な文字数について	151

第 5 章 結言	155
謝辞	159
参考文献	160

第1章 序論

本章では、まず手書き文字の個人性特徴という概念と筆者認識研究の分類について整理して述べる。また、個人性特徴を「全体的特徴」と「部分的特徴」に大別し、それらと筆者認識との関係について論じる。続いて、手書き文字の個人性特徴を応用した技術としてオフライン署名照合、テキスト独立型筆者照合、個人のくせを反映した手書き文字フォント自動生成を紹介し、それぞれの産業的背景と最近の研究動向を述べる。その後、本研究の目的を述べ、最後に本論文の構成について説明する。

1.1 本研究の背景

1.1.1 手書き文字に現れる個人性の定量化に関して

最近、人間の身振りや行動による情報伝達手段を機械に認識させる研究が盛んである。これらを総称した“ジェスチャ認識” [1][2]という用語も一般的に使われるようになってきた。ジェスチャとは、一般的にはある事柄を表現するための身振り手振りのことを指す。手書き文字は、“字を書く”という手振りによりコミュニケーションを実現する手段であるから、広い意味でジェスチャの一つと考えて差し支えない。文字を書くという行為は、紙の上に筆跡として記録され、計算機への取込みが容易である。そのため、手書き文字認識の研究は非常に早い段階から行われてきた。現在では、はがきの郵便番号読み取り装置から Personal Digital Assistant(PDA)のペン入力システムまで幅広く利用されている重要な技術である。

さて、手書き文字には2種類の情報が含まれていると考えられる。一つは、言うまでもなく文字の記号としての情報（その文字が何と書かれているか）である。そしてもう一つは、その文字を書いた人が誰であるかという情報であり、この字は綺麗だとか汚い、力強い、繊細だなど、主に人間の感性に訴える情報を包含している。前者を識別することを目的とするのが、文字認識である。それに対し、後者を識別、あるいは照合することを目的とするものは、筆者認識[3][4][5][6]と呼ばれ、バイオメトリクス個人認証[7][8][9]の一形態として、多くの研究がなされている。例えば、図 1-1 のように、5人の異なった人物に「勤」「勉」「な」「父」「を」という5文字を書かせたとしよう。5人の書いたそれぞれの「勤」という文字を、同じ「勤」というクラスにまとめるのが文字認識である。それに対し筆者認識は、5人の「勤」をそれぞれ別のクラスに分ける。そして、同じ筆者の書いた文字であれば、「勤」も「勉」も「父」も同一のクラスにまとめるのである。このように、文字認識と筆者認識は互いに直交した関係を持っていると言える。そして、筆者認識に利用できる情報は、筆記の個人性、一般に“くせ”と呼ばれるものである。人間は、手書き

「勤」	勤	勤	勤	勤	勤
「勉」	勉	勉	勉	勉	勉
「な」	な	な	な	な	な
「父」	父	父	父	父	父
「を」	を	を	を	を	を
	A氏	B氏	C氏	D氏	E氏

図 1-1 文字認識と筆者認識の違い

文字からその筆記のくせを目視で読み取り、誰が書いたものか当てるということを日常的に行っている。

筆者認識研究は、利用する情報により、いくつかのカテゴリに分類することができる[3]。まず、筆記文字を計算機に取り込む方式の違いで、オンライン型[10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19]とオフライン型[20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 33]に分けられる。オンライン型は、タブレット上で文字を筆記し、その際のペン先の位置を時系列で取り込んだ情報を用いる。それに対し、オフライン型は、紙などに書かれた文字をスキャナで画像として取り込んだ情報を用いる。両者ともに数多くの手法が提案されているが、比較的認識性能が良いとされるのはオンライン型であり、既に市販化された例もある[34]。これは、オンライン型の方が筆速、筆圧、筆順など利用できる情報が多いためであると考えられる。しかしながら、オンライン型は筆記者がその場に存在していなくてはならず、例えば遺言状の鑑定や委任状の認証などを行うことができない。この点から、オフライン型の方がオンライン型よりも利用範囲は広いと考えられる。この論文では、オフライン型のみを扱うことにする。

また、何の文字を書かせるかがあらかじめ決められているかどうかでも分類できる。書かせる文字が決まっている場合はテキスト依存型[10~30]と呼ばれ、決まっていない場合はテキスト独立型[31, 32, 33]と呼ばれる。テキスト依存型の代表的なものは署名照合である。署名とは一人の人物の名前をシンボル化して書いたものである。よって、署名照合では同じ文字パターンどうしを比較鑑定することになる。このように同一文字で比較出来るものに対し、異なった字種どうしで比べなければいけない場合もある。例えば先に挙げた遺言状の鑑定などは生前に書かれた日記や手紙などを参照することになる。日記や手紙の内容は明らかに遺言状の文面とは異なるため、同一文字での比較は困難である。このような状況では、文字パターンがどのような字種かを問わずに適用可能であるテキスト独立型の手法を用いねばならない。

ところで、手書き文字に現れる個人のくせとは具体的にどんなものであろうか？ 著者は、筆跡鑑定家らの知見[35][36]をもとに、次のように分類できると考えた。

- ① 全体的特徴 (global individuality) : 文字の大きさ, 縦横比, 傾き, 全体の形状等
- ② 部分的特徴 (local individuality) : 部分的なストロークの傾斜, わん曲度, 起筆・終筆の方向, 転折の形状等

全体的特徴は文字を一つのパターンと考えたときのその特徴に関するものであり, 部分的特徴は文字をさらに細かいサブパターンに分割し (例えば, 「はね」「はらい」などと呼ばれる部分である), 同じクラスのサブパターン同士を比較したときに得られる特徴である. 両者に共通するのは, 本人が書いた場合に常に類似しており, 他人が書いた場合は明らかに異なるようなパターンを個人の特徴と見なす点である. これを統計的パターン認識の用語で言い換えると, クラス内分散が小さく, クラス間分散が大きくなるような特徴を探す, ということになる. 著者はさらに, 前述したテキスト依存型・独立型と, この2種類の特徴の関係について次のように整理した.

- テキスト依存型 : 全体的特徴, 部分的特徴の両方とも利用できる
- テキスト独立型 : 全体的特徴は利用できるが, 部分的特徴を用いるのは困難

この分類は全自動で行われる筆者認識システムを想定した場合の分類である. テキスト依存型では書かせる文字がはじめから決まっているので, サブパターンを抽出し, 同じサブパターンどうしを比較することが容易である. そのため, 全体的特徴, 部分的特徴の両方とも利用することができる. しかし, 全体的特徴より部分的特徴を用いた方が認識性能は高くなるので, テキスト依存型においては部分的特徴を用いることが適切であると考えられる. 一方, テキスト独立型で想定されるのは, どんな文字が書かれているか前もって分からないという状況なので, 意味のあるサブパターンを自動抽出し, 比較照合させることは困難を極める. 従って, テキスト独立型においては全体的特徴を利用することが適切であると考えられる.

このように, 筆記の個人性を計算機で扱う場合, 全体的特徴を定量化するか, 部分的特徴を定量化するかの違いでアルゴリズムは異なってくる. そして, それらは何に應用するかということを使い分けていくものであるといえる.

ここで、応用事例として次の 3 点を挙げる。

- オフライン署名照合
- テキスト独立型筆者照合
- 個人のくせを反映した手書き文字フォントの自動生成

これらの応用事例はそれぞれ社会的に大きなニーズがあるにも関わらず、研究分野としてはまだ未成熟で今後の発展が望まれている。次項より、これら応用研究の現状や社会的背景について説明する。

1.1.2 オフライン署名照合に関して

情報化社会の発展とともに個人の自動照合がますます重要性を帯びてきた昨今，署名（サイン）は個人照合の一手段として見直されつつある．それは，署名が顔や指紋などと同様，本人固有の個人特徴であり，印鑑やパスワードなどで問題となる紛失・盗難・忘却といった危険性を有しないからである．小切手やクレジットカードなどの不正使用を防止する目的で署名は古くから用いられてきたが，未だ目視による照合が行われているのが現状である．しかし計算機とパターン認識技術の進歩により，署名の自動照合は欧米を中心に盛んに研究されるようになった．

本研究の対象となるオフライン署名照合とは，あらかじめ紙に書かれた署名をスキャナで計算機に取り込んで照合を行う方式のことである．オフライン方式はここ数年，国内，欧米取り混ぜて多数の提案，報告がある．これらは，大きく2種類の手法に分類される．すなわち，

- 構造解析的手法[21][22][23][24][26]
- パターン整合法[20][21][25][27][28][29][30]

の2種類である．構造解析的手法は，署名の幅，高さ，傾き具合，交点の総数，端点の総数，ループの総数などといった署名の幾何学的構造を解析し，それを照合に利用する手法を指す．また，パターン整合法は，署名を1つのパターンと捉え，そのパターンのコード化（特徴抽出）を行い，マッチング，相関等により照合を行う手法を指す．吉村ら[37]は，手書き文字においてどちらが筆者認識に相応しいかを基礎的に検討しており，パターン整合法に軍配をあげている．現在でも構造解析的手法によるものは提案されているが，主流なのはパターン整合法の方である．

また，概して日本字署名は英字署名よりも照合率が悪いという傾向も見られる．これは日本字署名が，英字署名のように他人に真似されないよう工夫されておらず，普通の楷書で書かれること，またそれにとまって出来る文字間の空白が署名全体としての安定性を損ねる要因となっていることなどが影響していると考えら

れる[38]. したがって欧米で報告された手法をそのまま日本字署名に適用しても、良い性能は期待できない。

さらに、パターン整合法による署名照合には、ほぼ共通した処理の流れというものが存在する。すなわち、適当な前処理の後、署名全体を何らかの方法でコード化し、それによる特徴空間の下で照合が、多くは統計的処理によって行われるといったものである。そして、署名をどうコード化すればより精度良く照合できるかということが主要なテーマとなっている。例えば Bajaj ら[25]は、コード化としてプロジェクションのモーメント特徴及び上側・下側概形特徴を用い、ニューラルネットで照合している。また、Huang ら[26]は、さまざまな幾何学的特徴を多重スケールのグリッドを用いてコード化し、ニューラルネットで照合する方法を検討している。日本字署名では、池田ら[30]は、慣性主軸による方向性特徴を用い、部分空間法で照合している。また、吉村ら[38]は、局所円弧パターン法による特徴を用い、疑似マハラノビス距離で照合している。

しかしこの一連の流れには幾つかの問題点が含まれている。第一に、統計的処理が有効に働く程のサンプルデータが現実的に得られないということである。署名照合では、一人当たりせいぜい 10 個のサンプル数が限界であろうと言われている。例えば部分空間法では数百次元という特徴空間をより少ない次元に圧縮することができるが、サンプル数が 10 個では、有為な部分空間はせいぜい 1, 2 次元程度しか得られない。さらに、その部分空間の中心となる平均ベクトル自体が、このサンプル数ではやや信頼性の薄いものになってしまう。また、ニューラルネットの場合は、少数サンプルによる過学習が汎化能力の減退を引き起こすことが問題となる。第二に、署名の細部を軽視する傾向にあるということが挙げられる。始めに署名全体をコード化する手法ではどうしても 2 次元空間的に大きな特徴が強く影響してしまい、小さな特徴、たとえば“はね”、“はらい”といった部分的特徴はつぶされてしまう。したがってその後どんな処理を行っても、全体的な特徴しか得ることはできない。

一方、人間が目視でおこなう照合では、部分的特徴（部分的なストロークの傾斜、わん曲度など）を多く利用している。テキスト依存型である署名照合では、細部の情報を積極的に用いる手法が有効であると考えられるが、そのような考えに基づく照合アルゴリズムはオフライン型において未だ提案されていない。従来のパターン

整合法をさらに一歩進めて、部分的特徴となり得るサブパターンが積極的に利用できれば、照合性能はより高くなると考えられる。

1.1.3 テキスト独立型筆者照合に関して

日本において、テキスト独立型筆者照合の研究は重要である。何故なら、日本語で使われる文字はひらがな、カタカナ、漢字など、アルファベットに比べて非常に多種多彩だからである。そのため、決まった文字を書かせるという拘束がない場合、同じ文字どうしで比べることは非常に困難となる。そこで、テキスト独立型を適用することになるのだが、現状では初歩的な研究のみに留まっている。例として、FFTによる周波数領域の分布を特徴としたもの[31][32]、局所円弧パターン法による特徴を用いたもの[33]等がある。

ここで、著者は、テキスト独立型筆者認識の実験において、最低限次の条件を満たすべきであると考えている。すなわち、

- ①参照筆記および対象筆記はそれぞれ十分な文字数で構成された日常的な文章であり、かつ両者は全く異なった文章であること、
- ②平仮名、片仮名、漢字、その他の文字記号が公平に使用されており、その割合は参照筆記と対象筆記とでは同一でないこと、

である。ここで、参照筆記とは学習に用いるテキスト、対象筆記とは照合の対象となるテキストである。これらに加え、次のことも考慮すべきと考える。すなわち、

- ③アウトプットは、本人か他人かの二者択一の判定、すなわち照合であること、

である。数字認識や平仮名認識の場合は、ある決められた候補の中から最もそれらしいものを選んで出力するが、筆者認識においてこの出力は適当ではない。その理由は第一に、鑑定の際、対象筆記の提示とともにその筆者が名を名乗るケースがほとんどであり、その名乗った人物かどうかを判定すれば十分の場合が多いため（脅迫状の鑑定で、複数の容疑者の中から真の犯人を特定するような場合は数少ない例外として挙げられる）、第二に、決められた候補の中に該当する人物が存在しない

場合が常に有り得るためである。以上より 3 つの条件を挙げたが、これらすべてを満たしている報告は未だなされていない。

1.1.4 個人のくせを反映した手書き文字フォント自動生成に関して

さて、これまでは手書き文字の筆者認識について述べてきた。そこには手書き文字から個人のくせを定量化するプロセスが必ず入っていた。これを、認識に用いるのではなく表現、すなわち文字生成に応用することも社会的ニーズが高いと考えられる。

近年の日本語ワードプロセッサやパソコンの爆発的な普及は、かつての文字の使用法を一変させる革命的な出来事であった。文字が発明されて以来、数千年の間、文字は鉛筆などの筆記具を使って書くものだった。しかし現在では、キーボードを叩くことで文字コードを入力し、それを印字するかあるいはインターネットを通してディスプレイに表示させるのが一般的になっている。ワープロでは、誰でも美しい文字を書くことができ、その恩恵に浴している人間も多い訳であるが、その一方で、画一的なフォントに不満を抱いている人間もまた多い。例えば、年賀状の宛名書きにワープロソフトやはがき作成ソフトを用いる人が増えているが、そこで標準的な明朝体・ゴシック体等を用いる人はほとんどいない。また、少しでも手書きの文字に近づけるために既存のペン字体・毛筆体フォントを用いることもあるが、それを受け取った人は、やはりどこか味気ないものを感じてしまう。誰が書いても同じ文字というのは心理的に冷たさ、素っ気なさを演出してしまい、コミュニケーションに少なからぬ影響を与えてしまうものである。

そこで、個人のくせを反映した文字フォントが簡単に作成できれば、“自分だけのオリジナルフォント”を持つことができ、コミュニケーションにいくらかの暖かみを加えることができるであろうと考えられる。ところが、日本語で使用する文字（ひらがな、カタカナ、漢字）の種類は、アルファベット等と比べ非常に多い。ユーザーに全ての文字を書かせ、フォントとして登録することは、多大な負担をかけることになりナンセンスである。従って、なるべく少ない数の手書き文字の中からそのユーザーのくせを抽出し、それをもとに、いかなる文字種に対してもユーザーのくせを反映した文字フォントを生成できるようなアルゴリズムを構築する必要

がある。これは明らかにテキスト独立的な問題であり、全体的特徴を利用した解決方法が有効ではないかと考えられる。

このような、ユーザーの個性を反映させたフォント作りの研究として、ユーザーの筆記した漢字を部分字形に分解し、それらの組み合わせでフォントを生成する手法[39]がある。しかし、この手法では全文字数の 19.9%もの漢字を手書きする必要があるので、ひらがななどには対応できない問題がある。また、あらかじめ複数の基準文字を用意しておき、それらの線形結合と幾何学的変形を組み合わせでフォントを生成する手法[40]もある。これは、少数の手書き文字からあらゆる文字種を生成できる手法であるが、幾何学的変形がたる型ひずみ[41]などの非線形な変形を含んでおらず、例えば丸文字風などの特徴を付加することはできない。さらに、この手法ではオンラインでユーザーの手書き文字データを取得するが、オフラインでおこなう手法は確立されていない。オフライン型の方が、ユーザーがシステムのある場所に直接出向く必要もなく、紙に書いた文字を郵送するだけでよいので、より多くのユーザーのフォントを一度に生成できる可能性を持っている。オフライン型の優位性が示される好適な例の一つである。

1.2 本研究の目的

本研究では、手書き文字の個人性についての3つの応用事例に対する新たな手法を提案し、それにあわせ、手書き文字における個人性特徴の定量化手法を確立することを目的とする。

1) オフライン署名照合では、参照署名から個人のくせの強いと思われる部分をあらかじめ複数ピックアップし、その抽出した幾つかのサブパターンのみを用いて照合を行うという新たな手法を提案する。つまり参照署名中の全ての情報を用いるのではなく、必要ない部分、照合の妨げになる部分は積極的に「捨てる」という考え方を基にしている。この手法を実現するにはまず部分どうしを比較するために密な対応探索を行わなくてはならない。本手法では、多重スケールでのエネルギー汎関数最小化によって対応点探索を行う。また、抽出すべき個人のくせの強い部分とはいったい何であるかといった問題がある。これは本手法では、

- 本人が常に同じように書いているような部分、すなわち“ぶれ”の少ない部分
- ペンの運びが複雑に折れ曲がっているような部分

が個人のくせの強い部分であると定義した。前者は本人どうしの類似度を小さく、後者は他人との類似度を大きくするにはたらくことが期待される。これらの条件を満たす複数の部分を空間的に重複なく抽出するために、遺伝的アルゴリズムを用いた手法を提案する。そして、20人の被験者による照合実験を通して提案手法の有効性を検証する。

2) テキスト独立型筆者照合では、手書き文字に現れる、字種に依らない個人性特徴を抽出し、テキスト独立な筆者照合を実現するための一手法を提案する。まずスキャナにより取り込んだ文字を含む画像から、文字を1文字ずつ切り出し、それらの文字画像にそれぞれ擬似細線化、千切り処理といった新たな特徴抽出法により、個人の筆記のくせを抽出する。この特徴量は文字の直線成分の傾き、および長さを反映する。照合にあたっては擬似マハラノビス距離を用いる。そして、本手法の有

効性を確認するために、4種類の異なるテキストと20人の被験者に対して行った照合実験の結果について述べる。

3) くせ文字フォント自動生成では、次のようなアルゴリズムをもとに全自動で行われるシステムを構築する。まず、ユーザーに筆記してもらった文字群をスキャナで計算機内に入力する。計算機には既に標準となるペン字体フォントが複数種類内蔵されている。はじめにユーザーの文字の傾向に近い標準文字フォントを自動的に選択する。その後、その標準文字フォントと入力文字との間で密な対応点探索をおこない、いかなる幾何学的変形およびスケール変換が行われているかを解析し、ユーザーの個人のくせを割り出す。この文字変形ルールを逆に標準文字フォントに対してかけてやれば、任意の文字種に対して個人のくせを反映させた文字を自動的に生成できるといった仕組みである。多数の被験者の手書き文字データをもとに、フォント生成実験と評価を行う。

1.3 本論文の構成

本論文は、全体として5章からなる。

本章では、本研究の背景および目的について述べた。

第2章では、オフライン署名照合の新たな手法である、部分的特徴を用いた照合法の原理について述べる。この手法では、対応点探索が重要な位置を占めている。特徴ある部分どうしを精度よく比較するためには、密な対応点探索が必要不可欠だからである。さらに、特徴ある部分を自動抽出するために、遺伝的アルゴリズム (GA) を用いる。登録過程では、10個程度の参照署名どうしで対応点探索をおこない、その後、GAにより特徴ある部分を複数個抽出する。そして、照合過程では、対応点探索をおこなった後、特徴ある部分どうしで類似度を比較し、対象署名が本人のものであるかどうか判定する。以上の手法の内容について詳細に述べた後、検証実験の方法とその結果、さらにいくつかの検討事項について述べる。

第3章では、テキスト独立型筆者照合の新たな手法について述べる。この手法では、疑似細線化、千切り処理など新たな手法を導入し、手書き文字の全体的特徴を自動抽出している。照合においては疑似マハラノビス距離という統計的パターン認識の手法を取り入れている。以上の手法の内容について詳細に述べ、検証実験、結果について説明し、その後、いくつかの検討をおこなう。

第4章では、個人のくせを反映した手書き文字フォントの自動生成法について述べる。複数種類の標準文字フォントから最適なフォントを自動選択するには、第3章の特徴量抽出手法を取り入れている。そして、標準文字フォントに付加すべき個人性特徴として、大きさ情報と幾何学的変位情報を定義する。幾何学的変位情報の抽出には、第2章で述べる対応点探索手法を利用する。以上の手法の内容を詳細に述べ、検証実験、結果について説明し、いくつかの検討をおこなう。

第5章は本研究の結言である。これまで提案してきた全ての手法の検証実験とその結果についてまとめ、本研究の成果を総括する。

第2章 オフライン署名照合

本章では、新たに提案するオフライン署名照合の一手法について、その原理を説明する。従来法と大きく異なる点は、個人性特徴として「部分的特徴」に着目し、その特徴のみを用いて照合を行うことである。部分的特徴を抽出するために、エネルギー汎関数の最小化を利用した対応点探索を行い、さらに、遺伝的アルゴリズムを用いて部分的特徴を自動抽出する。照合においては、抽出された部分的特徴を用いて類似度の計算をし、その数値と閾値との関係をもとに本人か他人かの判別を行う。まず、提案手法の詳細について説明し、その後、20人の被験者による照合実験を通して有効性を検証した結果を述べる。

2.1 はじめに

この章では、テキスト依存型筆者認識の代表であるオフライン署名照合の新しい手法[49][50][51]について述べる。

前章で述べたように、テキスト依存型では全体的特徴と部分的特徴の両方を利用することができる。しかし、従来の目視による照合では部分的特徴を効果的に用いていることもあり、計算機による自動照合においても部分的特徴を利用した方が精度の良い照合をおこなえると期待される。そこで、部分的特徴となり得る部分を署名から選び出し、その部分をもとに照合するアルゴリズムを提案する。そのアルゴリズムを従来の全体的特徴による照合法と性能比較することによって、部分的特徴を用いることの優位性を示したい。

最初に、全体の処理を大まかに概観する。そして、スキャナで署名を取り込んだ直後の前処理について述べ、その後、エネルギー汎関数の最小化を利用した対応点探索の原理および方法について述べる。続いて、特徴ある部分の自動選択方法について説明する。ここで用いられるのは、遺伝的アルゴリズム (GA) と呼ばれる最適化手法である。さらに、照合処理についても説明する。

そして、検証実験の方法と使用したデータベースについて明らかにした後、実験の結果について述べ、その後いくつかの検証をおこなう。

2.2 提案手法

2.2.1 処理の流れ

本手法は、大きくは登録過程と照合過程に分けられる。登録過程では、スキャナによる署名の取り込みの後に、「前処理（二値化，大きさの正規化）」、「対応点探索」，「遺伝的アルゴリズムによる特徴ある部分の抽出」の順で処理される。また，照合過程では，「前処理」，「対応点探索」，「登録過程にて抽出された部分を用いた照合」の順に処理される（図 2-1）。登録過程は，参照署名の登録を行う際に一度だけ行えばよく，実際に照合する時には照合過程だけ行う。

また，登録過程で行われる対応点探索処理は，複数入力される参照署名どうしで 1 対 1 に行われる。その際，複数の参照署名からランダムに 1 個の署名をピックアップする。（この署名を仮に「代表署名」と呼ぶことにする。）そして，その代表署名とそれ以外の各署名とでそれぞれ対応点探索を行う。（図 2-2）本研究では 10 個の参照署名を用いることにしたので，代表署名 1 個と，残り 9 個の署名との間でそれぞれ対応点探索処理を計 9 回実行することになる。

そして照合過程では，対応点探索は代表署名 1 個とだけ行う（図 2-3）。これは登録過程において，代表署名と他の参照署名との間で既に対応点探索が完了しているためである。従って，代表署名以外の他の参照署名とは対応点探索処理を行う必要が無く，結果として 10 分の 1 の時間短縮が図れるのである。

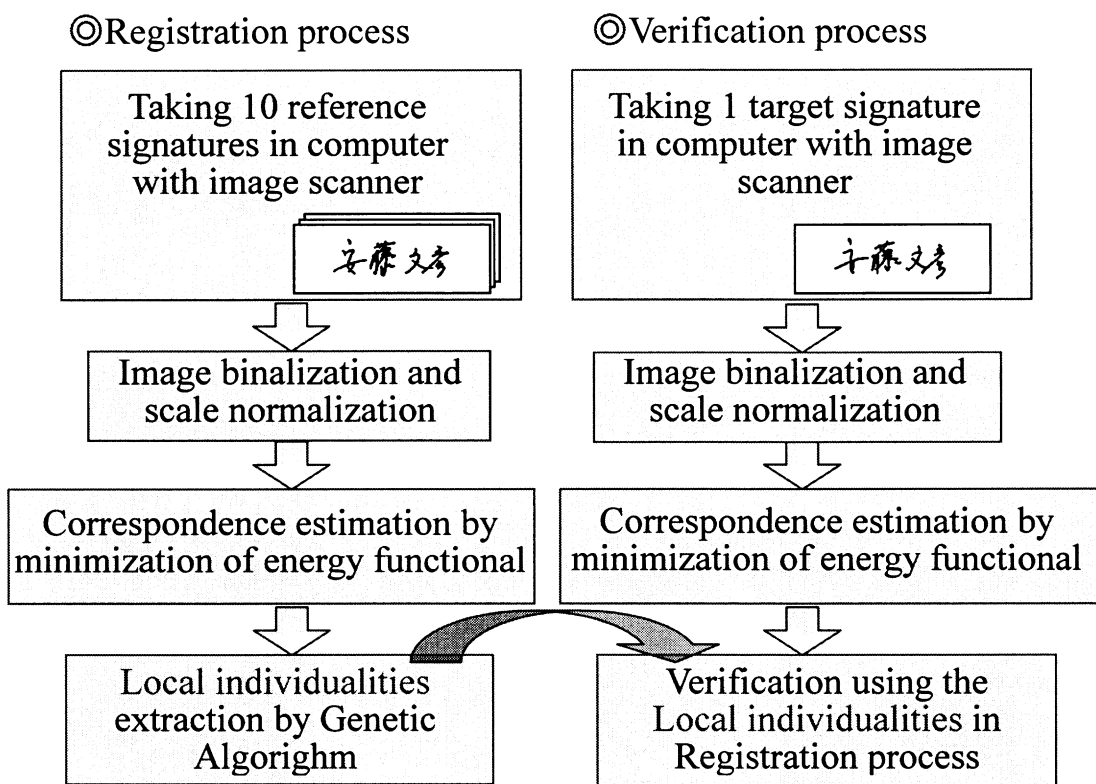


図 2-1 提案手法の処理フロー

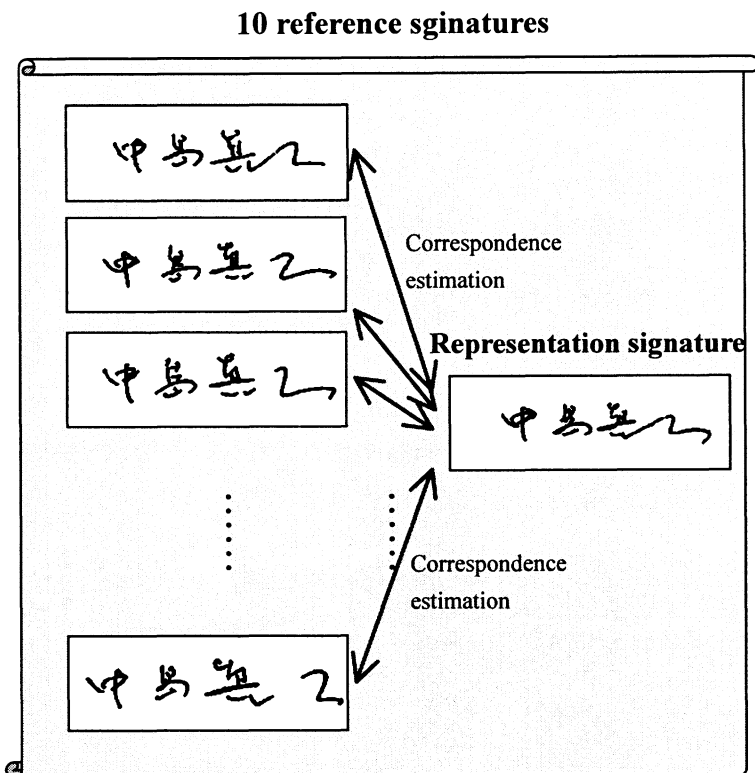


図 2-2 登録過程での対応点探索

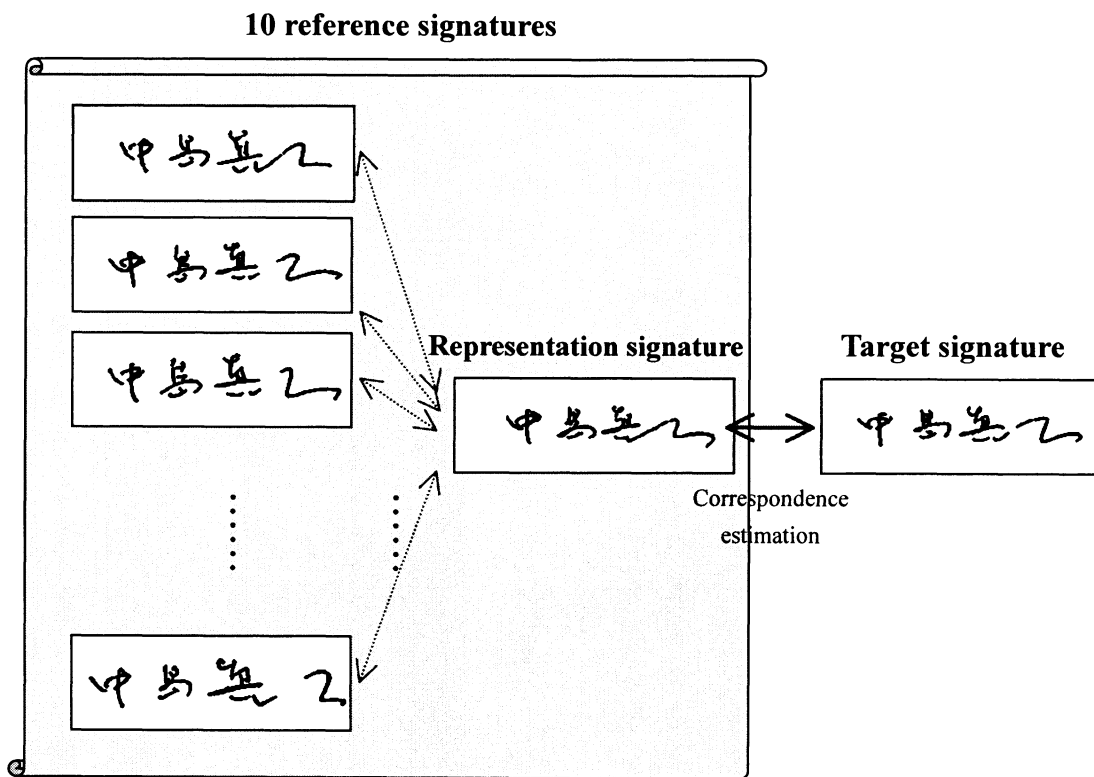


図 2-3 照合過程での対応点探索

2.2.2 前処理

署名データは図 2-4 のように長方形の枠内に書かれた署名である。枠の大きさは縦 3.7cm, 横 9.0cm である。この枠内のパターンをスキャナで計算機に取り込み, 適当なしきい値でデータを 2 値化する。そして署名全体の大きさの正規化を行う。正規化の方法は, 図 2-5 のように署名パターンの外接四角形の横方向の長さから, 縦方向のプロジェクションで値が 0 になる部分, すなわち字間の空白部分の長さを引いた値を一定値にそろえて, 全体を拡大縮小した。そして署名パターンの重心が画像の中心になるようにシフトした。これにより, 最終的に 290×100 画素の画像に大きさを正規化した。これらの処理により, 後の対応点探索や, 特徴ある部分の選択における信頼性を向上させることができる。

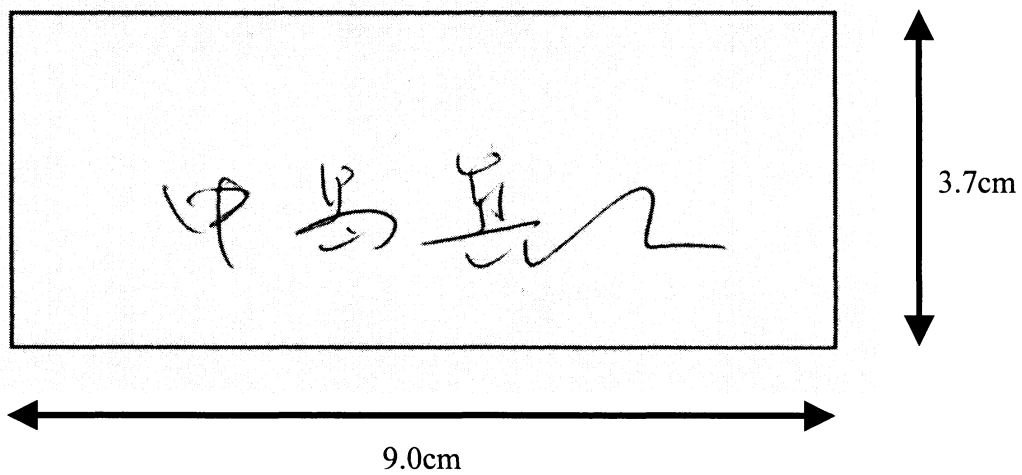


図 2-4 署名データの一例

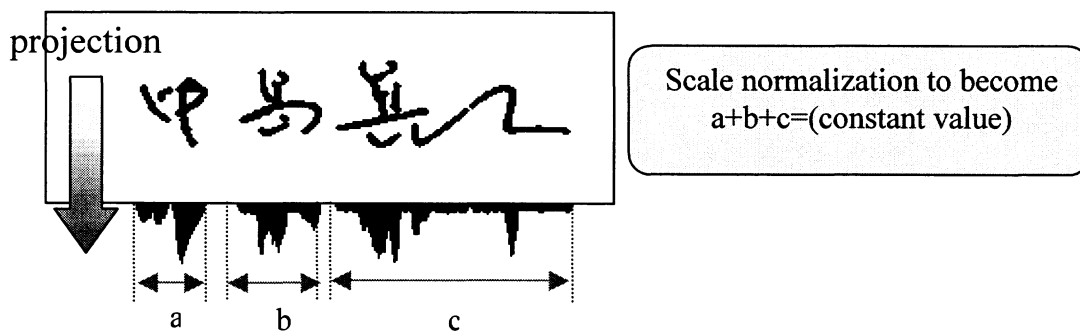


図 2-5 大きさの正規化

2.3 対応点探索

2.3.1 対応点探索の必要性

どんな人間も、常に非常によく似た署名をするが、それらは完全に同一の署名ではない。その証拠に、同じ人間の、別の時に書いた2つの署名を重ね合わせてみても、それらは完全に重なることはない(図 2-6)。つまり、手書きの署名にはいくらかのブレが必ず含まれていることになる。個人のくせの強い部分を抽出するにあたり、2つの異なる署名の各位置において完全に対応が取れていなくてはならない。そのため、画素単位の密な対応探索が必須となる。

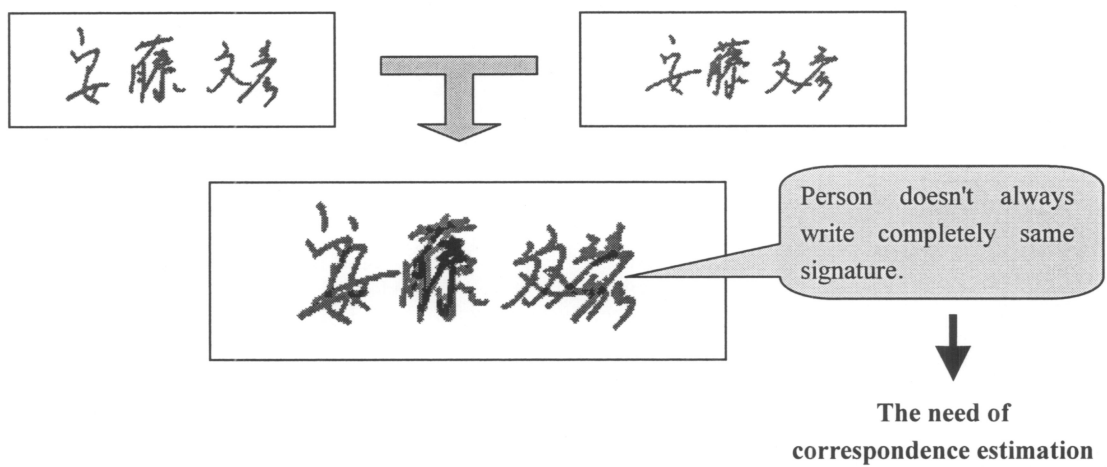


図 2-6 対応点探索の必要性

2.3.2 エネルギー汎関数最小化による対応点探索

2つの署名画像の、各部分の対応を画素単位でとるために、エネルギー汎関数最小化をもとにした方法[42][43]を用いる。これは画像に対して位相を保存した非線形な変形を加えることで、もう一方の画像にフィッティングさせることにより密な対応探索を可能にするものである。具体的には、画像間の対応誤差に対応の滑らかさを制約項として与えたエネルギー汎関数を最小化するための反復式を計算することで、対応点間の変位量を求める。

図 2-7 のように、片方の署名画像 $g(x,y)$ に対し各位置 (x,y) での変位量を x 方向に $DX(x,y)$, y 方向に $DY(x,y)$ となるように変形させると、もう一方の署名画像 $f(x,y)$ にフィットすると考える。すると計算は、次のエネルギー汎関数が最小となるような DX , DY を求める最適化問題に帰着する。

$$E(DX, DY) = P(DX, DY) + \lambda S(DX, DY) \quad (2-1)$$

$$P(DX, DY) = \iint (f(x + DX(x, y), y + DY(x, y)) - g(x, y))^2 dx dy \quad (2-2)$$

$$S(DX, DY) = \iint \left(\left(\frac{\partial DX(x, y)}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial DX(x, y)}{\partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial DY(x, y)}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial DY(x, y)}{\partial y} \right)^2 \right) dx dy \quad (2-3)$$

ここで $P(DX, DY)$ は変位を加えた時の画像間の対応誤差、 $S(DX, DY)$ は対応の滑らかさを表し、 λ は重みづけのためのパラメータである。式(2-1)を最小化する DX についての必要条件をみたとオイラー方程式は次のようになる。

$$(f(x + DX(x, y), y + DY(x, y)) - g(x, y)) \cdot \frac{\partial f(x + DX(x, y), y + DY(x, y))}{\partial x} - \lambda \left(\frac{\partial^2 DX(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 DX(x, y)}{\partial y^2} \right) = 0 \quad (2-4)$$

これを、量子化された位置 (i, j) の離散式に書きかえる。2次微分である $\frac{\partial^2 DX}{\partial x^2}$, $\frac{\partial^2 DX}{\partial y^2}$ は近似的に

$$\frac{\partial^2 DX(i, j)}{\partial x^2} = DX(i-1, j) + 2DX(i, j) + DX(i+1, j) \quad (2-5)$$

$$\frac{\partial^2 DX(i, j)}{\partial y^2} = DX(i, j-1) + 2DX(i, j) + DX(i, j+1) \quad (2-6)$$

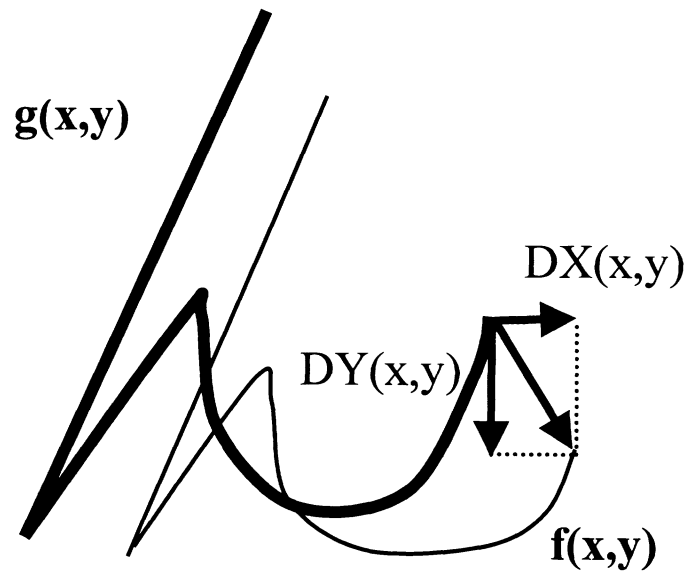


図 2-7 変位量 DX , DY の定義

と表せるので、(2-4)式の離散式は、

$$(f(i+DX(i,j),j+DY(i,j))-g(i,j)) \cdot \frac{\partial f(i+DX(i,j),j+DY(i,j))}{\partial i} - \lambda(DX(i+1,j)+DX(i-1,j)+DX(i,j+1)+DX(i,j-1)-4DX(i,j))=0 \quad (2-7)$$

となる。各位置(i,j)でこの式は存在するので、未知数 DX(i,j)を含む i×j 個の連立方程式と考えられ、これをガウス–ザイデル型の反復式で解くことにより、DX を算出できる。式は以下のようなになる。

$$DX^{(k+1)}(i,j) = \overline{DX}^{(k)} - \frac{1}{4\lambda} \left\{ f(i+\overline{DX}^{(k)}(i,j),j+\overline{DY}^{(k)}(i,j)) - g(i,j) \right\} \cdot \frac{\partial f(i+\overline{DX}^{(k)}(i,j),j+\overline{DY}^{(k)}(i,j))}{\partial i} \quad (2-8)$$

ここで k は反復回数を表し、 \overline{DX} 、 \overline{DY} はそれぞれ(i,j)の 4 近傍の DX,DY の平均値を表す。また、偏微分は差分として計算する。同様に DY(i,j)も、

$$DY^{(k+1)}(i,j) = \overline{DY}^{(k)} - \frac{1}{4\lambda} \left\{ f(i+\overline{DX}^{(k)}(i,j),j+\overline{DY}^{(k)}(i,j)) - g(i,j) \right\} \cdot \frac{\partial f(i+\overline{DX}^{(k)}(i,j),j+\overline{DY}^{(k)}(i,j))}{\partial j} \quad (2-9)$$

を解いて求められる。

さらに、反復計算におけるローカルミニマムへの落込みを避けるため、多重解像度画像を利用する (図 2-8)。初めは低解像度の画像で粗めに対応をとり、段階的に解像度を上げていくことで徐々に細かい対応をとっていく。実際には図 2-9 のように、全体を 3 層の処理に分け、1 段目では原画像に標準偏差 4[pixel]のガウシアンフィルタをかけ、縦横それぞれの解像度を 1/4 に落としたものを用いる。同様に 2 段目では標準偏差 2[pixel]のガウシアンで解像度 1/2、3 段目では標準偏差 1[pixel]のガウシアンで解像度そのままのものを用いる。まず 1 段目からすべての初期値を 0 にして反復計算を行い、一定回数を繰り返した後、2 段目に移る。2 段目では、1 段目で得られた計算結果を初期値に用いて再び反復計算を行う。同様に 3 段目も計算し、そこで求められた値を最終的な結果とする。

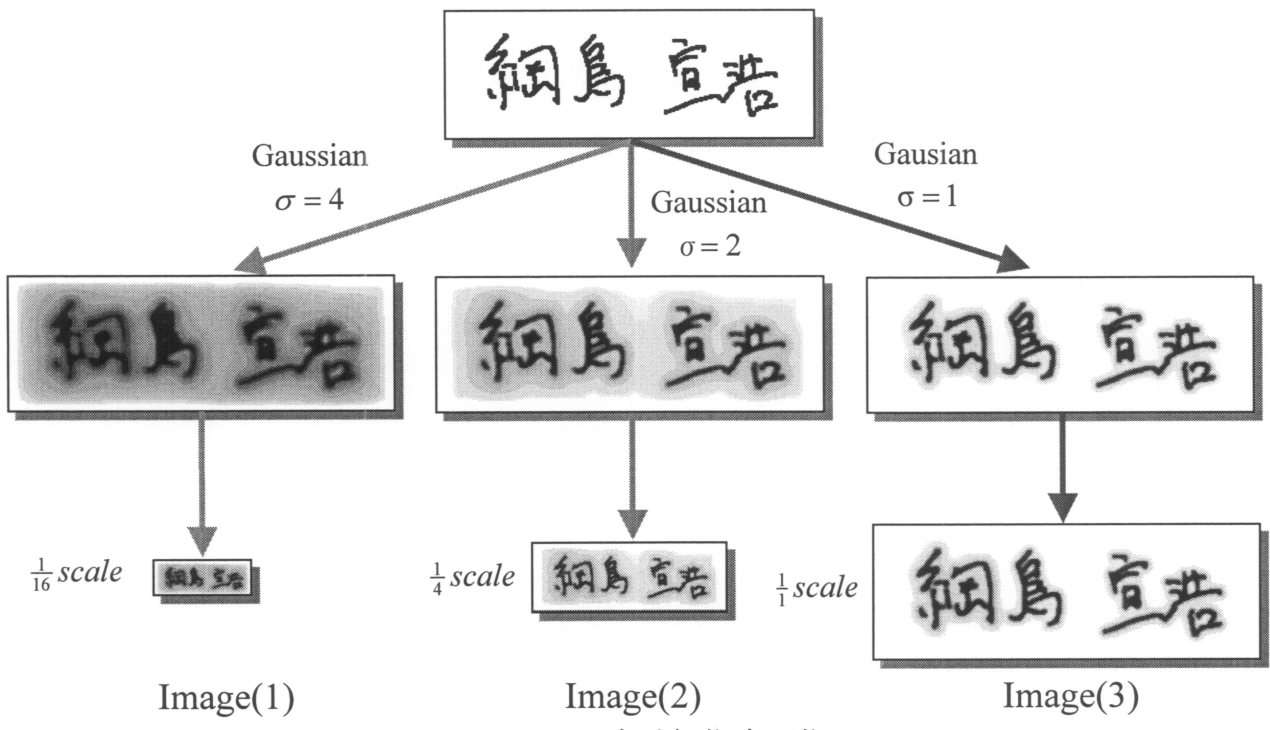


図 2-8 多重解像度画像

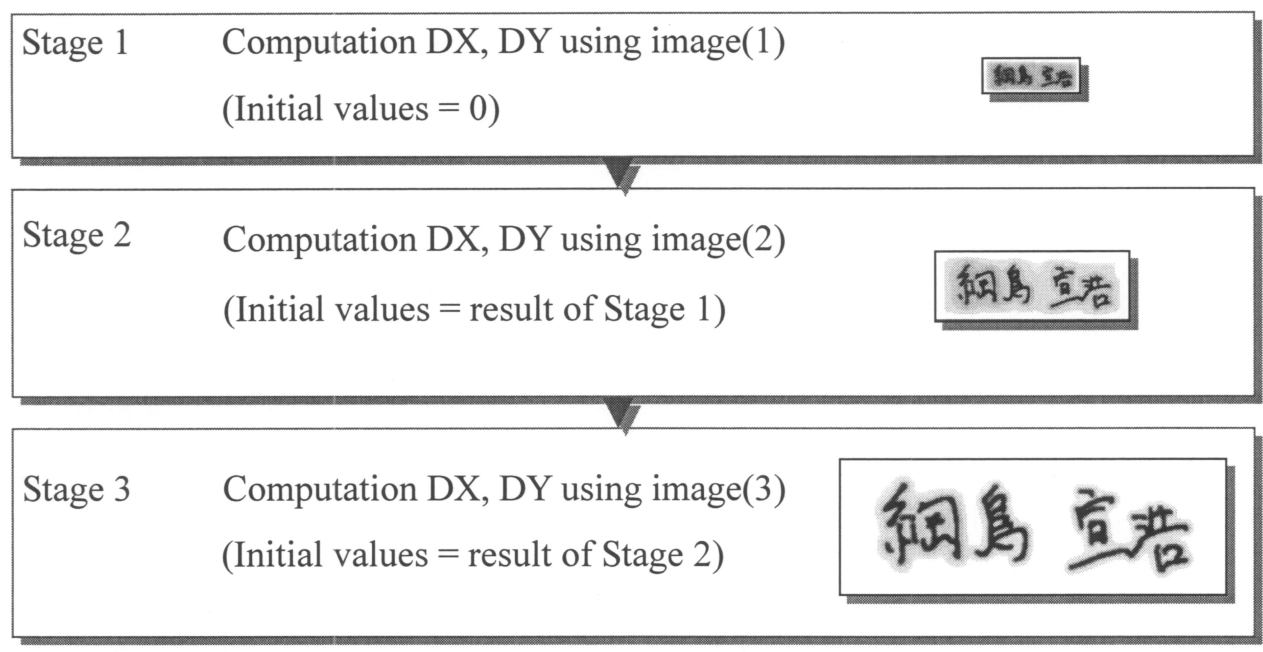


図 2-9 多重解像度画像を用いた DX,DY の計算法の流れ

2.3.3 ローカルミニマム回避のための工夫

以上が対応点探索の基本原理である。しかし、本研究では複数文字を含む署名に適用するため、多重解像度を用いてもまだローカルミニマムへの落ち込みは多い。そこで、前章で紹介した計算式の改善を試みた。

署名における対応点探索で特に問題となるのは、文字間の空白である。第1章で既に述べたが、文字間の空白は、署名のブレを発生させる最大の要因である。つまり、同一人物であっても、文字間の空白は狭かったり広がったりするのである。対応の滑らかさ（連続性）を考慮している本手法では、処理に悪影響を及ぼしやすい。これを克服するには、文字間の余白部分で対応の滑らかさを幾分抑える必要がある。

このような考えのもとに、計算式の変形を行った。文字間の余白での滑らかさを制御するのに、新たに“滑らかさ係数”というものを導入した。DX(i,j)を求める式(2-8)は次の式に置き換えられる。

$$DX^{(k+1)}(i,j) = \frac{1}{4} \{ \beta_u \cdot DX^{(k)}(i,j+1) + \beta_d \cdot DX^{(k)}(i,j-1) + \beta_l \cdot DX^{(k)}(i-1,j) + \beta_r \cdot DX^{(k)}(i+1,j) \} \\ - \frac{1}{4\lambda} \{ f(i + \overline{DX}^{(k)}(i,j), j + \overline{DY}^{(k)}(i,j)) - g(i,j) \} \cdot \frac{\partial f(i + \overline{DX}^{(k)}(i,j), j + \overline{DY}^{(k)}(i,j))}{\partial i} \quad (2-10)$$

ここで β が“滑らかさ係数”である。 β_u が上方向、 β_d が下方向、 β_l が左方向、 β_r が右方向の滑らかさを制御する。具体的には、注目画素(i,j)と、隣り合う画素とが両方とも黒画素の場合は β に1を代入し、それ以外の場合は0.5を代入する。そうすることで、黒画素の密集する部分、すなわち署名を構成する部分は滑らかさが強く、白画素の集まった部分、すなわち余白部分は滑らかさが弱くなり、結果的にローカルミニマムへの落ち込みを防ぐことが出来る。

2.4 特徴ある部分の抽出

2.4.1 複数署名部分の遺伝子表現

署名から、ある一部分を特定し抽出するには、その部分の位置および範囲が記述されれば十分である。そこで本手法では、一つの署名部分を3つのパラメータで表現することにした。すなわち、

- `po` : `position` パラメータ
- `wid` : `width` パラメータ
- `hei` : `height` パラメータ

の3つである。図 2-9 で各パラメータの意味を説明する。`po` は、代表署名の中の各黒画素をあらかじめ番号づけしておき、その番号で位置を特定する。`wid`, `hei` は範囲を表すパラメータである。`po` を中心として、左右に `wid`, 上下に `hei` だけひろげた長方形の範囲内が、特定された一部分ということになる。そして複数の署名部分を表現するには、図 2-10 のように3つのパラメータを横に並べればよい。GA を適用するにあたり、これを一つの遺伝子であると考ええる。

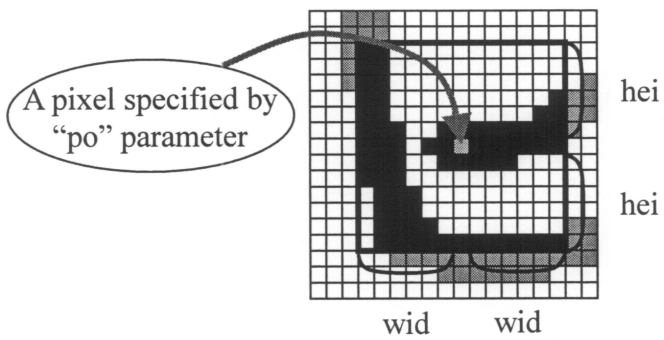


図 2-9 各パラメータの意味

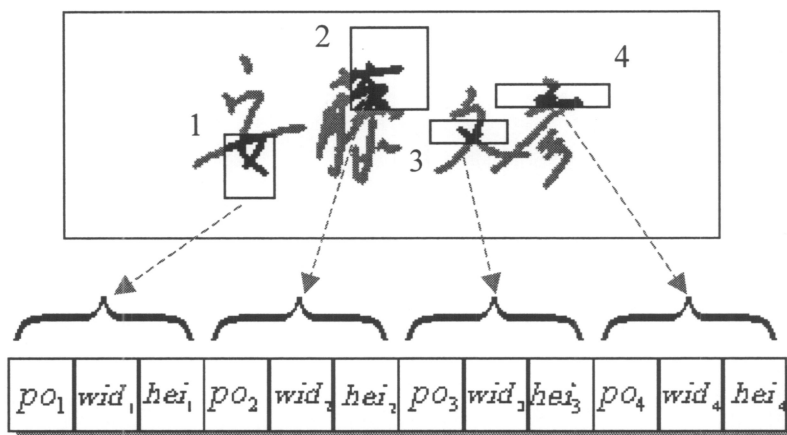


図 2-10 複数署名部分の遺伝子表現

2.4.2 部分的な個人のくせの評価法その1

本手法では、くせの強さを2つの評価法を用いて算出する。まず1つ目の評価法として、複数の参照署名をもとに、書き方のパターンが類似している程、くせが強いと考え、評価の定量化を行った。これには、長谷ら[44]の提案による変動エントロピーの文字変動評価法を利用した。変動エントロピーは、パターンの大きさに依らずにパターンの変動を定量化できるといった利点を持っており、本手法の署名部分の評価法にふさわしいと考えられる。変動エントロピー h は次の式で定義される。

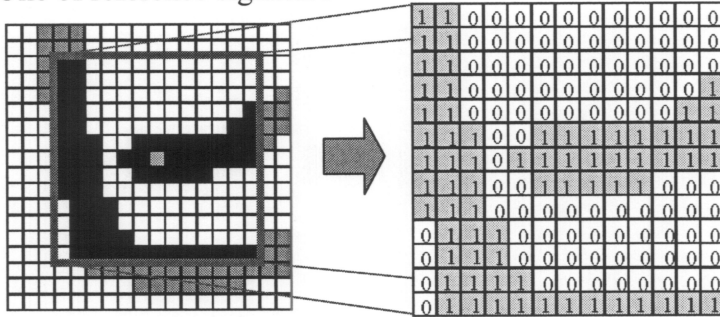
$$h = - \sum_{i,j} \frac{n(i,j)}{N} \log \frac{n(i,j)}{m} \quad (2-11)$$

ここで、 $n(i,j)$ は m 個の参照署名（本研究では10個）からそれぞれ取り出された署名部分を対応点でそろえて重ねあわせたときの、各位置 (i,j) での黒画素数を表す（図2-11）。また、 N は重ねあわせた黒画素の総数である。ここで注意すべきことは、重ねあわせるときに用いる対応点の情報は、署名部分の中央の位置（ po パラメータにより指定された位置）しか用いないということである。つまり、周囲の各部分は中央の対応点にあわせてシフト移動させるだけだということである（図2-12）。 $n(i,j)$ の分布は、図2-13のように0と10だけで構成されている場合は、変動が全くないと考えられる。一方、図2-14のように全体にべったり広がっている場合は、変動が大きいいと考えられる。この違いを利用して評価量 R_1 を算出する。

$$R_1 = \left(1 - \frac{h}{h_{\max}}\right) \left(1 - \frac{1}{\sqrt{\text{wid} \times \text{hei}}}\right) \quad (2-12)$$

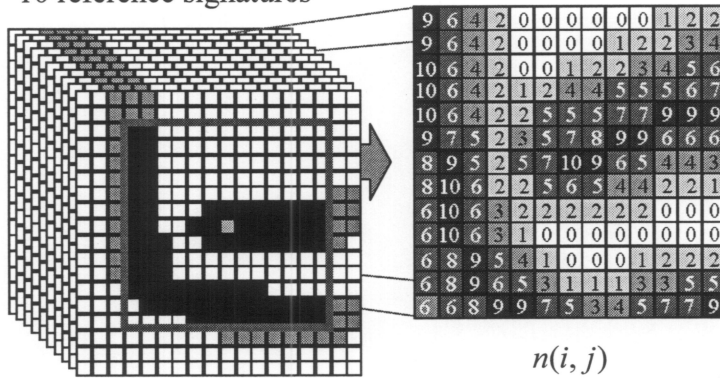
ここで、 h_{\max} は変動エントロピーの取り得る最大値であり、 $-\log(1/m)$ に等しい。また、 wid は width パラメータの値、 hei は height パラメータの値である。 R_1 は0から1までの値であり、値が大きいい程パターンの変動が少なく、したがって本人の筆記の再現性が高い部分、つまり照合に適した部分であると考えられる。 wid と hei の含まれる項は、範囲の著しく小さい部分の評価を低くするようはたらく。

One of reference signature



Black pixels are replaced into 1, and white pixels are replaces into 0.

10 reference signatures



10 local parts are overlaid on the same correspondence point.

図 2-11 部分的な個人のかせの評価法その 1

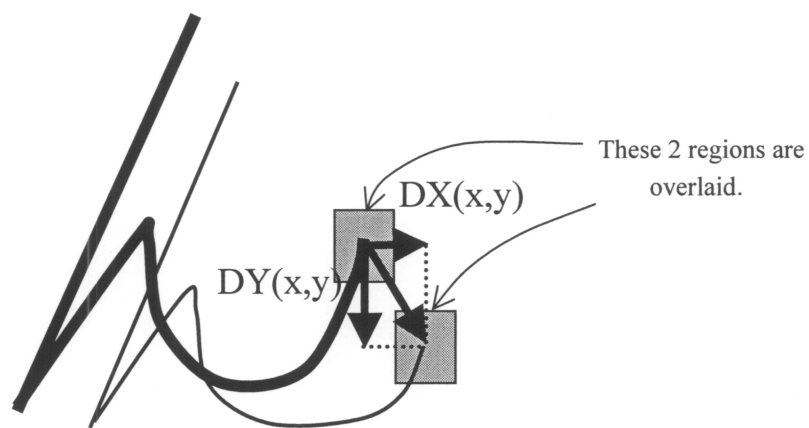


図 2-12 署名部分の重ね合わせ方法

10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	10	10	10	10
10	0	0	0	0	0	0	0	10	10	10	10
10	0	0	0	10	10	10	10	10	10	10	10
10	10	0	10	10	10	10	10	0	0	0	0
10	10	0	0	10	10	0	0	0	0	0	0
10	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	10	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	10	10	10	0	0	0	0	10	10	10	10



Writing patterns
are completely

図 2-13 $n(i,j)$ の分布とパターンの変動の関係 1

6	6	4	2	1	2	2	2	3	4	4	4
6	6	4	2	2	3	3	3	4	4	4	5
6	6	4	3	3	3	5	5	5	5	5	5
6	6	4	3	4	5	6	7	7	7	7	7
7	6	4	5	5	5	6	7	7	6	5	5
7	6	4	5	7	10	9	6	6	5	5	5
7	6	4	4	5	6	6	4	3	3	3	3
7	6	4	4	4	4	4	3	3	2	2	2
7	6	4	4	3	2	2	2	2	2	2	2
7	7	5	4	3	3	2	2	3	3	3	3
7	7	5	5	3	3	3	3	4	4	4	4



Writing patterns
aren't similar at all

図 2-14 $n(i,j)$ の分布とパターンの変動の関係 2

2.4.3 部分的な個人のくせの評価法その2

個人のくせの強さを表すもう一つの評価法として、今度は抽出された署名部分がどれだけ複雑に書かれているかを定量化した方法について述べる。これには、慣性主軸をもとにストロークの向き検出を行い、その方向別ヒストグラムの分布を利用した。まず、慣性主軸によるストローク方向検出法について説明する。図 2-15 のように、ある注目画素に対するストローク方向を調べるには、注目画素に一定回数膨張処理を施す。その際、署名の構成黒画素の中でのみ膨張させる。それにより抽出された領域というのは、注目画素の周辺のストローク成分であるので、この領域の一番分散が大きくなる方向、すなわち重心周りの慣性主軸の方向がストローク方向となる。この方法で全ての構成黒画素においてストローク方向を検出する。

そして、前述の3つのパラメータによって指定された署名部分に対し、その中の構成黒画素それぞれで検出されたストローク方向を図 2-16 のように方向別ヒストグラムで表す。ストローク方向は8方向に量子化したものを用いる。このヒストグラムの分布が、署名部分の複雑さを表す指標となる。すなわち、図 2-17 のように分布がある一つの方向に偏っている場合は、この部分は単純な直線のストロークであり、他人でも比較的容易に真似ることが出来る。一方、図 2-18 のように分布が全体に平坦に近い場合は、この部分は複雑に折れ曲がっていると推測される。これは他人には真似されにくいと考えられる。したがって、方向別ヒストグラムのエントロピーを調べることで、パターンの複雑性を定量的に求められる。評価量 R_2 の算出式は以下のようなになる。

$$R_2 = - \sum_{dir} \frac{x(dir)}{N} \log \frac{x(dir)}{N} \quad (2-13)$$

ここで $x(dir)$ は、各方向 dir に対する頻度であり、 N は署名部分の黒画素の総数である。

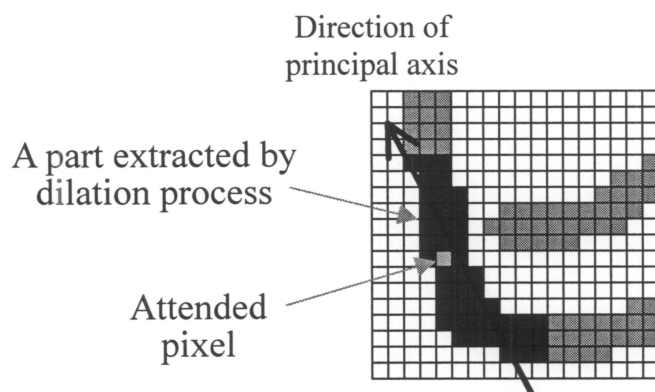


図 2-15 ストローク方向検出法

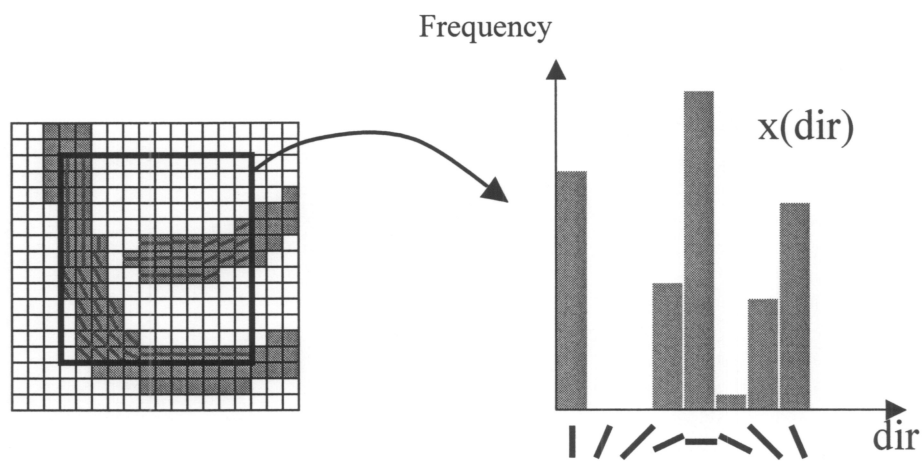


図 2-16 ストローク方向ヒストグラム $x(\text{dir})$ の作成

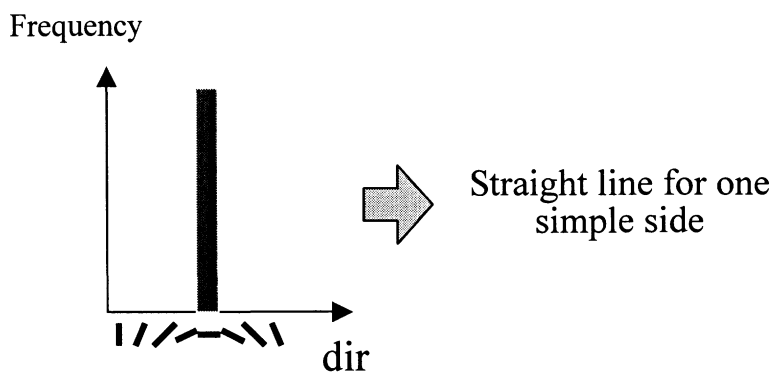


図 2-17 $x(\text{dir})$ の分布と署名部分の複雑さの関係 1

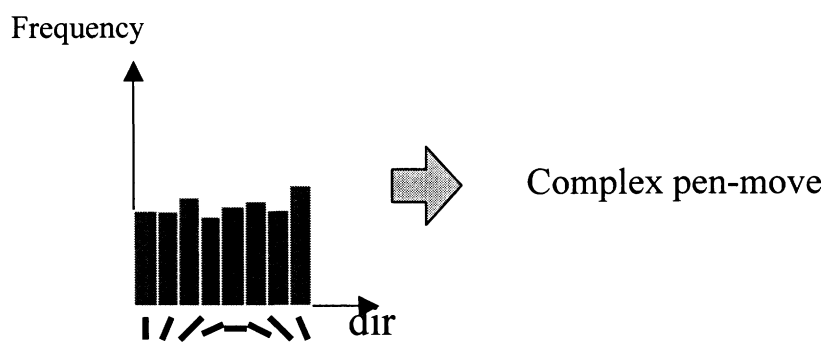


図 2-18 $x(\text{dir})$ の分布と署名部分の複雑さの関係 2

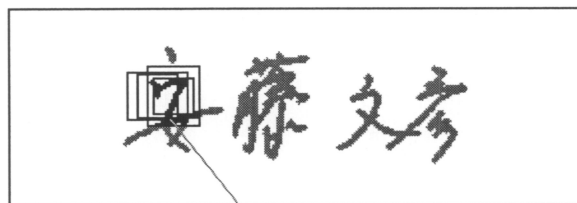
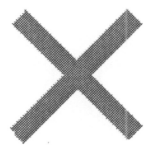
2.4.4 GAの適用

遺伝的アルゴリズムは、自然界の生物システムの遺伝と自然選択による適応過程をモデリングした最適化手法である[45]。署名の中の、個人のくせが強い部分を抽出する問題に適用するにあたり、適応度 *fitness* を次のように定義する。

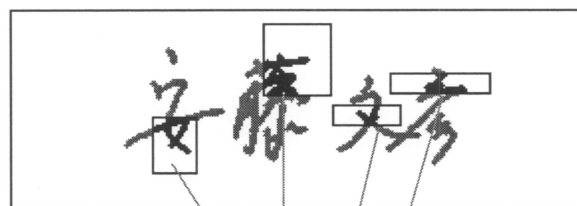
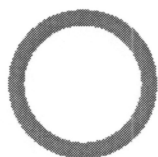
$$fitness = \sum_{\text{各部分}} R_1 + \mu_1 \times \sum_{\text{各部分}} R_2 - \mu_2 \times \sum_{\text{各部分}} K \quad (2-14)$$

ここで、 R_1 、 R_2 は前述した評価量である。 K は、抽出された複数の署名部分どうしで、重なりのある部分の黒画素の総数であり、抽出された署名部分どうしの重なり量を表す。この量を新たに定義したのは、複数の署名部分を抽出するのに、全く同じか、ほとんど同様の位置と範囲で重複して抽出されるのを禁止するためである(図 2-19)。また、 μ_1 、 μ_2 は重みづけのパラメータである。この *fitness* 値の高くなるような遺伝子を探し出すのが目的となる。

遺伝的操作は淘汰および増殖、交差、突然変異の3つである。淘汰および増殖では、全体のうち適応度の高い上位3分の1をそのまま次世代に残す、エリート保存方式を採用した。交差では、まずランク方式で異なる2個体を選択する。選択確率は、適応度の高い順に1:1/2:1/3:…となるように決めておく。選択された2個体を1点交差して、新たな個体を作る。この方式で次世代の残り3分の2を新たな個体で埋めてやる。突然変異では、一定の確率で、遺伝子を構成する任意のパラメータを別の値に変更する。突然変異率は2%とする。以上の処理を繰り返して行うことで、より理想に近い遺伝子が生成される。ある一定世代を超えたところで処理を止め、その時の最大適応度を示した署名部分の組を照合に採用する。パラメータ μ_1 、 μ_2 の具体的な決め方については2.7章の検討で述べる。



Overlapped selection



Non-overlapped selection of the part
whose R1 and R2 are large

図 2-19 重なり量Kの意義

2.5 照合

照合は、登録過程においてピックアップされた複数の特徴ある部分を用いて行う。それぞれの特徴部分ごとに類似度を調べ、それらの結果をもとに本人の署名か偽筆かを判定する。類似度は、重ねあわせによる重なり具合の良さで判定する手法で算出する。単純ではあるが、直線・曲線・転折全てに対応できるといった利点をもつ手法である。図 2-20 のように、参照署名と対象署名の対応する部分どうしを、対応点あわせで重ねあわせる。ここで、参照署名の方のパターンの構成黒画素数を s_1 、対象署名の方のパターンの構成黒画素数を s_2 、そして 2 つのパターンの重ならない部分の黒画素数を s_{12} とする。この時、2 つのパターンの類似度 S は次式で表される。

$$S = \left(1 - \frac{s_{12}}{s_1 + s_2}\right) \left(1 - \frac{1}{\sqrt{wid \times hei}}\right) \quad (2-14)$$

対象署名 1 個に対し、参照署名は m 個である（本研究では 10 個）。したがって同じ計算が m 回行えることになる。そこで、類似度 S は次式のように修正することにする。

$$S = \max \left\{ \left(1 - \frac{s_{12}}{s_1 + s_2}\right) \left(1 - \frac{1}{\sqrt{wid \times hei}}\right) \right\} \quad (2-15)$$

これは **nearest neighbor** 法の考え方である。そして、次式のように各部分の結果を総合する。

$$S_{Total} = \prod_{各部分} S \quad (2-16)$$

積をとったのは、類似度 S が 0~1 の実数で与えられるので、1 つでも類似度が低くなると総合結果に影響が出易くなり、他人の偽筆により厳しい判定ができると考えたからである。

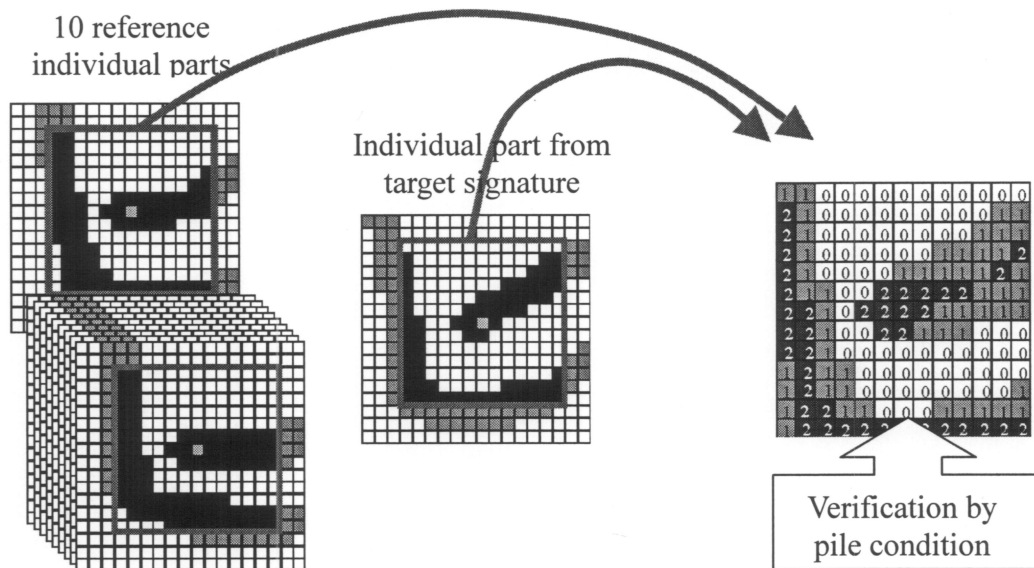


図 2-20 重ね合わせによる照合法

この最終結果 S_{Total} がしきい値 T より大きければ本人, 小さければ他人の署名であると判定する. しきい値 T の設定は, 署名部分の評価量 R_1 を用いて次式のように算出する.

$$T = th \times \prod_{\text{各部分}} R_1 \quad (2-17)$$

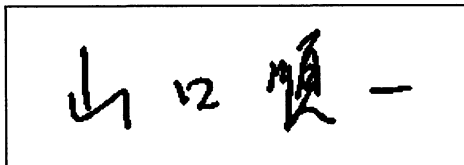
ここで, th はしきい値係数である. これにより, 書き方の不安定な人は甘めに, 安定した書き方の方は厳しめにしきい値を設定できる. しきい値係数 th の具体的な決め方については 2.6.2 章の実験結果で述べる.

2.6 照合実験

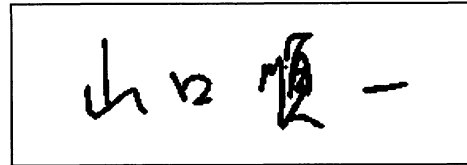
2.6.1 実験方法

本手法の有効性を確かめる目的で、被験者 20 人による署名照合実験を行った。収集した署名データは、参照用の署名が 10 個/人（計 200 個）、照合用の署名が本人データ 20 個/人、偽筆データ 20 個/人（計 800 個）である。次ページよりその一部を転載する（図 2-21～図 2-40）。偽筆データは当研究室の学生全員の協力によるものである。まず本人の署名をお手本に見たてて数分間のトレーニングを行い、その直後にお手本を見ずに筆記してもらった。この条件は、例えばクレジットカードの場合、実際にカードの盗難があつてから、持ち主がそのカードを無効にするまでのきわめて短期間に偽筆の練習を行わなくてはならないという事を想定して定めたものである。

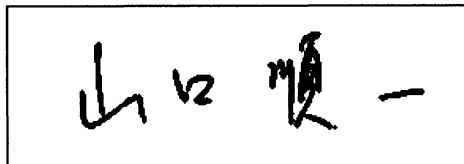
実験にあたって、対応点探索でのパラメータ λ は、第 1 段階 1000、第 2 段階 10000、第 3 段階 20000 で固定とした。つまり、このパラメータは一度設定したら再度設定しなおす必要はない。また、特徴ある部分の抽出における適応度算出の際のパラメータ μ は、 $\mu_1=0.2$ 、 $\mu_2=0.001$ とし、抽出する署名部分の個数は 8 個とした。（これらの数値の影響については 5.7 章の検討にて後述する。）そして、GA の世代交代回数は 50 回とし、そのときの最大適応度を示した遺伝子を採用し、抽出された署名部分を照合に用いた。



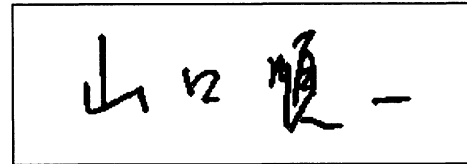
(a)参照データ 1



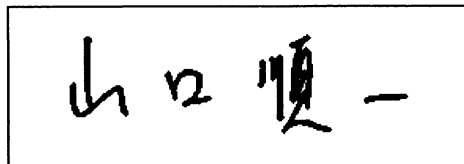
(f)参照データ 6



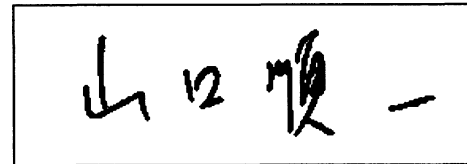
(b)参照データ 2



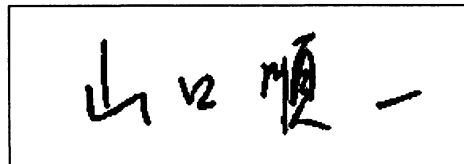
(g)参照データ 7



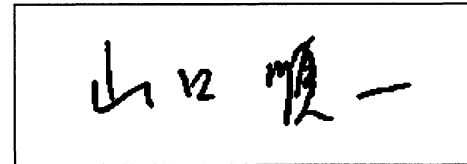
(c)参照データ 3



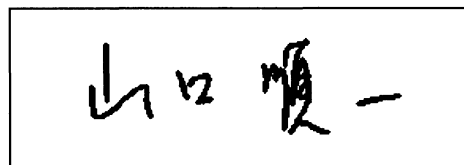
(h)参照データ 8



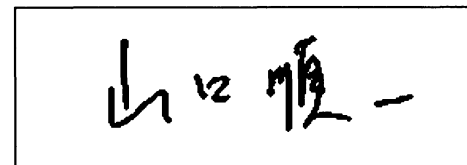
(d)参照データ 4



(i)参照データ 9

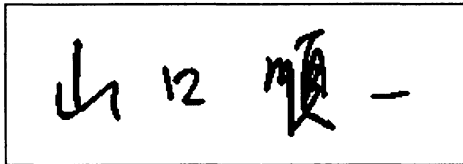


(e)参照データ 5

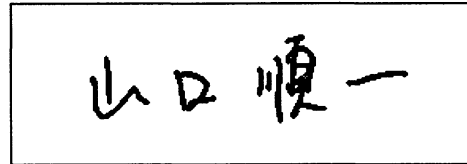


(j)参照データ 10

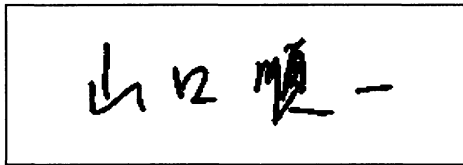
図 2-21 参照署名データ例 (被験者 No.2)



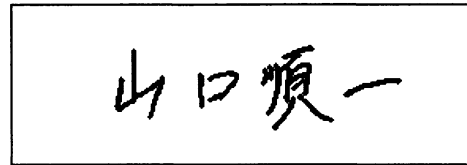
(a)本人筆記データ 1



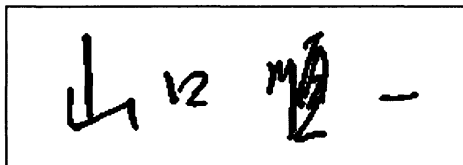
(f)偽筆データ 1



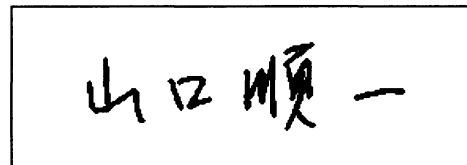
(b)本人筆記データ 2



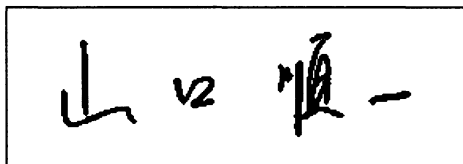
(g)偽筆データ 2



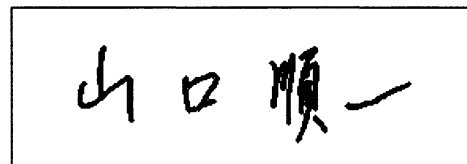
(c)本人筆記データ 3



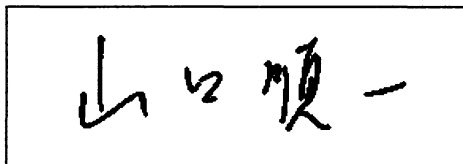
(h)偽筆データ 3



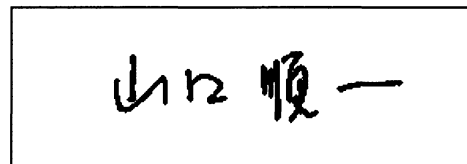
(d)本人筆記データ 4



(i)偽筆データ 4



(e)本人筆記データ 5



(j)偽筆データ 5

図 2-22 照合用署名データ例 (被験者 No.2)

菊田裕子

(a)参照データ 1

菊田裕子

(f)参照データ 6

菊田裕子

(b)参照データ 2

菊田裕子

(g)参照データ 7

菊田裕子

(c)参照データ 3

菊田裕子

(h)参照データ 8

菊田裕子

(d)参照データ 4

菊田裕子

(i)参照データ 9

菊田裕子

(e)参照データ 5

菊田裕子

(j)参照データ 10

図 2-23 参照署名データ例 (被験者 No.4)

菊田裕子

(a)本人筆記データ 1

菊田裕子

(f)偽筆データ 1

菊田裕子

(b)本人筆記データ 2

菊田裕子

(g)偽筆データ 2

菊田裕子

(c)本人筆記データ 3

菊田裕子

(h)偽筆データ 3

菊田裕子

(d)本人筆記データ 4

菊田裕子

(i)偽筆データ 4

菊田裕子

(e)本人筆記データ 5

菊田裕子

(j)偽筆データ 5

図 2-24 照合用署名データ例 (被験者 No.4)

青藤 麻水

(a)参照データ 1

青藤 麻水

(f)参照データ 6

青藤 麻水

(b)参照データ 2

青藤 麻水

(g)参照データ 7

青藤 麻水

(c)参照データ 3

青藤 麻水

(h)参照データ 8

青藤 麻水

(d)参照データ 4

青藤 麻水

(i)参照データ 9

青藤 麻水

(e)参照データ 5

青藤 麻水

(j)参照データ 10

図 2-25 参照署名データ例 (被験者 No.6)

斉藤 麻水

(a)本人筆記データ 1

斉藤 麻水

(f)偽筆データ 1

斉藤 麻水

(b)本人筆記データ 2

斉藤 麻水

(g)偽筆データ 2

斉藤 麻水

(c)本人筆記データ 3

斉藤 麻水

(h)偽筆データ 3

斉藤 麻水

(d)本人筆記データ 4

斉藤 麻水

(i)偽筆データ 4

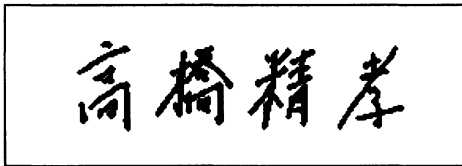
斉藤 麻水

(e)本人筆記データ 5

斉藤 麻水

(j)偽筆データ 5

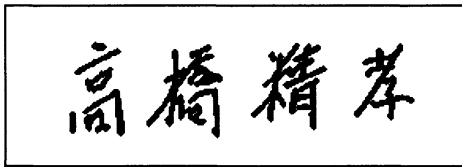
図 2-26 照合用署名データ例 (被験者 No.6)



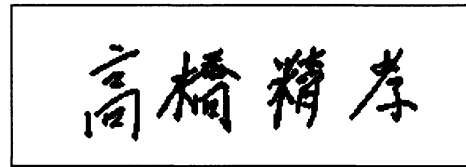
(a)参照データ 1



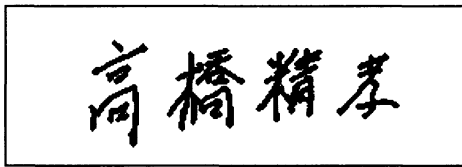
(f)参照データ 6



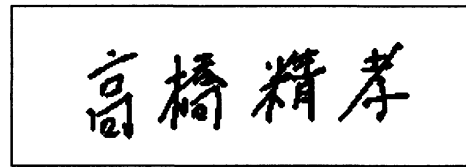
(b)参照データ 2



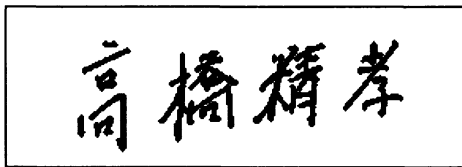
(g)参照データ 7



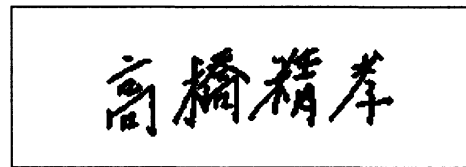
(c)参照データ 3



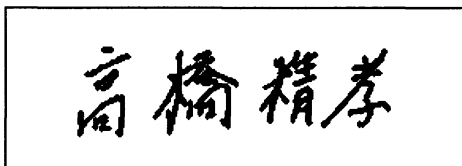
(h)参照データ 8



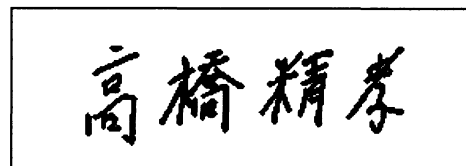
(d)参照データ 4



(i)参照データ 9

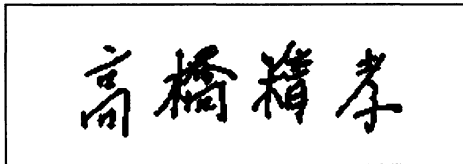


(e)参照データ 5

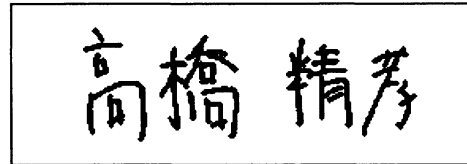


(j)参照データ 10

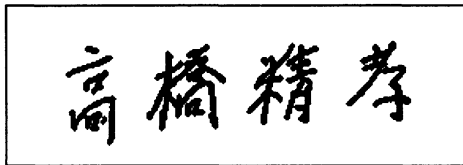
図 2-27 参照署名データ例 (被験者 No.8)



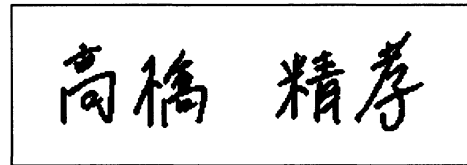
(a)本人筆記データ 1



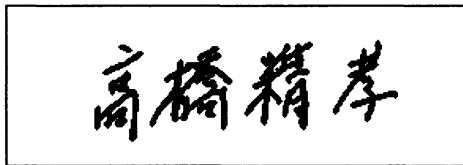
(f)偽筆データ 1



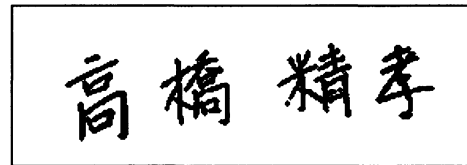
(b)本人筆記データ 2



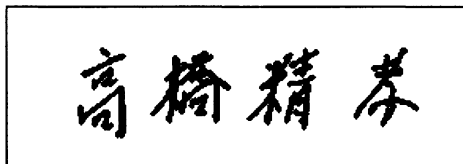
(g)偽筆データ 2



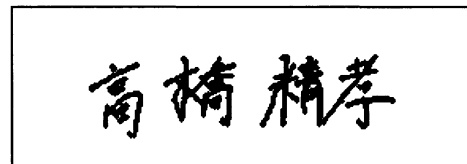
(c)本人筆記データ 3



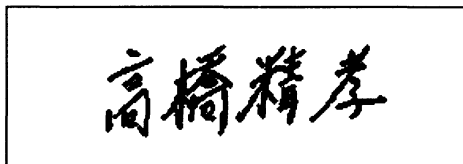
(h)偽筆データ 3



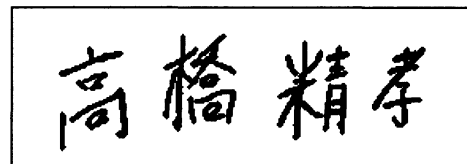
(d)本人筆記データ 4



(i)偽筆データ 4

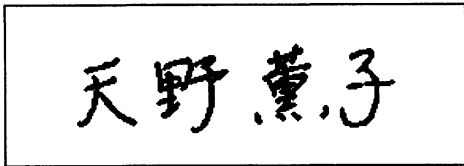


(e)本人筆記データ 5

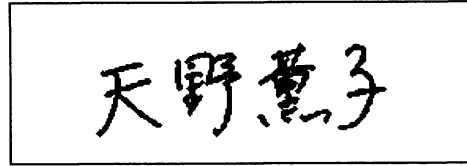


(j)偽筆データ 5

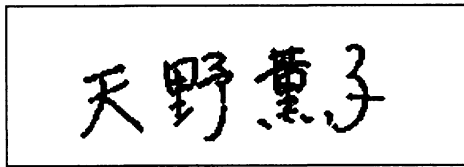
図 2-28 照合用署名データ例 (被験者 No.8)



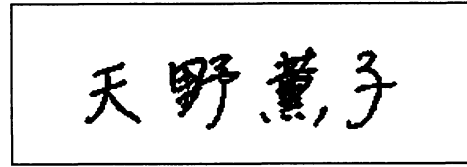
(a)参照データ 1



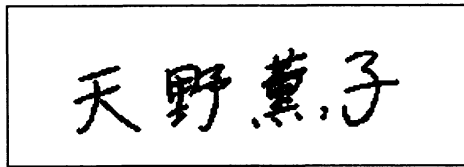
(f)参照データ 6



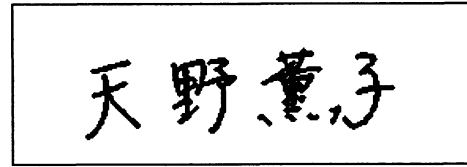
(b)参照データ 2



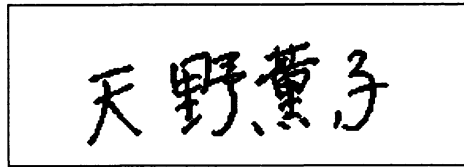
(g)参照データ 7



(c)参照データ 3



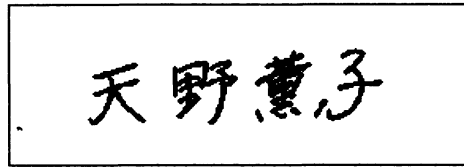
(h)参照データ 8



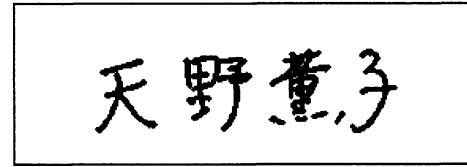
(d)参照データ 4



(i)参照データ 9

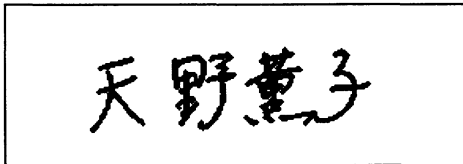


(e)参照データ 5

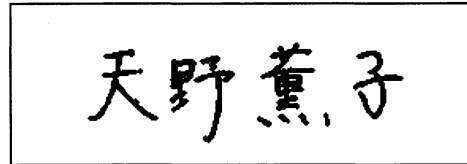


(j)参照データ 10

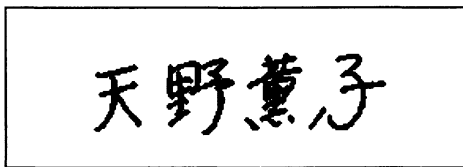
図 2-29 参照署名データ例 (被験者 No.10)



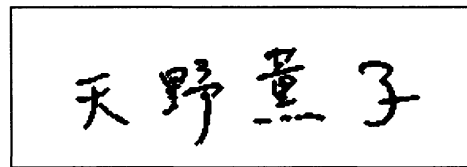
(a)本人筆記データ 1



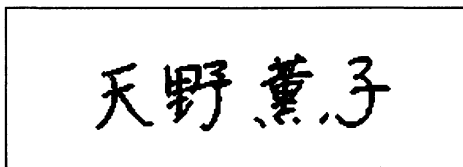
(f)偽筆データ 1



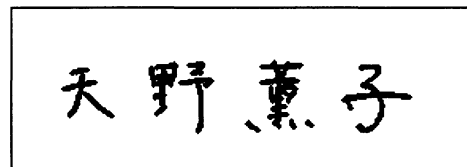
(b)本人筆記データ 2



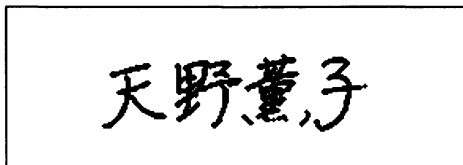
(g)偽筆データ 2



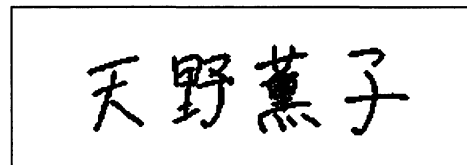
(c)本人筆記データ 3



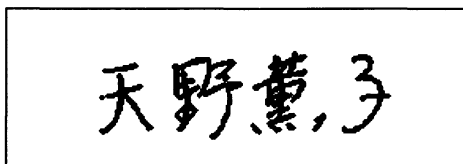
(h)偽筆データ 3



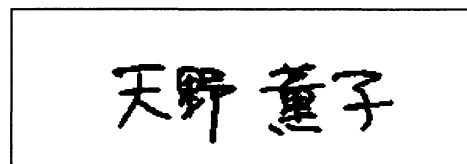
(d)本人筆記データ 4



(i)偽筆データ 4

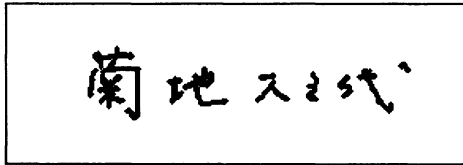


(e)本人筆記データ 5

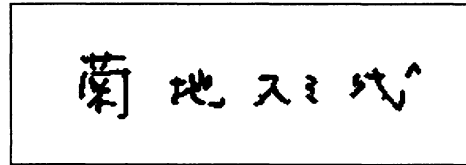


(j)偽筆データ 5

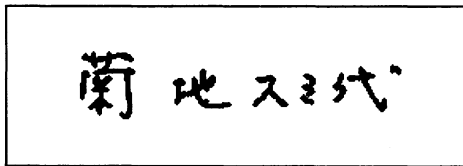
図 2-30 照合用署名データ例 (被験者 No.10)



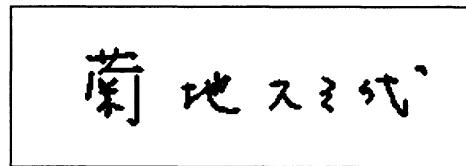
(a)参照データ 1



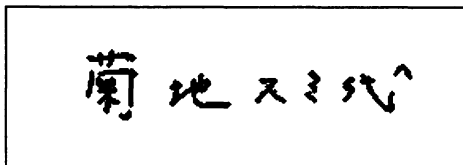
(f)参照データ 6



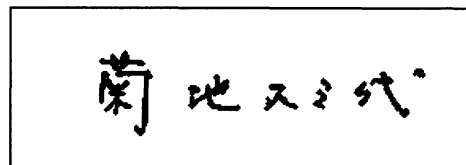
(b)参照データ 2



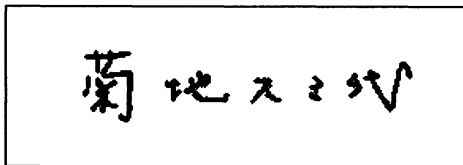
(g)参照データ 7



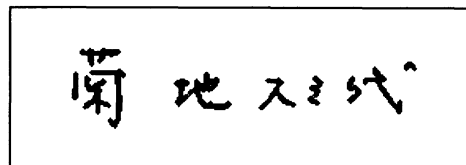
(c)参照データ 3



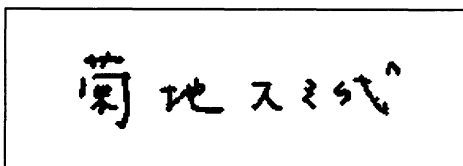
(h)参照データ 8



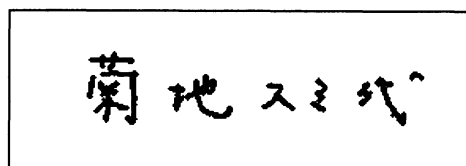
(d)参照データ 4



(i)参照データ 9

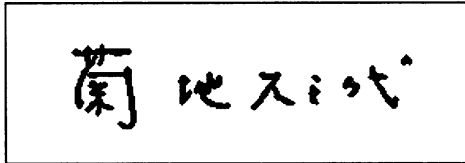


(e)参照データ 5

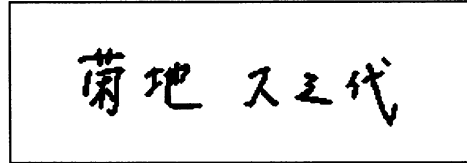


(j)参照データ 10

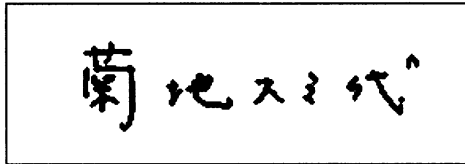
図 2-31 参照署名データ例 (被験者 No.13)



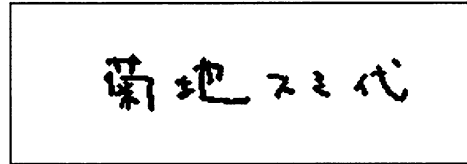
(a)本人筆記データ 1



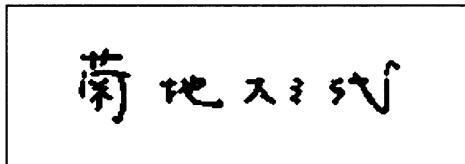
(f)偽筆データ 1



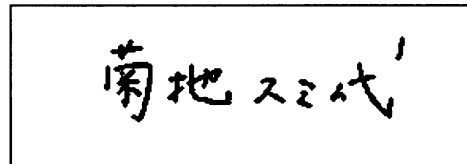
(b)本人筆記データ 2



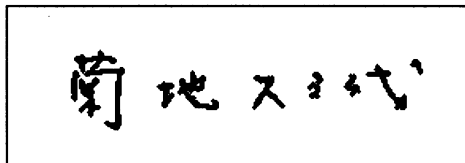
(g)偽筆データ 2



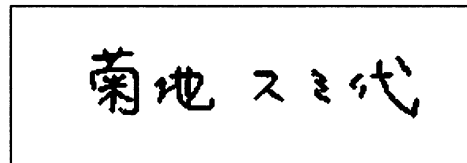
(c)本人筆記データ 3



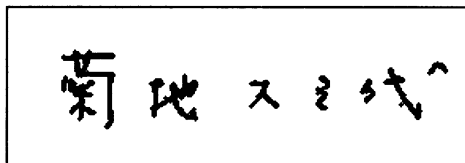
(h)偽筆データ 3



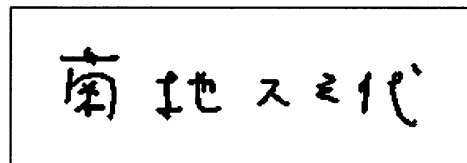
(d)本人筆記データ 4



(i)偽筆データ 4



(e)本人筆記データ 5



(j)偽筆データ 5

図 2-32 照合用署名データ例 (被験者 No.13)

青木登紀子

(a)参照データ 1

青木登紀子

(f)参照データ 6

青木登紀子

(b)参照データ 2

青木登紀子

(g)参照データ 7

青木登紀子

(c)参照データ 3

青木登紀子

(h)参照データ 8

青木登紀子

(d)参照データ 4

青木登紀子

(i)参照データ 9

青木登紀子

(e)参照データ 5

青木登紀子

(j)参照データ 10

図 2-33 参照署名データ例 (被験者 No.14)

青木登紀子

(a)本人筆記データ 1

青木 登紀子

(f)偽筆データ 1

青木登紀子

(b)本人筆記データ 2

青木 登紀子

(g)偽筆データ 2

青木登紀子

(c)本人筆記データ 3

青 木登紀子

(h)偽筆データ 3

青木登紀子

(d)本人筆記データ 4

青木 登紀子

(i)偽筆データ 4

青 木登紀子

(e)本人筆記データ 5

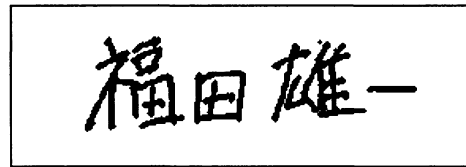
青木 登紀子

(j)偽筆データ 5

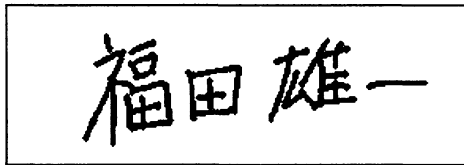
図 2-34 照合用署名データ例 (被験者 No.14)



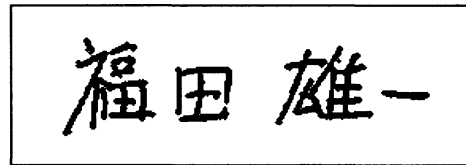
(a)参照データ 1



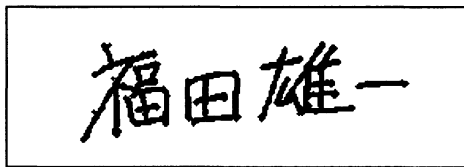
(f)参照データ 6



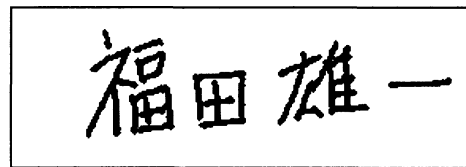
(b)参照データ 2



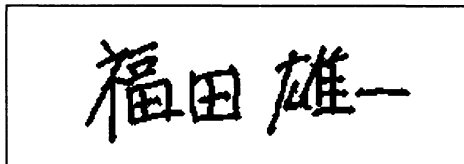
(g)参照データ 7



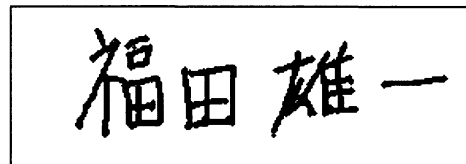
(c)参照データ 3



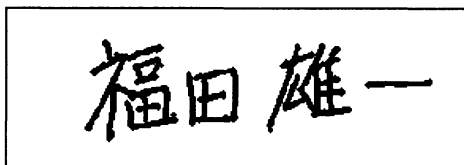
(h)参照データ 8



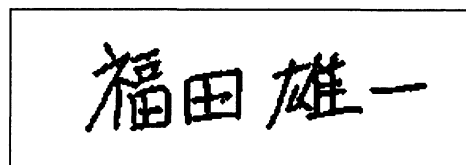
(d)参照データ 4



(i)参照データ 9



(e)参照データ 5

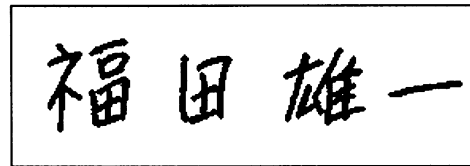


(j)参照データ 10

図 2-35 参照署名データ例 (被験者 No.15)



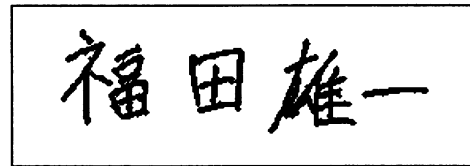
(a)本人筆記データ 1



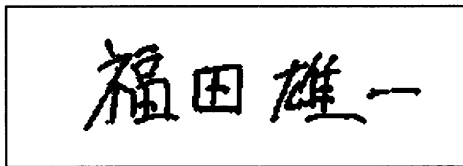
(f)偽筆データ 1



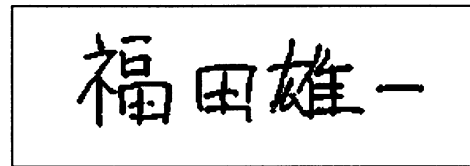
(b)本人筆記データ 2



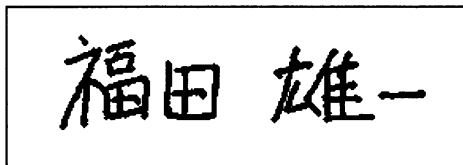
(g)偽筆データ 2



(c)本人筆記データ 3



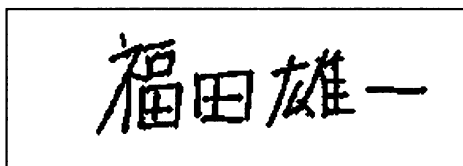
(h)偽筆データ 3



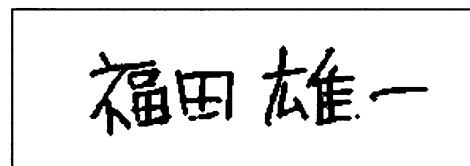
(d)本人筆記データ 4



(i)偽筆データ 4

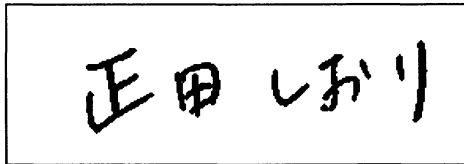


(e)本人筆記データ 5

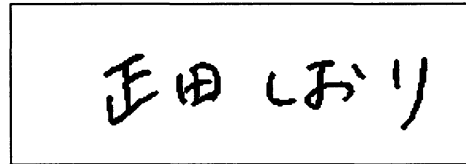


(j)偽筆データ 5

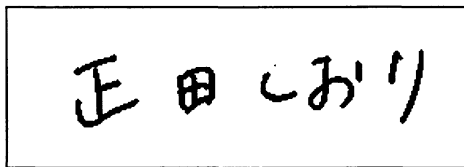
図 2-36 照合用署名データ例 (被験者 No.15)



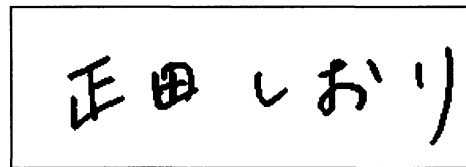
(a)参照データ 1



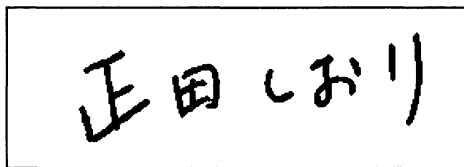
(f)参照データ 6



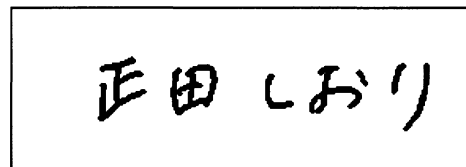
(b)参照データ 2



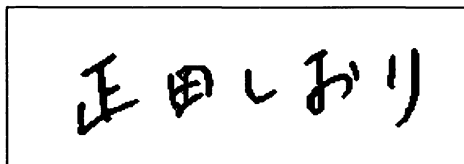
(g)参照データ 7



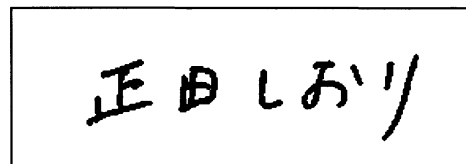
(c)参照データ 3



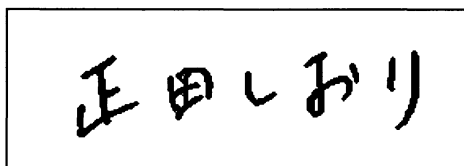
(h)参照データ 8



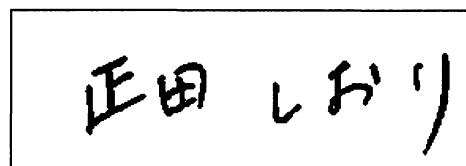
(d)参照データ 4



(i)参照データ 9

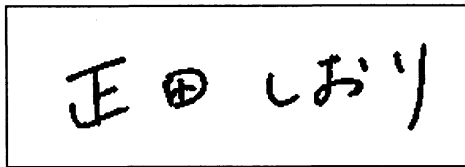


(e)参照データ 5

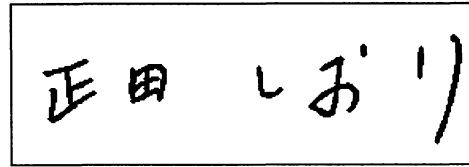


(j)参照データ 10

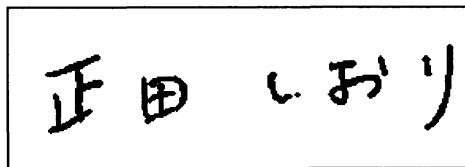
図 2-37 参照署名データ例 (被験者 No.16)



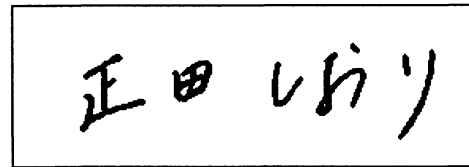
(a)本人筆記データ 1



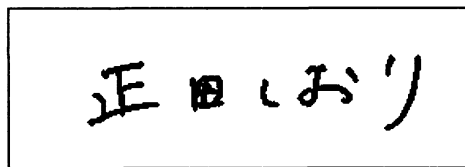
(f)偽筆データ 1



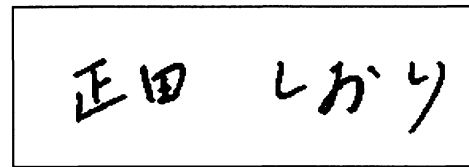
(b)本人筆記データ 2



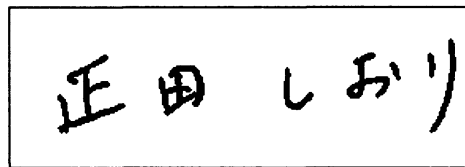
(g)偽筆データ 2



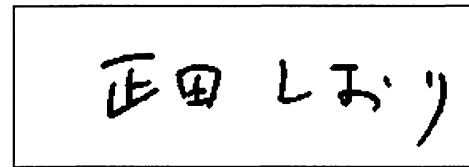
(c)本人筆記データ 3



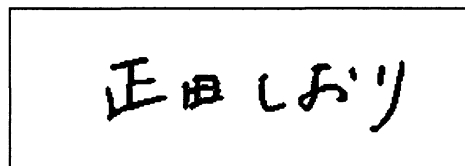
(h)偽筆データ 3



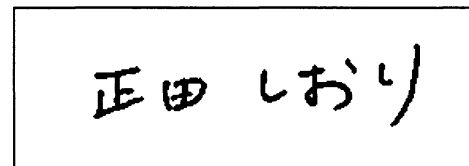
(d)本人筆記データ 4



(i)偽筆データ 4



(e)本人筆記データ 5



(j)偽筆データ 5

図 2-38 照合用署名データ例 (被験者 No.16)

加 藤 清 治

(a)参照データ 1

加 藤 清 治

(f)参照データ 6

加 藤 清 治

(b)参照データ 2

加 藤 清 治

(g)参照データ 7

加 藤 清 治

(c)参照データ 3

加 藤 清 治

(h)参照データ 8

加 藤 清 治

(d)参照データ 4

加 藤 清 治

(i)参照データ 9

加 藤 清 治

(e)参照データ 5

加 藤 清 治

(j)参照データ 10

図 2-39 参照署名データ例 (被験者 No.19)

加 藤 清 治

(a)本人筆記データ 1

加 藤 清 治

(f)偽筆データ 1

加 藤 清 治

(b)本人筆記データ 2

加 藤 清 治

(g)偽筆データ 2

加 藤 清 治

(c)本人筆記データ 3

加 藤 清 治

(h)偽筆データ 3

加 藤 清 治

(d)本人筆記データ 4

加 藤 清 治

(i)偽筆データ 4

加 藤 清 治

(e)本人筆記データ 5

加 藤 清 治

(j)偽筆データ 5

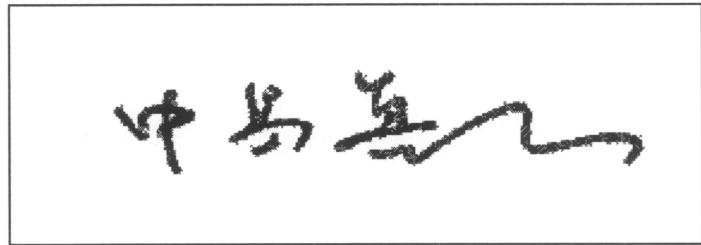
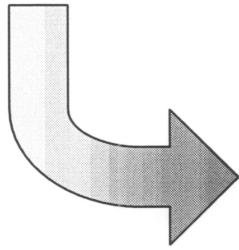
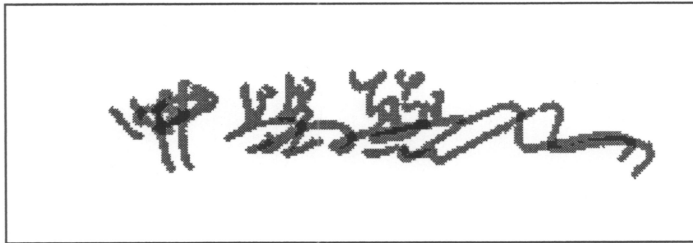
図 2-40 照合用署名データ例 (被験者 No.19)

2.6.2 実験結果

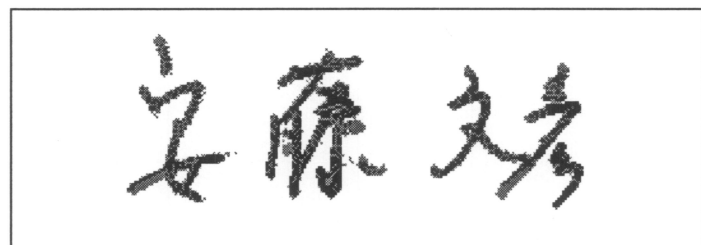
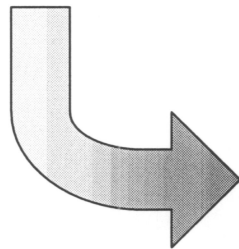
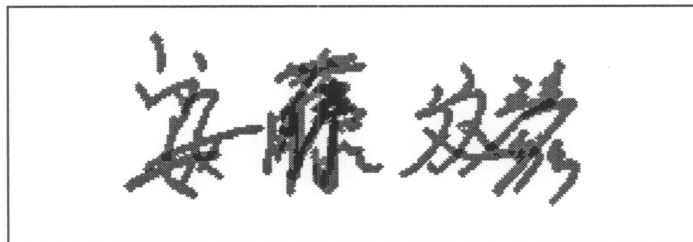
最終的な照合結果について報告する前に、まず対応点探索の結果と、GA による特徴ある部分の抽出結果を示し、それぞれの解説をおこなう。

図 2-41, 2-42 に対応点探索の結果を示す。ここでは、対応点探索の正しく行われていることを示すために、2 つの署名画像を単純に重ねあわせたものと、片方の署名の各構成画素を、もう一方の対応する位置まで移動させ、全体を変形させたものを並べて載せた。黒で表示した部分が、2 つの署名の重なった部分である。これを見て分かるように、もともと重なりが少なかった 2 つの署名が、対応点探索の結果、ほぼぴったり重なるよう変位しているのが確認できる。ちなみに、すき間が開いたように見える部分は、周りが拡大して変位するために、となりあう画素間が広がったのが原因である。

また、遺伝的アルゴリズムの世代交代により、特徴ある部分が抽出されていく様子を図 2-43, 2-44 に示す。ここで、署名画像の中の抽出された部分は、その時の世代の最大適応度を示した署名部分である。また、その下のグラフは、最大適応度の数値の変化する様子を示したもので、横軸が世代数、縦軸が最大適応度である。初めの方の世代では、抽出された部分は部分どうしでの重なりが多く、また、評価量 R_1 , R_2 の高い署名部分を探して目まぐるしく変化していた。そして最大適応度は、世代を経るに従い単調増加を続け、50 世代を超えたところでほぼ収束することが確かめられた。それ以降は特に大きく変化することはなく、微妙な位置や範囲の調整を繰り返していた。図 2-45 は他の署名の場合の最終抽出結果である。これらの抽出結果については、後の照合結果と交えて説明したい。



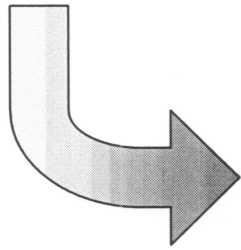
(a) 被験者 No.1



(b) 被験者 No.3

図 2-41 対応点探索の結果例その 1

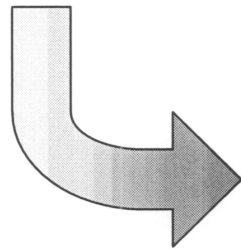
高橋 精孝



高橋 精孝

(a) 被験者 No.8

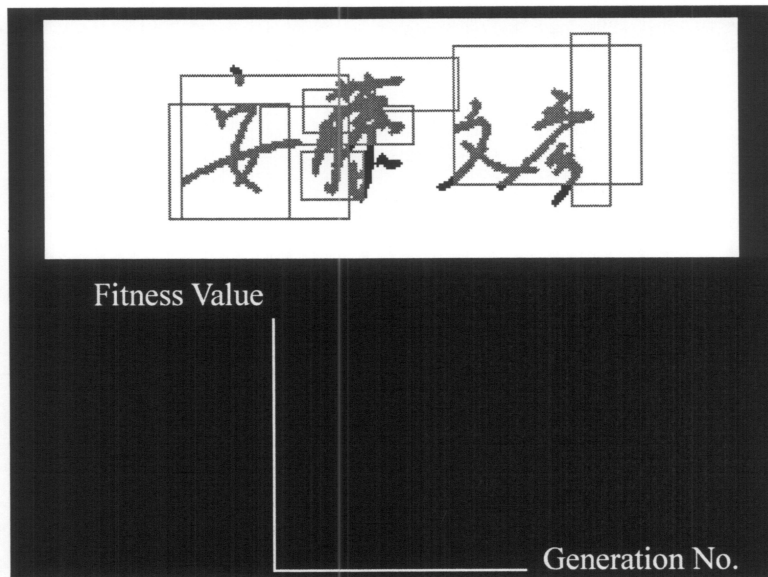
福田 雄一



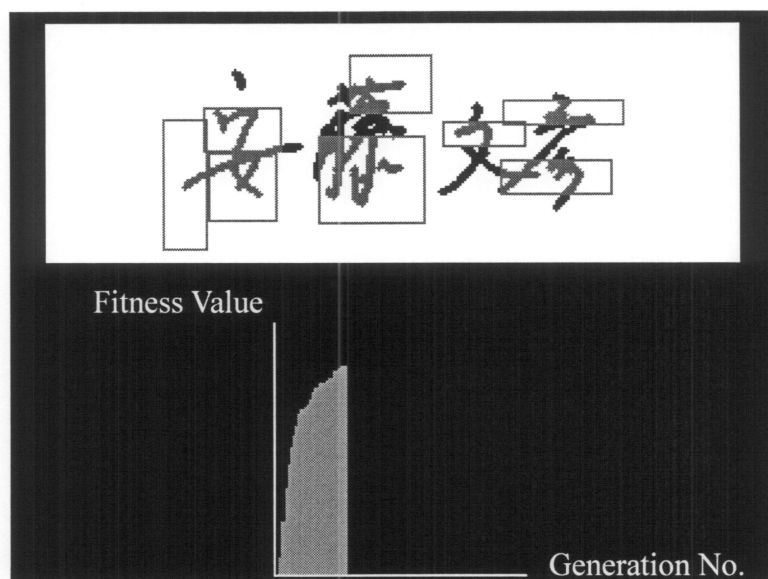
福田 雄一

(b) 被験者 No.15

図 2-42 対応点探索の結果例その 2

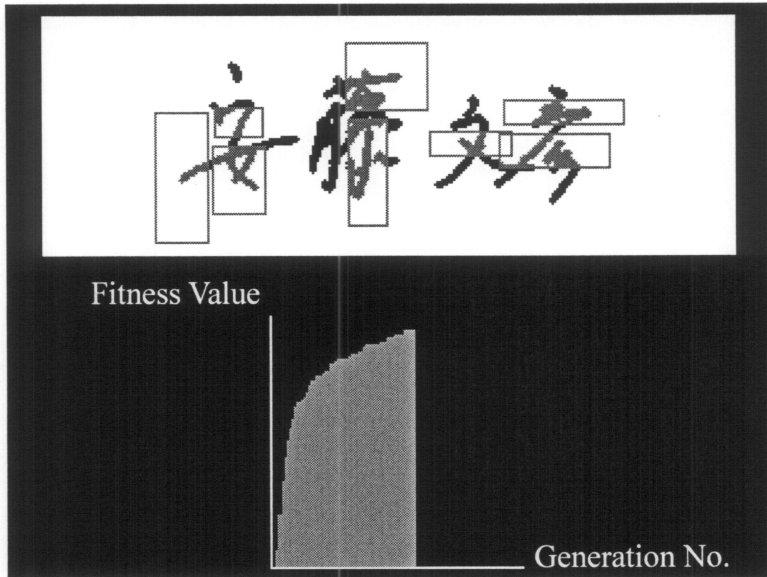


The 1st generation.
There are many overlaps among the parts, and the fitness value is still little.

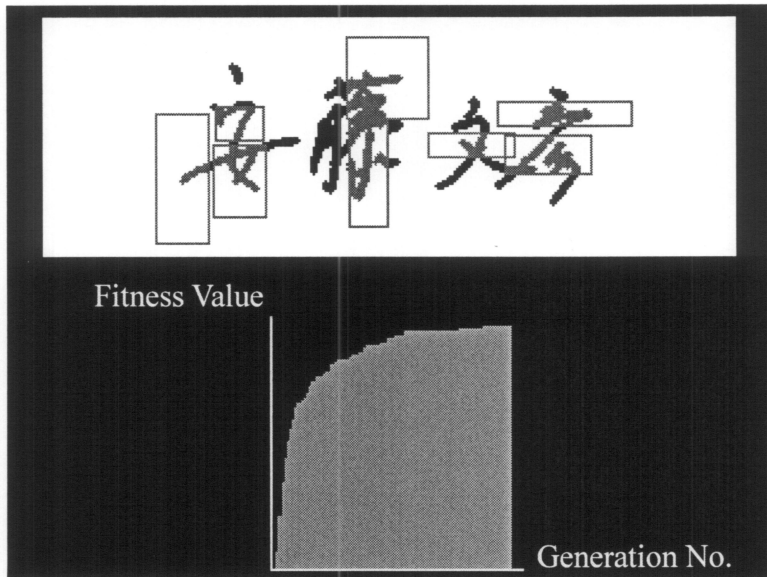


The 30th generation.
There is no overlap among the parts. The fitness value grows larger.

図 2-43 GA による特徴ある部分抽出の様子その 1

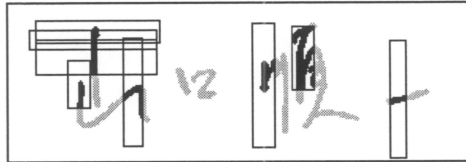


The 30th generation.
The fitness value has
already converged.

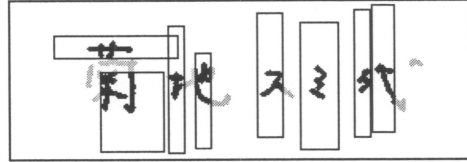


The 100th generation
was completed.

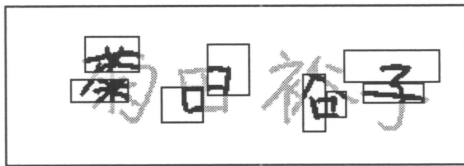
図 2-44 GAによる特徴ある部分抽出の様子その 2



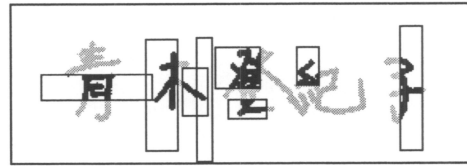
(a)被験者 No.2



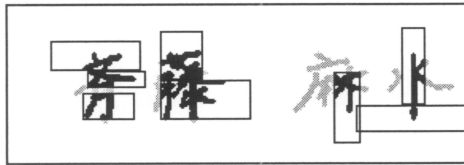
(f)被験者 No.13



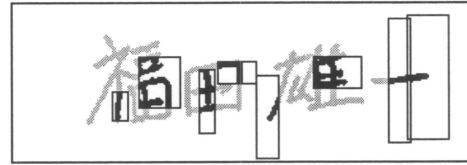
(b)被験者 No.4



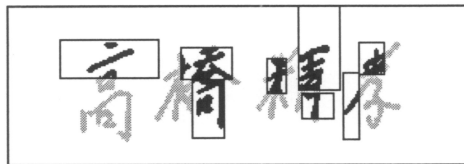
(g)被験者 No.14



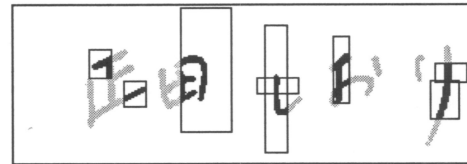
(c)被験者 No.6



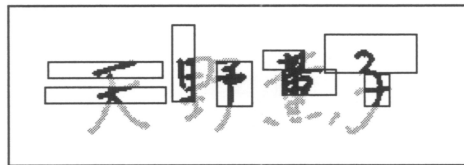
(h)被験者 No.15



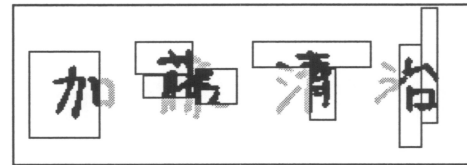
(d)被験者 No.8



(i)被験者 No.16



(e)被験者 No.10



(j)被験者 No.19

図 2-45 抽出された特徴ある部分の例

次に照合実験の結果を述べる。まず閾値設定の際のパラメータである閾値係数 th と、誤照合率との関係を図 2-46 に示す。グラフは Type I error と Type II error の 2 種類ある。Type I error は本人の筆記した署名を他人の偽筆したものと誤判定した割合であり、Type II error は逆に他人の筆記した署名を本人の書いたものと誤判定した割合である。

両者はトレードオフの関係にあるため、閾値をどう決めるかが一つの大きな問題となる。本研究では 2 通りの閾値設定方法を採用した。一つは、両方の誤照合率を低くするよう設定する方法、もう一つは Type I error をできるだけ小さくするよう設定する方法である。前者はちょうど 2 つのグラフのクロスポイントであり、他の署名照合研究でもほとんどその設定法を使っている。後者は実用を重視した設定法で、Type II error は犯罪の抑止力が働く程度ならば 0% でなくてもかまわない、といった考えに基づく。実際、本人が正しく認識されないということは、本人であるにもかかわらず例えばクレジットカードなどが外国で使えなくなるということであり、ユーザーは大きな被害をこうむる結果になる。つまり本当に重要なことは、Type I error をできるだけ小さくすることなのである。したがって、他の論文との性能比較をおこなうには前者を、実用の場を想定した場合の性能評価には後者を参照するのが相応しい。

さて照合結果を表 2-1 に示す。上段は、Type I error, Type II error とともに小さくなった時の誤照合率であり、下段は、Type I error が 1% を切ったときの誤照合率である。また、average error とは、Type I error と Type II error の平均値である。この結果と比較するために、今回署名全体を用いて大局的に照合する方法でも実験してみた。ここで用いた方法は、本手法で用いた対応点探索によって変形させた対象署名全体と、参照署名全体で重ねあわせることにより照合するものである。照合における類似度の計算方法や、しきい値の設定法は本手法と同じものを使用した。ちなみにこの方法は、[46]において既に有効性が確かめられている手法とほぼ同等のものである。照合結果は表 2-2 のようになった。本手法と比べて、10%以上の性能差がみられた。

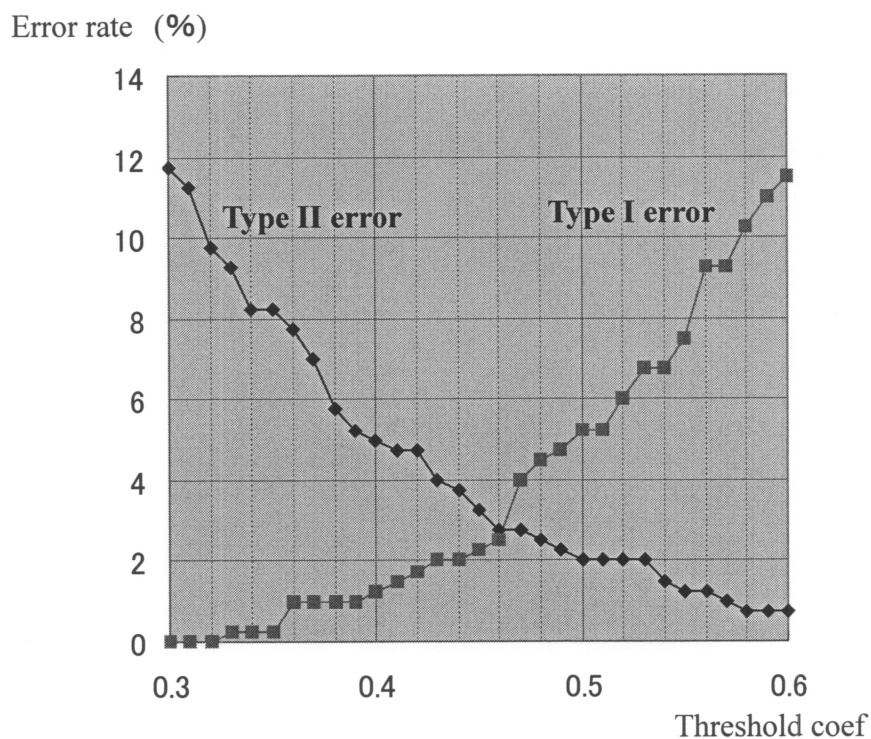


図 2-46 しきい値係数と Type I, Type II 誤照合率の関係

表 2-1 本手法による照合結果

Type I error	Type II error	average error
2.50% (10/400)	2.75% (11/400)	2.63% (21/800)
1.00% (4/400)	7.75% (31/400)	4.38% (35/800)

表 2-2 他手法 (署名全体を用いて照合) による照合結果

Type I error	Type II error	average error
14.75% (59/400)	16.50% (66/400)	15.63% (125/800)
2.00% (8/400)	51.50% (206/400)	26.75% (214/800)

また、本実験では性能の個人差もみられた。20人の中で著しく結果の悪いのは、被験者 No.2 と No.15 と No.16 であった。3人の署名および特徴部分の抽出結果は既に図 2-45 に示してあるので参照して欲しい。これらは本人データによる照合では特に他人との差がみられなかったが、偽筆データにおいて本人と間違える誤照合が多かった。ちなみに、Type I error, Type II error とともに小さくなるようしきい値を設定した場合、No.2 が 4 個、No.15 が 2 個、No.16 が 5 個の Type II 誤照合を出し、他の署名からは Type II 誤照合が全く発生しなかった。照合がうまくいった署名と比較すると、抽出された特徴ある部分が、単純なパターンばかり選ばれていることがわかる。No.15 は、一見複雑なパターンの署名であるように見えるのだが、抽出された部分は直線の組み合わせの単純なパターンであり、しかも非常に素直な水平及び垂直方向の直線で、模倣は比較的簡単であると考えられる。

さらに図 2-47 を見ると、その傾向が明白である。この図は、各署名における特徴ある部分の評価量 R_2 の平均値および最大値を示したものである。矢印のついた No.2, No.15, No.16 の 3 例が、 R_2 の値の大きさのワースト 3 を占めていることから、これらは単純な部分、つまり他人に真似され易い部分ばかりが選択されていることがわかる。以上のことから、画数の少ない単純な文字のみで構成された署名は、照合において不利であることが明らかになった。

では、これらの単純な文字のみで構成される氏名の人はどうすればよいか？複雑なパターンになるよう工夫して署名のデザインをすることである。実際欧米では、他人に真似されないように各自工夫してサインを書くのが常識となっている。日本でも署名が一般化されれば、このような習慣は身につくのではないかと著者は考えている。

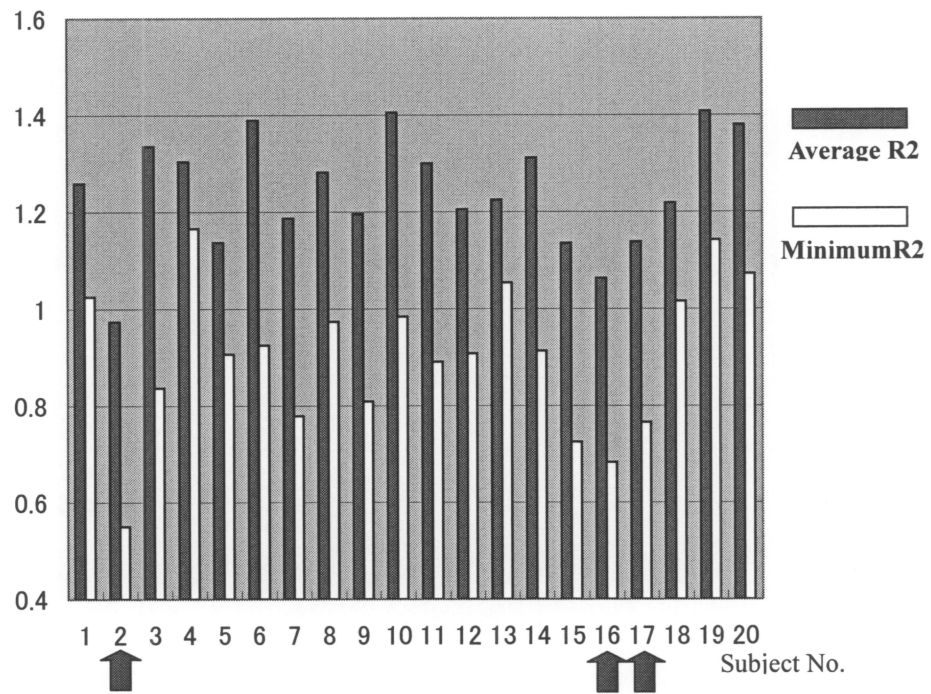


図 2-47 評価量R₂の平均値および最小値の比較

2.7 検討

2.7.1 パラメータと誤照合率の関係

G Aによる特徴ある部分の抽出において、任意に決定するパラメータが3つある。1つは特徴ある部分の個数であり、残り2つは適応度算出式に含まれる2つの重みパラメータ μ_1 、 μ_2 である。そこで、これらの値を変化させたときの誤照合率の違いを調べた。表2-3が、特徴ある部分の個数に対する平均誤照合率の変化である。個数が少ないときには、誤照合率は明らかに大きく、個数の増加に対して徐々に小さくなっている。個数が8個以上になると、誤照合率の増加は収束し、その後は多少の変化はあるがほぼ同程度の値を示している。このことは、抽出する署名部分が、極端に少なすぎない程度の数だけあれば十分であることを表している。

また、適応度算出におけるパラメータ μ_1 、 μ_2 と誤照合率の関係を表2-4にまとめた。ここで言えることは、まず重なり量に対する重みである μ_2 においても、特徴ある部分の個数の場合と同様に、収束現象がみられることである。これは、ある程度の重みがあれば、重なりのない署名部分を十分抽出可能だからであろう。もう1つ言えることは、評価量 R_2 の重みである μ_1 をあまり大きくしすぎると、かえって誤照合率を大きくする結果になっていることである。これは次のように解釈できる。確かに R_2 の大きいところは他人に真似されにくく、照合に適している。しかし、 R_2 の大きい部分を優先して探そうとすると、 R_1 の方がおろそかになる。 R_1 が小さいということは、照合のしきい値は甘くなるわけなので、その分だけ他人の偽筆が見破りにくくなってしまうのである。特に単純な文字のみの署名の場合、むりやり複雑な部分を探そうとして失敗するケースが多くみられた。

表 2-3 抽出する特徴ある部分の個数と平均御照合率の関係

Number of individual parts	2	4	6	8	10	12	14
Average error rate	9.00% (72/800)	6.75% (54/800)	5.00% (40/800)	2.63% (21/800)	3.13% (25/800)	3.88% (31/800)	3.13% (25/800)

表 2-4 fitness 値の算出式に含まれるパラメータ値と平均誤照合率の関係

$\mu 2 \backslash \mu 1$	0. 1	0. 2	0. 3	0. 4	0. 5
0. 0000	5.00%(40/800)	5.50%(44/800)	6.75%(54/800)	6.00%(48/800)	8.13%(65/800)
0. 0005	3.63%(29/800)	3.88%(31/800)	4.75%(38/800)	5.88%(47/800)	5.50%(44/800)
0. 0010	4.00%(32/800)	4.13%(33/800)	2.63%(21/800)	4.63%(37/800)	4.75%(38/800)
0. 0015	4.00%(32/800)	3.50%(28/800)	4.75%(38/800)	4.25%(34/800)	4.50%(36/800)
0. 0020	3.50%(28/800)	4.75%(38/800)	3.13%(25/800)	3.63%(29/800)	4.88%(39/800)

2.7.2 参照署名の個数について

前章の照合実験では参照署名の数を 10 個とした。この数は、実用的にも収集可能なぎりぎりの数であろうと考えられるが、もっと少ない数しか集まらない場合も考慮して、再度実験を試みた。パラメータ等を変えずに参照署名を 5 個に減らして実験した。結果は表 2-5 のとおりである。上段が Type I, Type II 両方のエラー率を小さくするよう閾値設定した場合、下段が Type I error を 1%以下に抑えるよう設定した場合の結果である。10 個の場合と比べて 3%程度、誤照合率が高くなった。これは 10 個の場合のおよそ倍のエラー率だが、絶対的な数値としてはまだ小さく、本手法がごく少数のサンプル数でも有効にはたらくことを示している。

表 2-5 参照署名が 5 個の場合の照合結果

Type I error	Type II error	average error
5.00% (20/400)	5.00% (20/400)	5.00% (50/800)
1.00% (4/400)	14.00% (56/400)	7.50% (60/800)

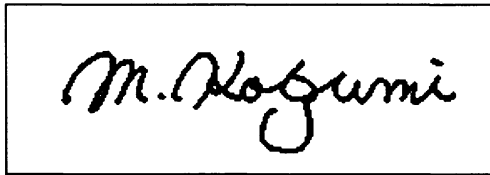
2.7.3 英字署名への適用について

本手法は日本字署名を対象にしてきたが、英語の署名にも適用可能かどうかを検討した。使用した英字署名の一部を図 2-48 に示す。本手法を 10 人の被験者による英字署名に適用した結果は、表 2-6 のようになった。上段が Type I, Type II 両方のエラー率を小さくするよう閾値設定した場合、下段が Type I error を 1%以下に抑えるよう設定した場合の結果である。日本字署名の結果と比べてやや照合率が悪くなったが、それでも 5%前後の誤照合率に抑えられている。例えば池田ら[30]の報告では、日本字署名と英字署名とで大きく照合率が異なっていたが、本手法がある程度の照合率を確保できたのは以下の理由と考えられる。

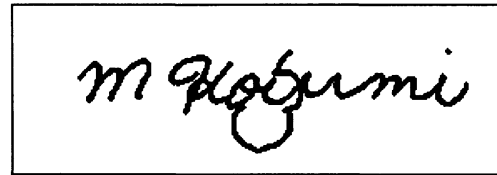
日本字署名と英字署名の最大の違いは、直線と曲線の頻度である。日本字署名はほとんどが漢字で構成されており、直線のストロークが多い。一方、英字署名はアルファベットで構成されており、多くは曲線である。そのため、日本字にも英字にも対応できる照合法というのは直線にも曲線にも有効な方法でなくてはならない。本手法ではヒューリスティックなコーディングを行わず、単純なパターンの重ねあわせで類似度を測定したので、直線曲線の違いを問わず性能の良い照合が行えたのだと思われる。

表 2-6 英字署名の場合の照合結果

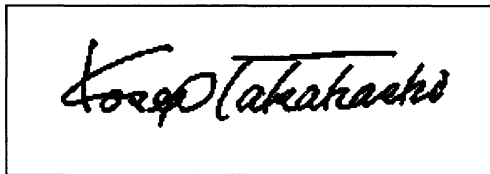
Type I error	Type II error	average error
4.5% (9/200)	6.0% (12/200)	5.25% (21/400)
1.0% (2/200)	13.0% (26/200)	7.00% (28/400)



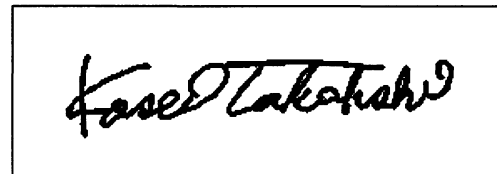
(a) 本人筆記データ 1



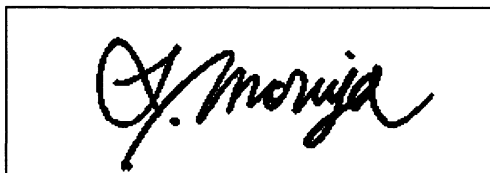
(e) 偽筆データ 1



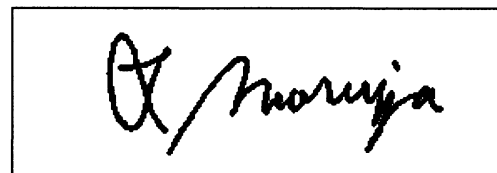
(b) 本人筆記データ 2



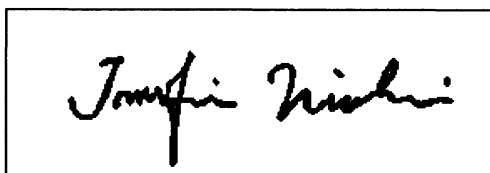
(f) 偽筆データ 2



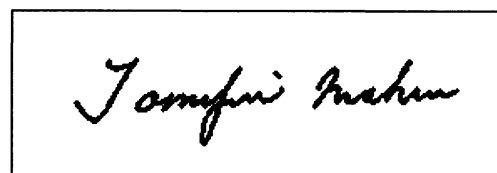
(c) 本人筆記データ 3



(g) 偽筆データ 3



(d) 本人筆記データ 4



(h) 偽筆データ 4

図 2-48 英字署名データ例

第3章 テキスト独立型筆者照合

本章では、テキスト独立型筆者照合の新たな一手法について、その原理を説明する。提案手法は、筆記ストロークの方向性に着目し、その頻度分布をもとにした全体的特徴を利用する。まず、文章の書かれた手書き文字を計算機に取込み、2 値化、文字の切り出し等の前処理を行った後、疑似細線化、千切り処理といった一連の処理を行うことで特徴量を算出する。それを用いて、疑似マハラノビス距離により 2 つの手書き文字の類似度を計算する。その数値により、本人か他人かを判別する。提案手法を詳細に述べた後、20 人の被験者による複数の異なるテキストを用いた照合実験によって提案手法の有効性を検証した成果を述べる。

3.1 はじめに

この章では、テキスト独立型筆者照合の新しい手法について述べる[52][53].

第1章にて、テキスト独立型では全体的特徴を用いることが適切であると述べた。その考えに基づき、全体的特徴を反映するような特徴量を抽出し、それを利用した筆者照合法を提案する。テキストの異なる複数文章を書いてもらったときに、同一人物で類似した特徴量が抽出されれば、文字に依らない個人のくせが抽出されたと言える。

まずは処理アルゴリズムの内容を、前処理から順に説明する。図3-1が全体の処理フローである。特徴量の抽出では、新しい処理方法として疑似細線化と千切り処理について触れる。照合においては、疑似マハラノビス距離の概念とその利用法について述べる。

そして、検証実験の方法と使用したデータベースについて明らかにした後、実験の結果について述べ、その後いくつかの検証をおこなう。

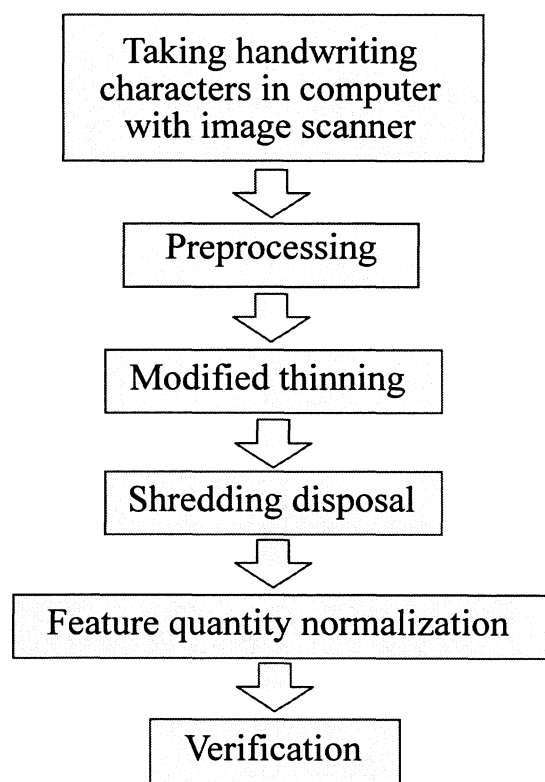


図 3-1 提案手法の処理フロー

3.2 前処理

はじめにスキャナを用い紙面に書かれた文字を画像として計算機に取り込み，得られた多値画像を適当な閾値で二値化する．次にプロジェクション処理等を利用して，文字の切り出しを行う．実場面において，文字の切り出しを自動でおこなうことは困難を極めるが，今回は原稿用紙等のます目のある紙に1字ずつ書いてもらうことにした．従って，1文字ずつ切り出す作業は比較的簡単である．

そして，それぞれの文字画像の大きさを正規化する．まず，切り出された文字の外接四角形をとる（図 3-2）．この外接四角形の縦横比を保ったまま，64×64 画素いっぱい大きさに拡大縮小する．拡大縮小は線形補間を用いて行う．

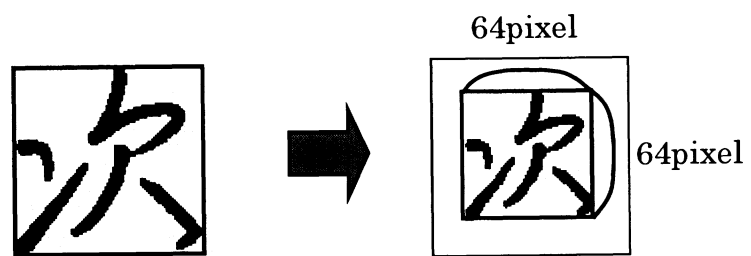


図 3-2 文字の大きさの正規化

3.3 特徴量の抽出

3.3.1 疑似細線化

続いて、前処理の終わった各文字画像から特徴量を抽出（符号化）する作業に入る。抽出にあたっては、その文字の筆者のくせを十分に反映した特徴量を選ぶ必要がある。本手法では、

- 疑似細線化
- 千切り処理
- 特徴量の正規化

の順に行い、特徴量を抽出する。

疑似細線化は、次に述べる千切り処理の性能をより向上させるための補助的な処理である。これは、文字を構成する画素に対し、ある規則に従って重みづけをし、疑似的に細線化を行うものである。

重みづけの仕方について、具体的な例を用いて説明する。図 3-3 のような画像に対し、まずエッジ部分を重み 1 とする。重みの決定した画素を除いて、再びエッジ部分を探索し、その部分を重み 2 とする。それを繰り返すと、最終的には、文字成分の中心部分にいくに従い、大きな重みがつくことになる。疑似細線化では元の文字画像の形状を保ったままで、重みの違いだけで細線化したと同じような効果をあげている。

この手法は、よく知られている距離変換[47]と全く同じものである。距離変換は細線化を行う時の第一段階の処理として使われることが多いが、次に述べる千切り処理と従来の細線化処理との相性が悪いということから、本研究では細線化処理を距離変換までで止めてしまう方法をとった。この意図を明確にするため、今回この処理を特別に“疑似細線化”と呼ぶことにした。

この処理では、文字の線の太さが異なると、中心部分の重みの大きさに相違が生じてしまう。この対策は後の特徴量の正規化という処理で行われる。

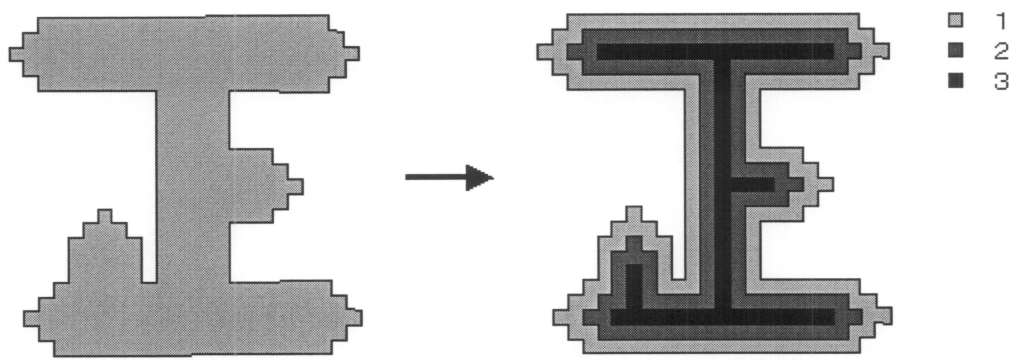


図 3-3 疑似細線化

3.3.2 千切り処理

千切り処理は本研究で新たに開発された手法であり，名称は著者の造語である．まず文字画像に対し傾き θ を決定し，その方向に平行に，ちょうど野菜の千切りの要領で細長い断片に分割する．これらの断片はそれぞれ重みを持った画素の集合で構成されている．そこで，それぞれの断片ごとに構成画素の重みの総和を計算し，これを"断片長"と定義する．全ての断片長の平均からの分散値を算出し，特徴量とする．(図 3-4) 傾き θ は 0° から 180° までの 180 の方向であり，各方向に対して千切り処理を行う．1 つの方向に対し，1 つの分散値を持つため， 180 次元のベクトルというかたちで特徴量が抽出されることになる．

次に，この分散値の持つ意味について説明する．例として「正」という文字画像を取りあげよう．(図 3-5) この文字は 3 つの横ストロークと，2 つの縦ストロークにより構成されている．傾き θ を，この文字の横ストロークの傾きに合わせて千切りすると，その断片には，短いものと長いものが混在する．よって，全体の分散値は大きくなる．一方，文字ストロークの全く存在しない方向に対し千切りを行うと，その断片は，短いものばかりである．よって，全体の分散値は小さくなる．こういった性質を利用すると，分散値を基にして， θ 方向のストロークがどの程度存在するかが統計的に把握出来るようになると思われる．

傾き θ は前述のように 180 の方向で構成されるが，この θ の決定法として次のような関数を用いることにする．

$$x = \{0,1,2,\dots,179\} \quad (3-1)$$

$$\theta = \begin{cases} 45(1 - \cos 2x) & \text{if } 0 \leq x \leq 90 \\ 90 + 45(1 - \cos(2x - 180)) & \text{if } 90 \leq x \leq 180 \end{cases} \quad (3-2)$$

$$\theta = \begin{cases} 45(1 - \cos 2x) & \text{if } 0 \leq x \leq 90 \\ 90 + 45(1 - \cos(2x - 180)) & \text{if } 90 \leq x \leq 180 \end{cases} \quad (3-3)$$

ここで， x は抽出する特徴量の次元数， θ は文字画像の水平方向から見た傾きの大きさである．この関数をグラフ化したものを図 3-6 に示す．

$\theta = 0^\circ$ ， 90° ， 180° の周辺で傾きが小さくなっているのが特徴である．これを用いると， $\theta = x$ ，つまり， 1° おきに均一の間隔でおこなう場合に比べ，水平方向，鉛直方向はより細かく，それ以外はより粗く調べることになる．こうすることで，

日本語の漢字に多くみられる縦ストロークと横ストロークに対する個人性をより多く抽出出来るわけである。

この処理との組み合わせとして従来の細線化処理が使えない理由は、1つの長い直線状ストロークが、千切り処理の結果、複数のストロークに分断される可能性があるためである。擬似細線化処理ならばこのようなことは起こらない。しかも、この処理を行わない場合よりもストロークの方向性がより顕著に出る。

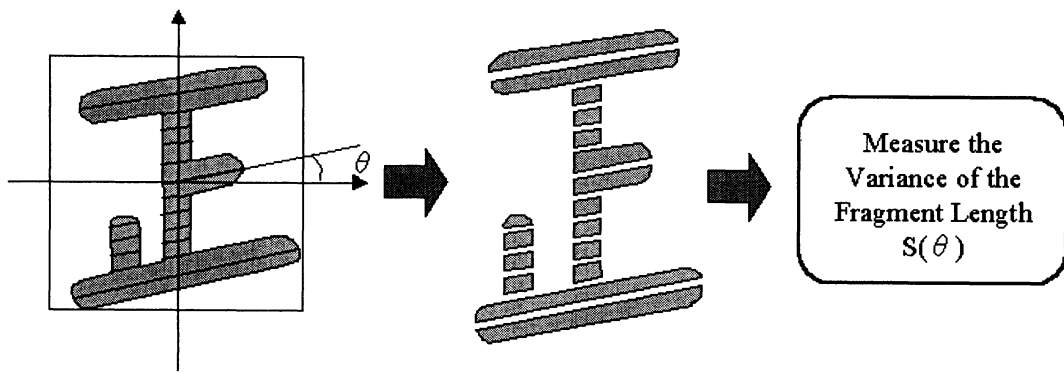
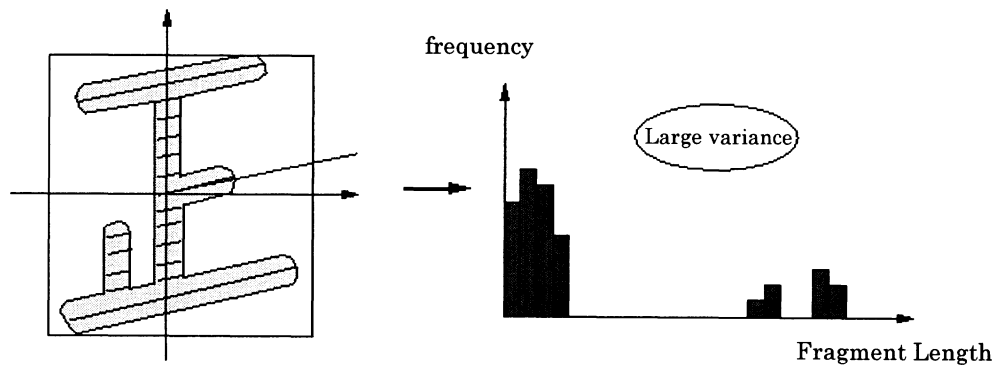
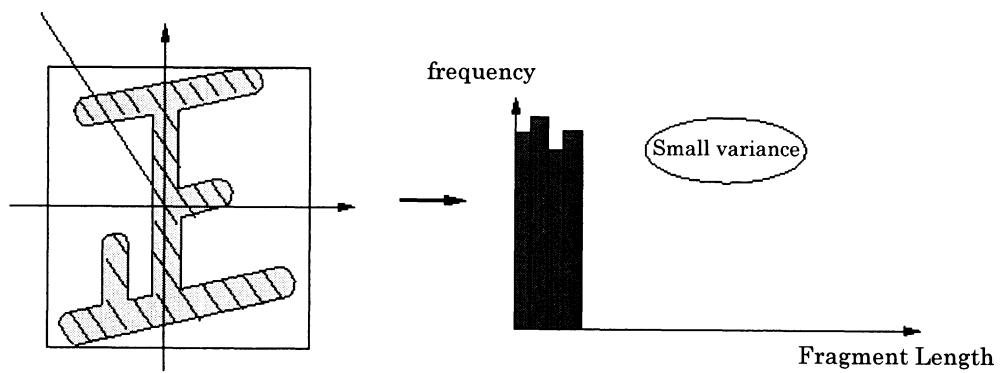


図 3-4 千切り処理



(a) θ 方向のストロークが存在するとき



(b) θ 方向のストロークが存在しないとき

図 3-5 分散値と文字のストローク方向との関係

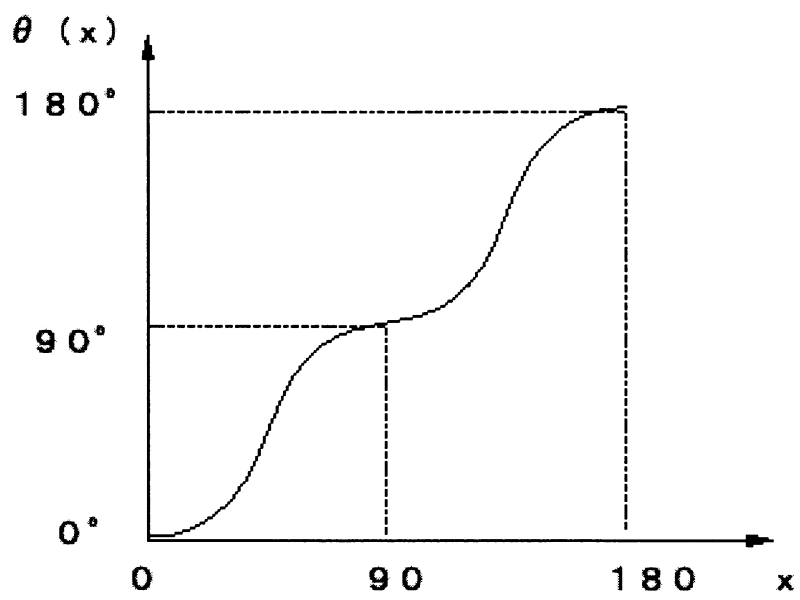


図 3-6 $\theta(x)$ と x の関係

3.3.3 特徴量の正規化

前処理の段階で文字の大きさの正規化を行うが，そこでは文字線分の太さまでは正規化されない．つまり，元の文字画像が小さければ文字線分は太くなり，逆に元の文字画像が大きければ文字線分は細くなってしまう．そのため擬似細線化の時に，文字の線が太いほど中心部分の画素の重みが大きくなる（例えば図 3-3 の場合は中心画素の重みは 3 であるが，もっと線が太くなると，重みは 4, 5, …と大きくなってしまう）．すると千切り処理において算出される分散値も異なってくる．即ち線が太いほど抽出される特徴ベクトルのノルムが大きくなるのである．また文字線分の太さは，筆記用具の違い（鉛筆，ボールペン，万年筆 etc.）などでも異なる場合がある．これらは，個人のくせとは無関係に変化するものであるから，当然，正規化が必要となる．具体的には，千切り処理によって抽出された特徴量のノルムを 1 に正規化するというかたちで実現される．すると，太さの異なった文字でも，正規化後には同じような値を示すようになる．

3.4 照合

照合にあたっては、参照筆記と対象筆記との特徴空間での距離を測定する。本手法では、鶴岡ら[48]の疑似マハラノビス距離 D を用いることにする。

ここで注意すべき事としては、参照筆記、対象筆記ともに複数個のサンプル点で構成されていることである。(図 3-7) つまり、どちらも固有空間を形成できるということである。そこで、まず片方を学習サンプルとし、固有空間を形成する。そして、もう片方の平均ベクトルと、その空間との疑似マハラノビス距離を計算する。次に両者を入れ替えて、同様に距離を計算する。算出した 2 つの距離の平均値を、照合に用いることにする。数式は以下のとおりである。

$$d_1^2 = \sum_{i=1}^k \frac{\{\Phi_{s,i}^t(\mu_t - \mu_s)\}^2}{\lambda_{s,i}} + \sum_{i=k+1}^n \frac{\{\Phi_{s,i}^t(\mu_t - \mu_s)\}^2}{\lambda_{s,k+1}} \quad (3-4)$$

$$d_2^2 = \sum_{i=1}^k \frac{\{\Phi_{t,i}^t(\mu_s - \mu_t)\}^2}{\lambda_{t,i}} + \sum_{i=k+1}^n \frac{\{\Phi_{t,i}^t(\mu_s - \mu_t)\}^2}{\lambda_{t,k+1}} \quad (3-5)$$

$$D = (d_1 + d_2)/2 \quad (3-6)$$

ここで、 μ_s は参照筆記から抽出した特徴量の平均、 μ_t は対象筆記から抽出した特徴量の平均、 $\Phi_{s,i}$ は参照筆記の第 i 主成分の固有ベクトル、 $\Phi_{t,i}$ は対象筆記の第 i 主成分の固有ベクトル、 $\lambda_{s,i}$ は参照筆記の第 i 主成分の固有値、 $\lambda_{t,i}$ は対象筆記の第 i 主成分の固有値、 n は次元数、 k は累積寄与率 95% になった時の i の値をそれぞれ表す。そして照合では、本人かそうでないかを判定するために閾値を設定し、閾値より小さければ本人であると出力されるようにする。閾値は実験結果より最適値を設定する。

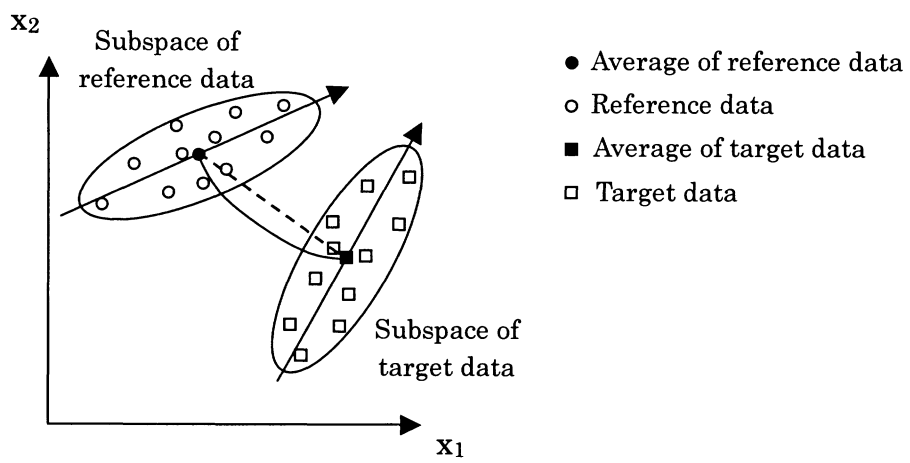


図 3-7 疑似マハラノビス距離の概念図

3.5 実験

3.5.1 使用した手書き文字データ

今回使用したデータは、被験者 20 人に、それぞれ異なったテキスト 4 種類 (図 3-8) を縦書きで書いてもらったものである。テキストはどれも 150 文字の平易な文章であり、句読点は除いてある (一文字として数えるにはパターンが単純過ぎるため)。この中から 2 つの異なる手書きテキストデータを取り出し、照合を行った。照合にあたっては、二つの筆記が同一人物の書いたものか、それとも異なる人物のものかを判定すればよいので、照合にあたって参照筆記、対象筆記の区別は特につけないことにした。よって、この場合の偽筆の条件は、署名照合で言うところのランダムな偽筆 (random forgery) に相当する。

テキスト 1 (文庫本の解説文より)

水産庁の漁業調査船に	船医として乗り込み五	ヶ月間世界を回遊した
作者の興味あふれる航	海記航海生活寄港した	
アジアアフリカヨーロ	ッパ各地の生活と風景	成功談と失敗談などを
独特の軽妙なユーモア	と卓抜な文明批評を織	
り込んで描く型破りの	旅行記であるのびやか	なスタイルと奔放な精
神とで笑いさざめく航	跡のなかに青春の純潔	

テキスト 2 (天声人語より)

先週の天気はめまぐる	しかった週の半ば低気	圧のいたずらで各地で
気温がはね上がった暑	さを感じた人もただ	
ろう東京では木曜日が	そうだった通勤の電車	で羽毛のコートを着て
汗をぬぐう女性と半そ	でのTシャツ姿の若者	
を見かけた周りはコー	ト姿が目立った汗ばむ	陽気でも晩秋の季節感
にとらわれてなんとな	くコートを手にしてし	

テキスト 3 (ラジオ英会話のテキストより)

電車の中で人の足を踏	んだときどうあやまれ	ばいいんだろう席をゆ
ずるときのひと言はな	んだろうどんな断り方	
をすればイヤな感じを	持たれないだろう会社	を訪ねるとき受付でな
んて言えばいいんだろ	う今月のテーマはどん	
なひと言から人といい	関係がつかれるか春は	何かを始めたくなくて
ウズウズする季節この	機会にもう一歩進んだ	

テキスト 4 (雑誌の星占いより)

たいして遊びの話もな	く表だった行動もとれ	ず何となくパツとしな
い一週間抜きん出よう	とすればするほど周り	
から叩かれる暗示あり	謙虚に過ごすように心	がけた方が無難です対
人運は自分とは異質な	人達と出会える予感た	
だしその場限りの交際	になりがちなので電話	番号交換は忘れずに恋
愛運は穏やかさりげな	い優しさが相手の心を	

図 3-8 使用したテキスト

3.5.2 実験結果

まず、特徴量抽出結果をグラフ上で比較した結果を示す。図 3-9～3-12 は 4 人の被験者のそれぞれの抽出結果と手書きデータの一部である。横軸が次元数、縦軸が断片長の分散値であり、異なる 4 つのテキストより抽出した結果を重ねて載せてある。この結果より、どの筆者の場合でも、異なるテキスト間でかなり似通った分布を示していることがわかる。さらに、異なった筆者どうしでは多種多様な形状を示していることも見て取れる。例えば、筆者 1 は単峰性の分布を示しているが、筆者 2, 3, 4 は双峰性の分布である。さらに、筆者 2 は 2 つの山がほぼ同じ高さになっているが、筆者 3, 4 は次元数 = 90 のところの山がより高い。

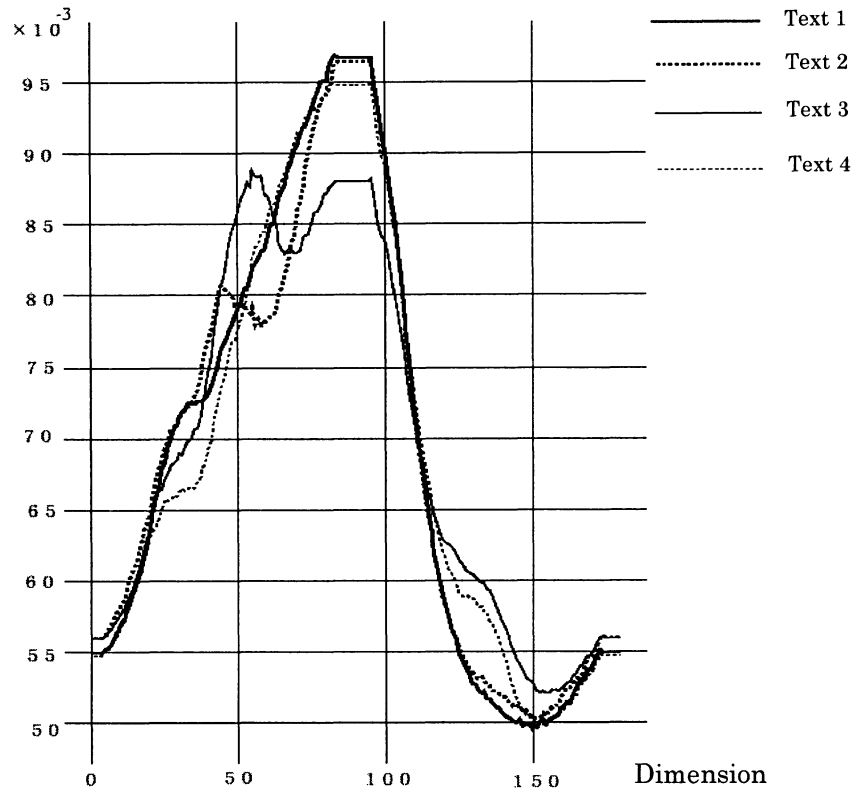
なぜこのように人により多種多様な分布を示すのか？注意すべきは、次元数が 0 から 90 までの範囲で特に個人の違いが著しい点である。これは、横ストロークの傾き具合や長さが、人により大きく異なるからであると推測される。筆者 1 のように横ストロークに対応する極大点のない分布は、横ストロークが揃っておらず、いろいろな方向に分散しているからであると考えられる。逆に、筆者 2 のような場合は、横ストロークが同じ方向によく揃っているというわけである。また、文字を崩しがちな人の場合、次元数が 0 から 90 までの範囲ではっきりした山と谷ができにくくなることも確かめられた。これは、文字を崩すことで真っ直ぐな直線が少なくなるためであると思われる。このようなことから、文字画像を基に、テキストに依存しない個人性特徴が正しく抽出されていることが確かめられた。

次に照合実験の結果を図 3-13 と表 3-1 に示す。実線が本人承認率（本人どうしの場合を正しく認識した割合）、点線が他人排除率（他人どうしの場合を正しく認識した割合）である。閾値を 0.72 に設定すると、本人承認率 95.00%、他人排除率 95.04%となる。

圧 レ 先
 9 か 週
 い 7 9
 欠 欠 天
 才 週 気

(a) 筆者1の手書き文字データ

Feature quantity



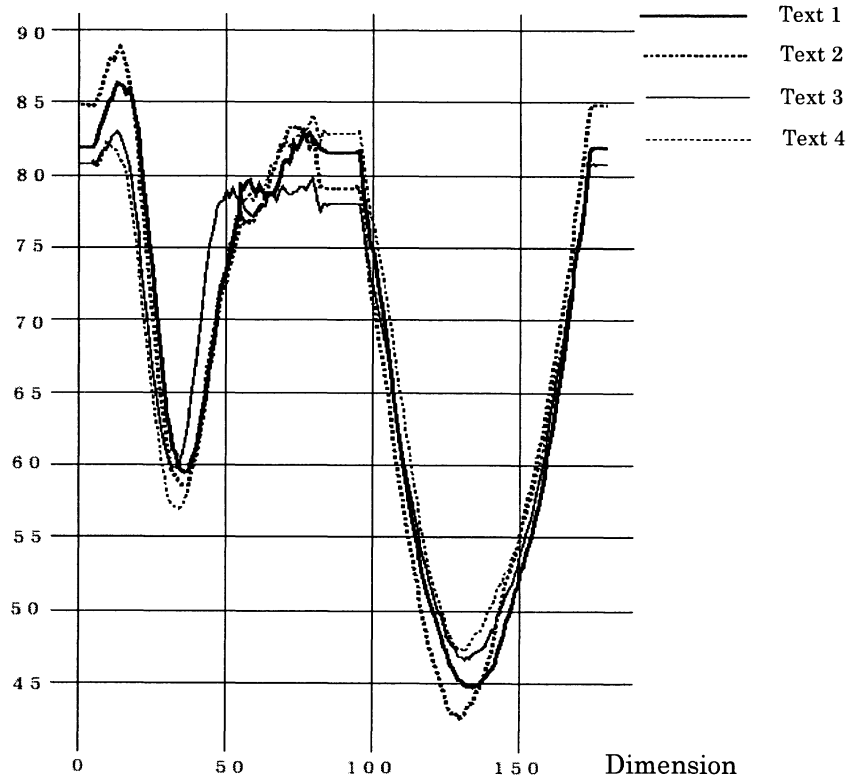
(b) 筆者1の特徴量抽出結果

図 3-9 特徴量抽出結果および手書きデータの一部

圧 し 先
 の か 週
 い っ の
 た た 天
 ず 週 気

(a) 筆者 2 の手書き文字データ

Feature quantity

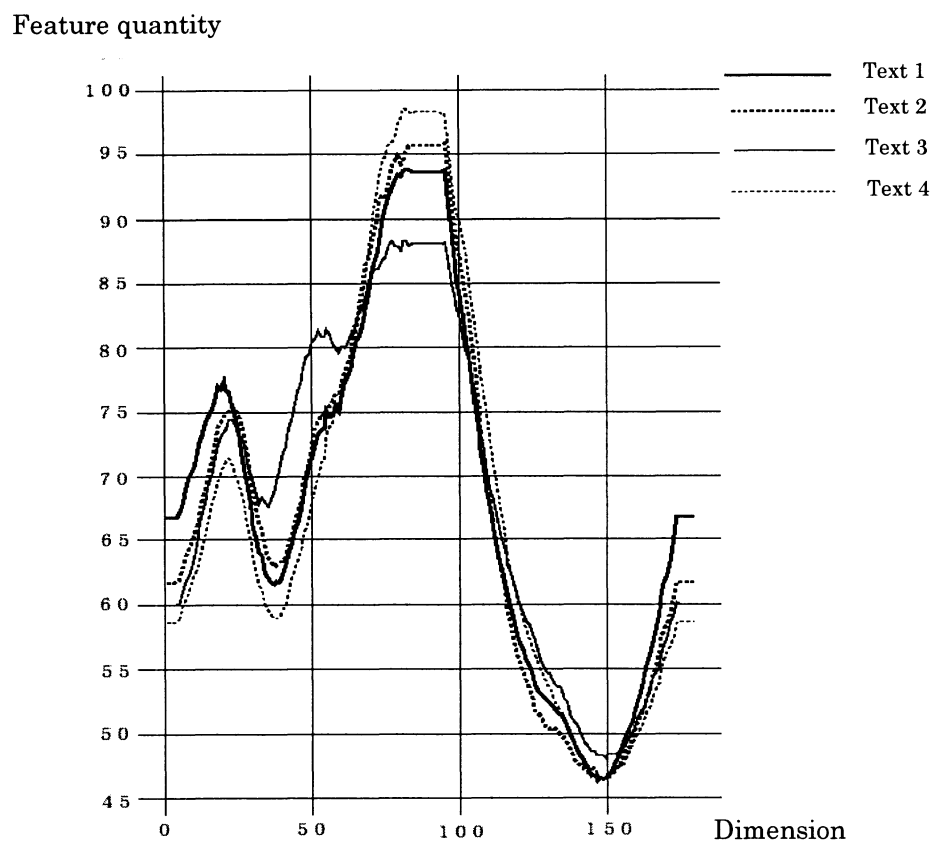


(b) 筆者 2 の特徴量抽出結果

図 3-10 特徴量抽出結果および手書きデータの一部

圧 し 先
 の か 週
 い っ の
 た た 天
 ず 週 気

(a) 筆者3の手書き文字データ



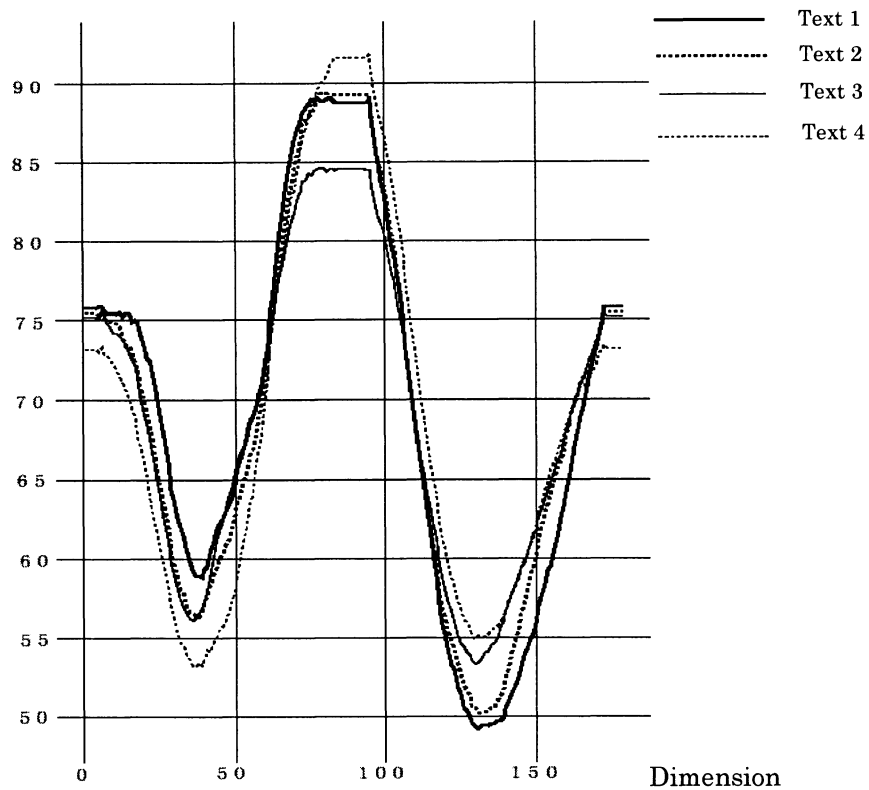
(b) 筆者3の特徴量抽出結果

図 3-11 特徴量抽出結果および手書きデータの一部

は	し	先
の	か	週
に	っ	の
た	た	天
ず	週	気

(a) 筆者 4 の手書き文字データ

Feature quantity



(b) 筆者 4 の特徴量抽出結果

図 3-12 特徴量抽出結果および手書きデータの一部

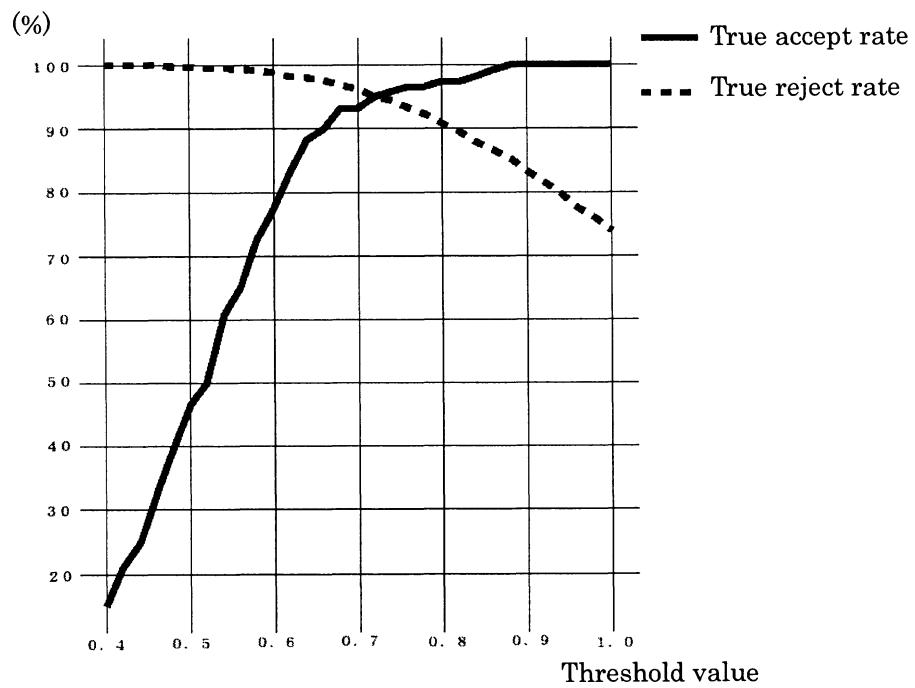


図 3-13 照合結果 (疑似マハラノビス距離)

表 3-1 正答率 (疑似マハラノビス距離)

閾値	本人承認率	他人排除率
0.60	77.50%	98.86%
0.72	95.00%	95.04%
0.80	97.50%	90.96%

3.6 検討

3.6.1 必要な文字数について

照合にあたり疑似マハラノビス距離という統計的処理を用いたので、学習サンプル数は多いほど良い。しかし、実用化を考えるとなるべく少なくしたい。そこで、この特徴量を算出するための文字数は幾つくらいが適切かということ进行考察する。図 3-14 は、文字数を増やすと 2 つの異なるテキストによる平均ベクトルどうしの距離がどう变化するかを調べたものである。いずれも本人どうしの場合である。横軸は文字数、縦軸は距離である。距離は算出が簡単な単純ユークリッド距離を用いたが、变化の具合は疑似マハラノビス距離と大きくは変わらないと思われる。これによると、文字数が 50 をこえるまでは大きく減少しているが、その後は徐々に緩やかになり、130 あたりでほぼ収束している。図 3-14 では 4 人の結果を重ねて載せたが、4 人とも収束の具合はだいたい同じである。このことより、文字数 150 は照合に適切な値であると考えられる。

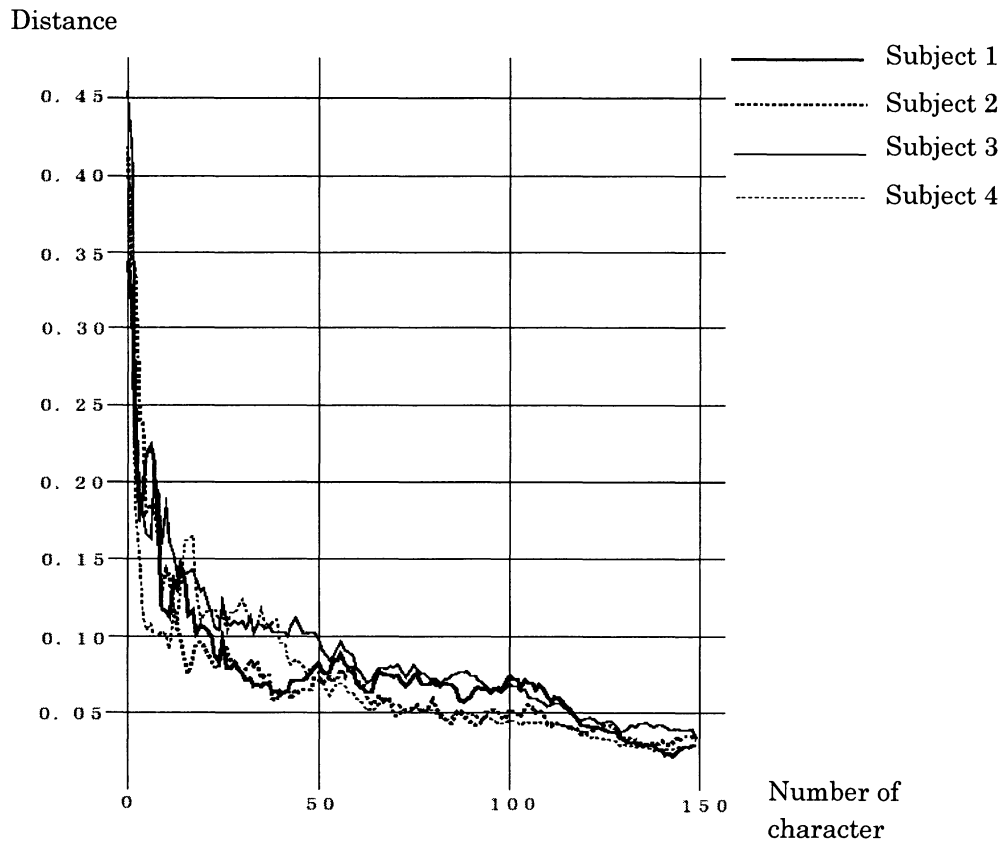


図 3-14 文字数と平均ベクトル間の距離の関係

3.6.2 他の照合法との比較について

次に、照合における疑似マハラノビス距離の有効性について検討する。比較の為に重みつきユークリッド距離を用いて照合率を求めた。その結果が図 3-15 と表 3-2 である。用いた数式は次の通り。

$$D^2 = \sum_{i=1}^n (\mu_{t_i} - \mu_{s_i})^2 / (V_{t_i} + V_{s_i}) \quad (3-7)$$

ここで、 μ_s は参照筆記の平均ベクトル、 μ_t は対象筆記の平均ベクトル、 V_s は参照筆記の分散ベクトル、 V_t は対象筆記の分散ベクトル、 n は次元数である。重みつきユークリッド距離を用いると、最高正答率は閾値 1.5 の時に本人承認率 92.50%、他人排除率 85.70%となり、疑似マハラノビス距離の場合の結果を上回ることはなかった。

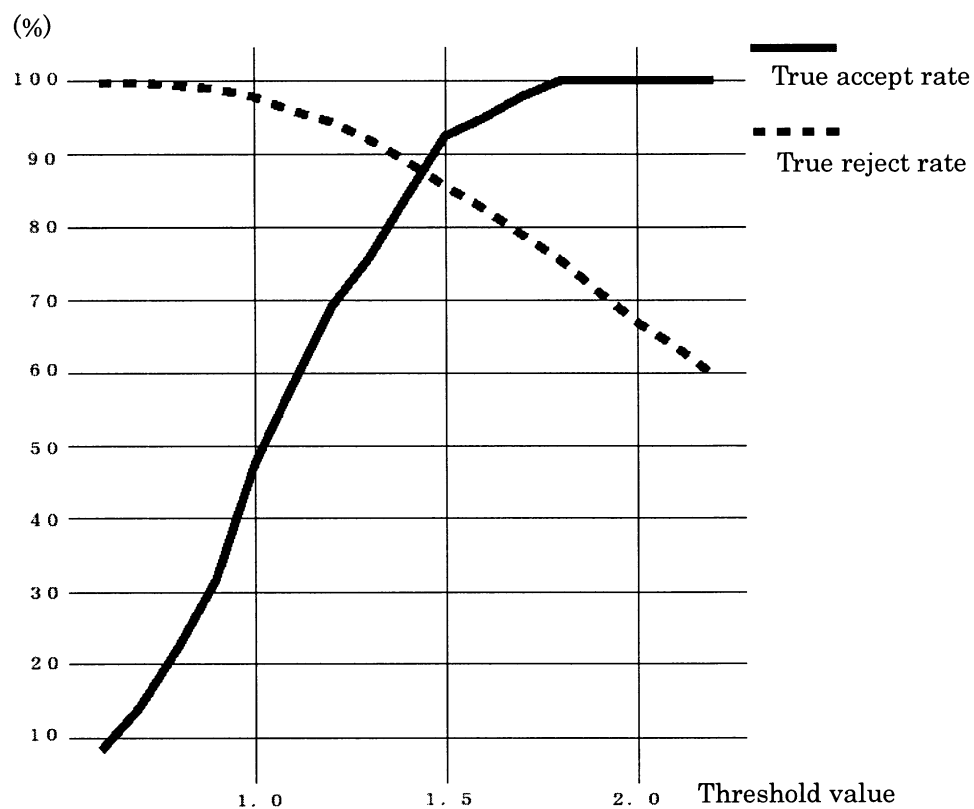


図 3-15 照合結果 (重みつきユークリッド距離)

表 3-2 正答率 (重みつきユークリッド距離)

閾値	本人承認率	他人排除率
1.3	75.83%	92.11%
1.5	92.50%	85.70%
1.7	98.00%	78.95%

第4章 個人のくせを反映した手書き文字フォント自動生成

本章では、個人のくせを反映した手書き文字フォントを自動生成する手法を提案し、その原理を説明する。提案手法は、あらかじめインストールされた複数の標準文字フォントから最適なフォントを自動選択し、それに幾何学的変位情報と大きさ情報という2種類のくせ情報を付加することにより、個人のくせを反映した文字フォントを出力する。最適フォント自動選択には、第3章で紹介した特徴量を用いる。また、幾何学的変位情報の抽出には、第2章で紹介したエネルギー汎関数最小化による対応点探索を利用する。提案手法について詳細に述べた後、提案アルゴリズムを実装したシステムによるフォント生成実験の結果を示し、有効性を検証する。

4.1 はじめに

この章では、個人のくせを反映した手書き文字フォントを自動生成する新しい手法について述べる[54][55].

前章にて、テキスト独立型筆者照合の一手法を取り上げた。これは、手書き文字から全体的特徴を抽出し、それをもとに筆者の照合をおこなうものであった。それに対し本章では、抽出した特徴をもとに、その筆者の書くであろう文字を生成するという逆向きの処理をおこなう。登録する文字と生成する文字は基本的に別の文字種となるので、これもテキスト独立的問題と考えてよく、全体的特徴を用いるのが適切であろう。

次項より処理アルゴリズムの内容を説明する。提案するアルゴリズムは、フォントを生成するために複数の標準文字フォントを持つ。まず、その標準文字フォントについて触れ、その後、全体の処理の流れを概観する。そして、前処理の説明をした後、最適な標準文字フォントを自動的に選択する方法を述べる。次に、くせ情報として大きさ情報と幾何学的変位情報の抽出法を述べ、さらに、標準文字フォントに対し2つの情報を付加し、フォントを生成する方法について述べる。

そして、検証実験の方法と使用したデータベースについて明らかにした後、実験の結果について述べ、その後いくつかの検証をおこなう。

4.2 標準文字フォント

提案するアルゴリズムは、文字フォントを生成する際に、最もくせのない原形となるフォント（以下は「標準文字」）を用いる。この標準文字として、複数のペン字体フォントを用いる。これらは、ワープロソフトで用いられている一般的なペン字体フォントであり、文字ストロークの太さは一様なものが望ましい。

ペン字体フォントを用いるのは、これが最も人間が手書きで書く文字に近いからである。明朝体・ゴシック体などは、文字全体がデザイン化されているため、文字全体の太さやバランスが人の書く文字に比べて統一されておらず、さらに、「とめ」「はね」「はらい」等の部分には多くの飾りの要素がある。そのため、人の書いた文字とは明らかに異なる種類の文字であるため、本手法に用いるのには適さない。また、文字ストロークの太さが一様であるものとしたのは、後で述べる対応点探索が正確に行われるようにするためである。太さが一様でない場合、対応点探索は正しく終了しない可能性がある。よって、毛筆体など太さの変化するフォントは除外した。

さらに理想を言えば、崩し方のレベルの異なる文字フォントをできるだけ多く用意したい。それは、後述する幾何学的変位情報および大きさ情報だけでは文字の崩し方の度合といったものに対応しきれないためである。ユーザーの崩し具合に応じた標準文字を選択できれば、より個人性を反映した文字フォントが生成できると考えられるのである。

以上のような理由により、データベースとして用いる標準文字には複数の書体のペン字体フォントを利用した。これを人の書く文字における「平均的な文字」と考え、この文字と、ユーザーの文字との違いを、そのユーザーのくせと考える。したがって、くせ生成の過程では、この標準文字を、個人ごとに抽出されたくせを付加するための原形となる文字として用いる。

本研究で用いる 6 種類のペン字体フォントを図 4-1~4-6 で示す。これらの標準文字群は全て一般的に市販されているフォントであり、楷書書体 2 種類、行書(崩れた)書体 4 種類である。

勤勉な父をもって生まれた諭吉は、緒方洪庵の適塾に入塾して蘭学を学んだ。長州の軍師大村益次郎や、松平春嶽（慶永）の秘書橋本左内も、適塾で学んでいた。諭吉はここで頭角をあらわし、のちに塾長となるが、実家の兄が死んだため後を継ぐことになり、幕府に出仕。幕府の命で渡米の機会を得、短期間ながら多くのことを学び、「ウエブスター辞書」を日本に持ち帰った。英学に興味をもった諭吉だが、国内には蘭学の塾しかないため、

(01×02)

図 4-1 ペン楷書体（標準文字）

勤勉な父をもつて生まれた諭吉は、緒方洪庵
 の適塾に入塾して蘭学を学んだ。長州の軍師
 大村益次郎や、松平春獄（慶永）の秘書橋本
 左内も、適塾で学んでいた。諭吉はここで頭
 角をあらわし、のちに塾長となるが、実家の
 兄が死んだため後を継ぐことになり、幕府に
 出仕。幕府の命で渡米の機会を得、短期間な
 がら多くのことを学び、「ウエブスター辞書
 」を日本に持ち帰った。英学に興味をもった
 諭吉だが、国内には蘭学の塾しかないため、

(01×02)

図 4-2 白州ペン楷書体（標準文字）

勤勉な父をもって生まれた諭吉は、緒方洪庵の適塾に入塾して蘭学を学んだ。長州の軍師大村益次郎や、松平春嶽（慶永）の秘書橋本左内も、適塾で学んでいた。諭吉はここで頭角をあらわし、のちに塾長となるが、実家の兄が死んだため後を継ぐことになり、幕府に出仕。幕府の命で渡米の機会を得、短期間ながら多くのことを学び、「ウエブスター辞書」を日本に持ち帰った。英学に興味をもった諭吉だが、国内には蘭学の塾しかないため、

(20×10)

図 4-3 ペン行楷書体（標準文字）

勤勉な父をもって生まれた諭吉は、緒方洪庵
 の適塾に入塾して蘭学を学んだ。長州の軍師
 大村益次郎や、松平春嶽（慶永）の秘書橋本
 左内も、適塾で学んでいた。諭吉はここで頭
 角をあらわし、のちに塾長となるが、実家の
 兄が死んだため後を継ぐことになり、幕府に
 出仕。幕府の命で渡米の機会を得、短期間な
 がら多くのことを学び、「ウエブスター辞書
 」を日本に持ち帰った。英学に興味をもった
 諭吉だが、国内には蘭学の塾しかなかったため、

(20×10)

図 4-4 創英ペン字（標準文字）

勤勉な父をもって生まれた諭吉は、緒方洪庵の適塾に入塾して蘭学を学んだ。長州の軍師大村益次郎や、松平春嶽（慶永）の秘書橋本左内も、適塾で学んでいた。諭吉はここで頭角をあらわし、のちに塾長となるが、実家の兄が死んだため後を継ぐことになり、幕府に出仕。幕府の命で渡米の機会を得、短期間ながら多くのことを学び、「ウェブスター辞書」を日本に持ち帰った。英学に興味をもった諭吉だが、国内には蘭学の塾しかないため、

(20×10)

図 4-5 千葉ペン字体（標準文字）

勤勉な父をもつて生まれた諭吉は、緒方洪庵の適塾に入塾して蘭学を学んだ。長州の軍師大村益次郎や、松平春嶽（慶永）の秘書橋本左内も、適塾で学んでいた。諭吉はここで頭角をあらわし、のちに塾長となるが、実家の兄が死んだため後を継ぐことになり、幕府に出仕。幕府の命で渡米の機会を得、短期間ながら多くのことを学び、「ウエブスタ」辞書「を日本に持ち帰った。英学に興味をもつた諭吉だが、国内には蘭学の塾しかなかったため、

(21×10)

図 4-6 セイビシログネ (標準文字)

4.3 処理の流れ

アルゴリズムは、大きく2つの処理過程に分けられる(図4-7)。①「くせ情報抽出・登録過程」と②「フォント生成過程」である。「くせ情報抽出・登録過程」において、ユーザーのくせ情報を抽出し、ユーザー名とともに登録する。ユーザーは所定の原稿用紙に手書きで文章を筆記し、それをイメージスキャナで計算機に入力する。ユーザーの筆記する文字数は、100文字とする。この数に指定した理由は、後の検討で述べる。それらの文字群(以下、くせ登録用文字)をもとに、まず一番近い書体の標準文字フォントを自動選択する。選択された標準文字フォントをそのユーザーの最適標準文字(以下、最適標準文字)とし、以下はその文字フォントを用いてくせを抽出していく。くせ登録用文字を標準文字フォントと比較することにより、ユーザーのくせ情報(幾何学的変位情報および大きさ情報)を抽出する。

「フォント生成過程」では、前記過程にて抽出されたくせ情報をユーザーの最適標準文字フォントに付加することによって、任意の文字のくせ入り文字フォントを生成する。

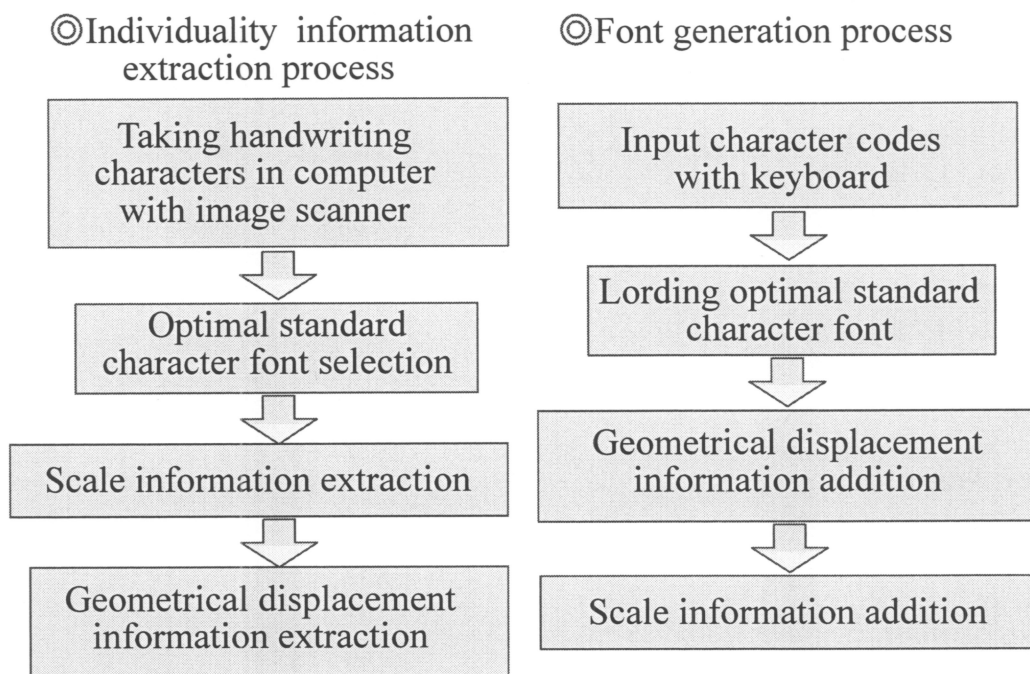


図 4-7 提案手法の処理フロー

4.4 最適標準文字フォントの選択

「くせ情報抽出・登録過程」において、はじめにくせ登録用文字と最もよく類似した文字フォントを選択する必要がある。これは、後で述べる大きさ情報と幾何学的変位情報だけでは表現しきれない個人のくせを補完する役目がある。特に、どちらかといえば部分的特徴に近い文字の書体（崩し方、崩し具合）に関して、より類似した手書き文字を生成することができるようになる。ここでは、第3章のテキスト独立型筆跡照合で用いた疑似細線化、千切り処理による特徴抽出法を利用して、最も近い書体の文字を自動選択する。

疑似細線化および千切り処理の詳細については、重複を避けるためここでは触れない。まず、6種類の標準文字フォントの指定された100文字に対し、特徴抽出をおこなう。疑似細線化、千切り処理をおこない、特徴量を正規化する。そして、くせ登録用文字100文字に対しても同様に特徴抽出する。くせ登録用文字の特徴量と標準文字フォントの特徴量6種の間でそれぞれ類似度を計算し、一番類似しているフォントを、そのユーザーの最適標準文字フォントに指定する。類似度の計算は次の通りである。

$$S = \sum_{\theta} \{f_{std}(\theta) - f_{user}(\theta)\}^2 \quad (4-1)$$

ここで、 $f_{std}(\theta)$ は、傾き θ における標準文字の特徴量、 $f_{user}(\theta)$ は、傾き θ におけるくせ登録用文字の特徴量である。ユーザーの最適標準文字は、ユーザーのくせ文字フォントを生成する段階でベースフォントとして使用されることになる。

4.5 くせ情報の抽出および登録

4.5.1 大きさ情報の抽出

まず、くせ情報の一つとして、文字の大きさ情報を解析する。登録文字の各々の大きさを計測し、その平均値および標準偏差を求める。ここで、文字の大きさ S_{user} は、文字に外接する長方形の幅と高さの内、大きい方の値である (図 4-8)。これを、原稿用紙上の枠の大きさ S_{box} で割った値が登録文字の大きさ情報となる。つまり、ここで抽出されるくせ情報は、

(a) 文字の大きさの平均値 : $avr(S_{user} / S_{box})$

(b) 文字の大きさの標準偏差 : $std(S_{user} / S_{box})$

の 2 種類である。

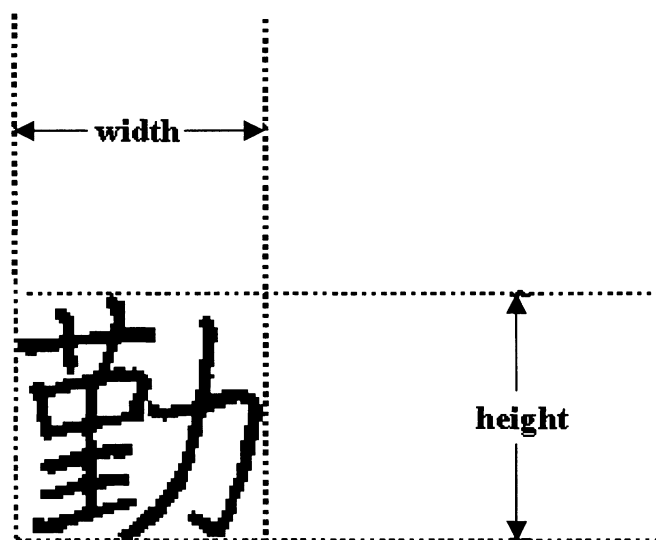


図 4-8 文字の大きさの定義

4.5.2 幾何学的変位情報の抽出

次に、もう一つのくせ情報として、文字の幾何学的変位情報を解析する。まず、文字の大きさの正規化を行う。ここでは、先程計測した S_{user} が或る一定値（実験では 64pixel）になるように文字全体を拡大縮小する。そして、各文字に対応した標準文字フォント（同種の文字ということである）に対しても、同様に大きさの正規化をおこなう。次に、対応する文字どうして密な対応点探索をおこなう。ここで用いられる方法は、次のエネルギー汎関数 $E(DX, DY)$ の最小化によるものである。以下がその式である。

$$E(DX, DY) = P(DX, DY) + \lambda S(DX, DY) \quad (4-2)$$

$$P(DX, DY) = \sum (f(x + DX(x, y), y + DY(x, y)) - g(x, y))^2 \quad (4-3)$$

$$S(DX, DY) = \sum_{i,j} \left(\left(\frac{\partial DX(x,y)}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial DX(x,y)}{\partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial DY(x,y)}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial DY(x,y)}{\partial y} \right)^2 \right) \quad (4-4)$$

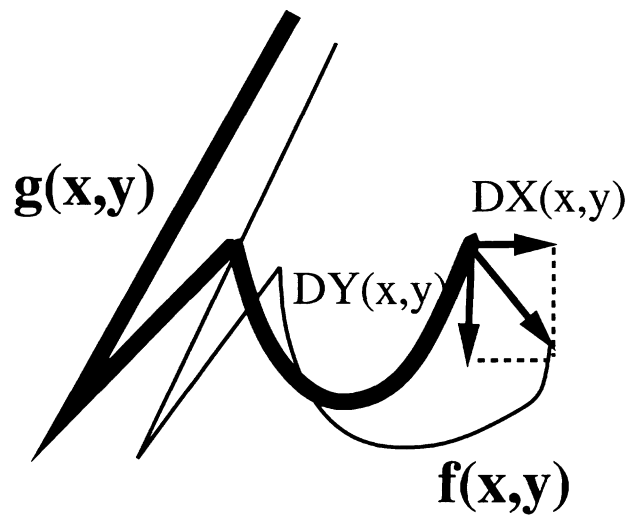
ここで、 $f(x, y)$ はくせ登録用文字画像、 $g(x, y)$ は標準文字画像、 $DX(x, y)$ は位置 (x, y) における x 方向の変位量、 $DY(x, y)$ は y 方向の変位量である（図 4-9(a)）。また、 $P(DX, DY)$ は変位を加えた時の画像間の対応誤差、 $S(DX, DY)$ は対応の滑らかさを表し、 λ は重みづけのためのパラメータである。 $E(DX, DY)$ を最小にするオイラー方程式を反復法で解くことで、画像内の各位置での変位量 $DX(x, y)$ 、 $DY(x, y)$ を求めることが出来る。これは、ゴム膜に書かれた文字を想定すると分かり易い。一方の文字をもう一方の文字とぴったり重なるように画像全体を歪ませるといった処理が行われるのである。

この各位置での変位量 $DX(x, y)$ 、 $DY(x, y)$ を各文字に対して計測し、その平均値を求め、ユーザーのくせ情報とする。つまり、ゴム膜の歪みをそのままくせ情報と考えるわけである。ここで抽出されるくせ情報は、

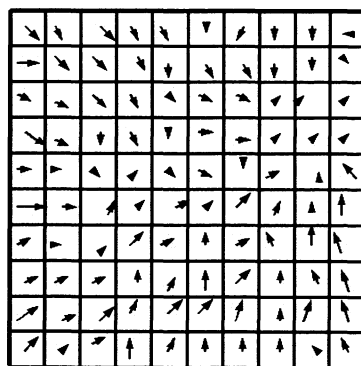
$$(c) \text{ 各位置での幾何学的変位量の平均値： } avr(DX(x, y)), avr(DY(x, y))$$

である。これは、図 4-9(b) のようなベクトル行列である。

ところで、ここで用いた式(4-2)~(4-4)は第 2 章の式(2-1)~(2-3)と全く同じものである。しかし、前章とはその目的が大きく異なっている点に注意する必要がある。前章のオフライン署名照合では、部分的な特徴を探索するのと、特徴ある部分を用いた照合を精度良くおこなうためにこのような式を導入した。しかしここでは、結果として算出された全ての位置での変位ベクトルを直接、個人のかせであると考え



(a) 変位量 DX , DY の定義



(b) 抽出される幾何学的変位情報のイメージ

図 4-9 対応点探索と幾何学的変位情報の関係

4.6 くせ文字フォントの生成

4.6.1 幾何学的変位情報の付加

フォント生成過程においては、まず、キーボードで入力した文字コードに従い、対応する標準文字をロードする。そして、その標準文字フォントの各文字に対し、登録されたユーザーの幾何学的変位情報を付加する。すなわち、一旦大きさを正規化した標準文字フォントに対し、くせ情報登録過程において抽出された、各位置での幾何学的変位量の平均値分だけ変位を加える(図 4-10)。式に表すと、次のようになる。

$$DX_{font}(x, y) = \alpha \times avr(DX(x, y)) \quad (4-5)$$

$$DY_{font}(x, y) = \alpha \times avr(DY(x, y)) \quad (4-6)$$

ここで、 α はくせの強調パラメータである。この値を大きく設定すると、ユーザーの幾何学的変位によるくせ情報がより強調されて付加されることになる。

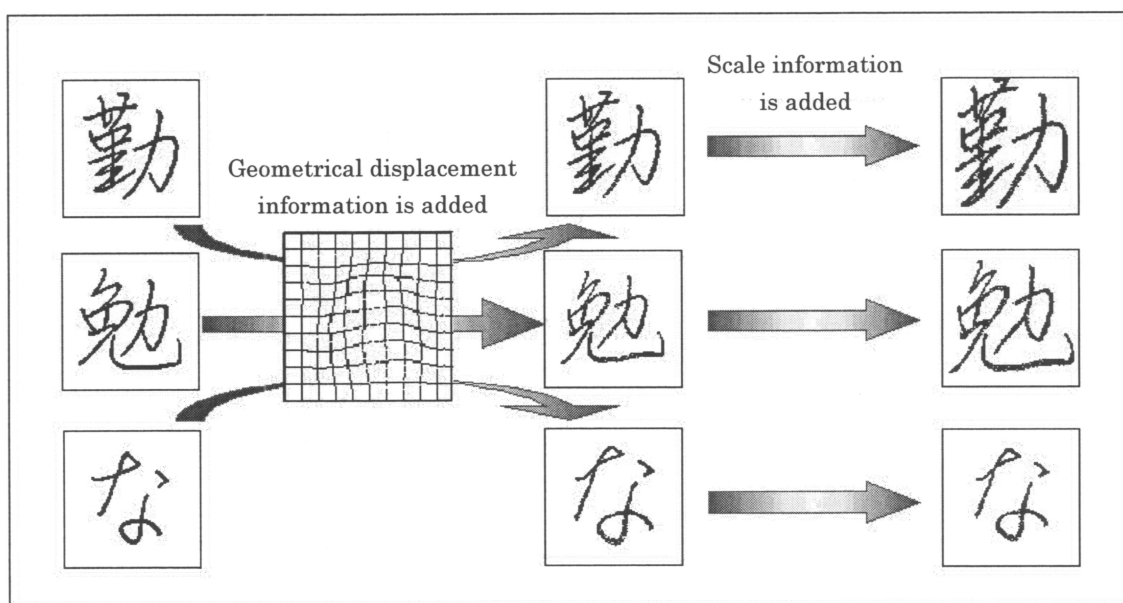


図 4-10 くせ情報付加の流れ

4.6.2 大きさ情報の付加

幾何学的変位情報を付加した後、その文字の大きさを決定して出力する。文字の大きさは、次式を用いて決定する。

$$S_{font} / S_{box} = avr(S_{st} / S_{box}) - \beta \times (avr(S_{st} / S_{box}) - avr(S_{user} / S_{box})) \\ + (S_{char} / S_{box} - avr(S_{st} / S_{box})) \times \frac{\{std(S_{st} / S_{box}) - \beta \times (std(S_{st} / S_{box}) - std(S_{user} / S_{box}))\}}{std(S_{st} / S_{box})} \quad (4-7)$$

ここで、 S_{st} は標準文字の大きさ、 S_{char} はいま出力しようとしている文字種の標準文字での大きさ、 β はくせの強調パラメータである。この値を大きく設定すると、ユーザーの大きさによるくせ情報がより強調されて付加されることになる。また、この式で算出される値は文字種によって異なる。つまり、元の標準文字が大きい文字種の場合は大きめに、小さい文字種は小さめに出力されることになる。

4.7 フォント生成実験

4.7.1 開発したシステム

提案するアルゴリズムをもとに、くせ文字フォント生成システムを開発した。図 4-11 に開発したシステムを示す。ハードウェアは A4 型ノート PC (Pentium®III processor 800MHz の CPU を搭載) にイメージスキャナ、それにインクジェットプリンタである。イメージスキャナおよびインクジェットプリンタはソフトウェアで制御できるようになっている。ソフトウェアは Borland C++ Builder により構築した。メインフォーム画面を図 4-12 に示す。

本システムは、指定された原稿用紙にくせ登録用文字を筆記し、イメージスキャナで PC に取り込む。その後、くせ情報の抽出およびユーザー名の登録が終了したら、その後は任意の文字種のくせ文字フォントを出力することができる。くせ文字フォントは、くせ登録用文字を筆記したものと同一原稿用紙に 1 文字ずつ収まるようにインクジェットプリンタから出力される。さらに、くせの強調パラメータである α と β の値は、2 つのトラックバーで調整できるようになっている。

本アルゴリズムの有効性を確かめる目的で、実際に人の手書き文字を収集し、その人のくせを付加した文字フォントを作成した。多数の被験者に対し、200 字詰め原稿用紙に縦書きで 100 文字以上筆記してもらった。今回の実験で筆記してもらった文章を図 4-13 に示す。くせの抽出には、最初の 100 文字だけを用いた。また、ここでは生成パラメータを $\alpha = 5$ 、 $\beta = 1$ とした。開発したシステムは展示会などで出展され、被験者数は 100 名以上に及んだ。

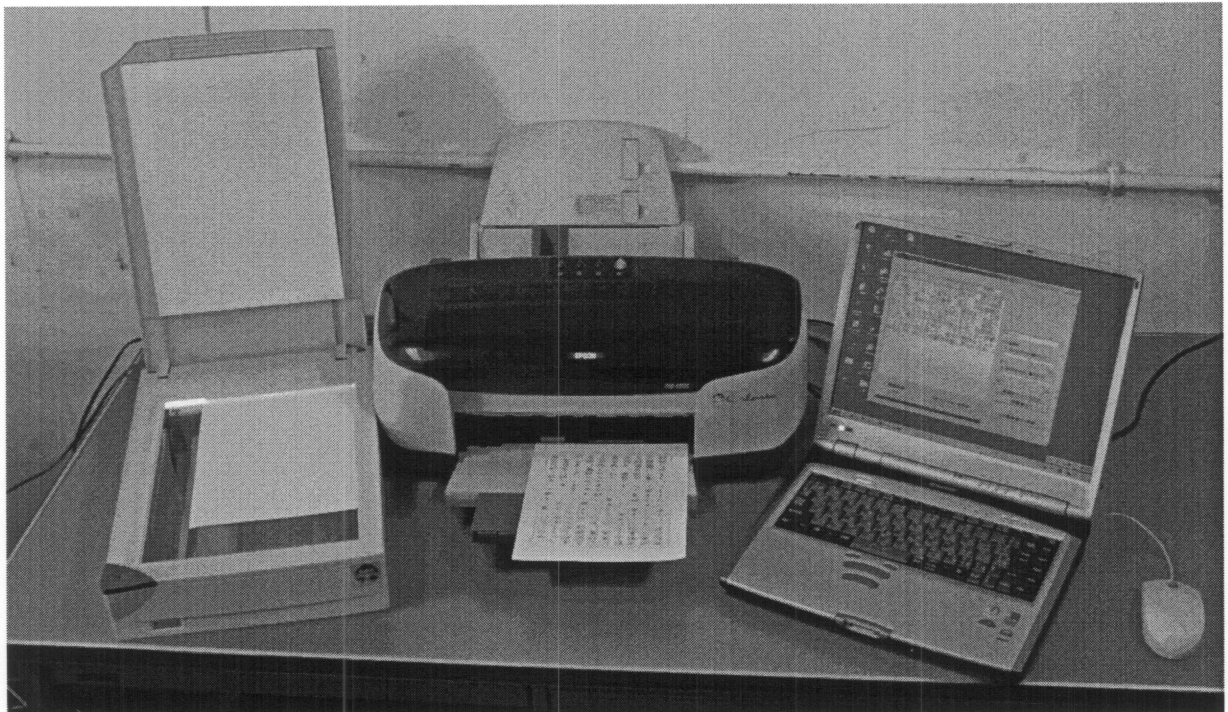


図 4-11 開発した「くせ文字フォント生成システム」

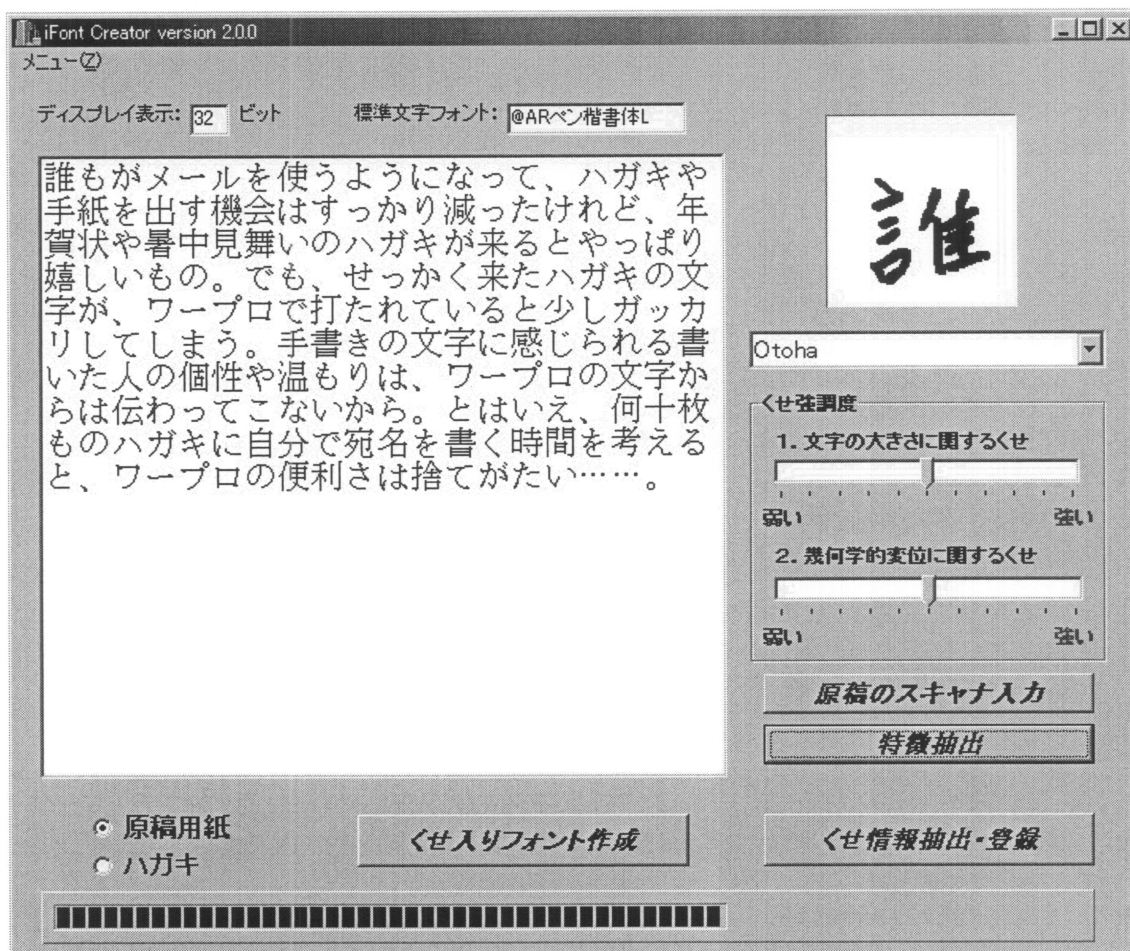


図 4-12 くせ文字フォント生成システムのメインフォーム画面

<p>勤勉な父をもって生ま 学んだ長州の軍師大村 で学んでいた諭吉はこ の兄が死んだため後を 機会を得短期間ながら 持ち帰った英学に興味 ため独学でこれを学ん いたがのちに英学に転 問のススメであろうこ なく売れたのである当 らこれは脅威的なベス 句は人の上に人をつく が自由民権運動の指導 ていたことはご存知だ 功績を挙げ新政府のリ 権を行使せず自由党を とを呼びかけた人物で けつける人がいたほど 維新の功労者がとれば な若者か無知な者だと</p>	<p>れた諭吉は緒方洪庵の 益次郎や松平春獄慶永 こで頭角をあらわしの 継ぐことになり幕府に 多くのことを学びウエ をもった諭吉だが国内 だ慶應四年慶應義塾を 向した諭吉の著作で最 の本は 340 万部売れ 時の日本の人口は 35 トセラーである学問の らず人の下に人をつく 者で国会開設を呼びか ろうか板垣退助は戊辰 ーダーシップをとれる 結成し国会を開き国民 ある岐阜で遭難した際 の人気であった諭吉は よく国会開設などとい 批判したのである退助</p>	<p>適塾に入塾して蘭学を の秘書橋本左内も適塾 ちに塾長となるが実家 出仕幕府の命で渡米の ブスター辞書を日本に には蘭学の塾しかない 開き当初蘭学を教えて も有名なのはやはり学 た貸し出されたのでは 00 万人ほどだったか ススメで一番有名な文 らずであるがこの諭吉 けた板垣退助を嘲笑し 戦争で西郷隆盛に継ぐ 立場にあったがその特 による政治を行なうこ には遠く九州からも駆 この退助に対し政治は う運動をするのは血気 は維新の功労者たる特</p>
---	--	--

図 4-13 使用したテキスト

4.7.2 フォント生成結果

図 4-14～25 に実験結果の一部である 6 人の結果を示す。最初に被験者の筆記したくせ登録用フォントを示し、次にくせ文字フォント出力結果を示す。処理時間はフォント選択に 2 分、くせ情報抽出・登録に 1 分 15 秒、くせ文字フォント生成 (200 文字) に 30 秒であった。

因みに、選択されたフォントはそれぞれ、

- 被験者 A：ペン行楷書体
- 被験者 B：白洲ペン楷書体
- 被験者 C：創英ペン字体
- 被験者 D：白洲ペン楷書体
- 被験者 E：ペン行楷書体
- 被験者 F：創英ペン字体

であった。

勤勉な文をもつて生まれた諭吉は、諸方決庵
の適塾に入塾して蘭学を学んだ。長州の軍師
大村益次郎や、松平春嶽（慶永）の舩長橋を
左内も、適塾で学んでいた。諭吉はここで頭
角をあらわし、のちに塾長となるが、実家の
兄が死んだため後と継ぐことになり、幕府に
出仕。幕府の命で疫米の機会を得、短期間な
がら多くのことを学んだ。ラウエブスター辞書
をも日本に持ち帰った。英学に興味をもった
諭吉だが、国内には蘭学の塾しかないため、

(01×10)

図 4-14 くせ登録用文字（被験者 A）

勤勉な父をもって生まれた諭吉は、緒方洪庵の適塾に入塾して蘭学を学んだ。長州の軍師大村益次郎や、松平春嶽（慶永）の秘書橋本左内も、適塾で学んでいた。諭吉はここで頭角をあらわし、のちに塾長となるが、実家の兄が死んだため後を継ぐことになり、幕府に出仕。幕府の命で渡米の機会を得、短期間ながら多くのことを学び、「ウエブスター辞書」を日本に持ち帰った。英学に興味をもった諭吉だが、国内には蘭学の塾しかないため、

(29×10)

図 4-15 くせ文字フォント出力結果（被験者 A）

勤勉な父と母で生まれた諭吉は、
 緒方洪庵の適塾に入塾して蘭学を学んだ。
 長州の軍師大村益次郎や、松平春嶽（慶永）の秘書橋本左内も、適塾で学んでいた。
 諭吉はここで頭角をあらわし、のちに塾長となるが、
 実家の兄が死んだため後を継ぐことになり、
 幕府に出任。幕府の命で渡米の機会を得、
 短期間ながら多くのことと学び、
 「ウエブスター辞書」と日本に持ち帰った。
 英学に興味をもった。

(20×10)

図 4-16 くせ登録用文字（被験者 B）

勤勉な父をもって生まれた諭吉は、緒方洪庵
 の適塾に入塾して蘭学を学んだ。長州の軍師
 大村益次郎や、松平春嶽（慶永）の秘書橋本
 左内も、適塾で学んでいた。諭吉はここで頭
 角をあらわし、のちに塾長となるが、実家の
 兄が死んだため後を継ぐことになり、幕府に
 出仕。幕府の命で渡米の機会を得、短期間な
 がら多くのことを学び、「ウエブスター辞書
 」を日本に持ち帰った。英学に興味をもった
 諭吉だが、国内には蘭学の塾しかないため、

(01×02)

図 4-17 くせ文字フォント出力結果（被験者 B）

勤勉な父をもつて生まれ、諭吉は、緒方決庵
 の道塾に入塾して蘭学を学んだ。長州の軍師
 大村益次郎や、松下春嶽（慶永）の秘書橋本
 左内も、道塾で学んでいた。諭吉はここで頭
 角をあらわし、のちに塾長となるが、豪家の
 兄が死んだため後を継ぐことになり、幕府に
 出仕。幕府の命で渡米の機会を得、短期間が
 過ぎ多くのことを学び、「ウエブスター辞書
 しと日本に持ち帰った。英字に興味をもった
 諭吉だが、国内には蘭学の塾しかないため、

(20×10)

図 4-18 くせ登録用文字（被験者 C）

勤勉な父をもつて生まれた諭吉は、緒方洪庵
 の適塾に入塾して蘭学を学んだ。長州の軍師
 大村益次郎や、松平春嶽（慶永）の秘書橋本
 左内も、適塾で学んでいた。諭吉はここで頭
 角をあらわし、のちに塾長となるが、実家の
 兄が死んだため後を継ぐことになり、幕府に
 出仕。幕府の命で渡米の機会を得、短期間な
 がら多くのことを学び、ウェブスター辞書
 を日本に持ち帰った。英字に興味をもった
 諭吉だが、国内には蘭学の塾しかないため、

(20×10)

図 4-19 くせ文字フォント出力結果（被験者 C）

勤勉な父をもつて生まれた諭吉は、緒方洪庵の適塾に入塾して蘭学を学んだ。長州の軍師大村益次郎や、松平春嶽（慶永）の秘書橋本左内も、適塾で学んでいた。諭吉はここで頭角をあらわし、のちに塾長となるが、実家の兄が死んだため後を継ぐことになり、幕府に出仕。幕府の命で渡米の機会を得、短期間ながら多くのことを学び、「ウエブスター辞書」を日本に持ち帰った。英学に興味をもった諭吉だが、国内には蘭学の塾しかなかったため、

(01×02)

図 4-20 くせ登録用文字（被験者 D）

勤勉な父をもつて生まれた諭吉は、緒方洪庵
の適塾に入塾して蘭学を学んだ。長州の軍師
大村益次郎や、松平春嶽（慶永）の秘書橋本
左内も、適塾で学んでいた。諭吉はここで頭
角をあらわし、のちに塾長となるが、実家の
兄が死んだため後を継ぐことになり、幕府に
出仕。幕府の命で渡米の機会を得、短期間な
がら多くのことを学び、「ウエブスター辞書
」を日本に持ち帰った。英学に興味をもった
諭吉だが、国内には蘭学の塾しかなかったため、

(20×10)

図 4-21 くせ文字フォント出力結果（被験者 D）

勤勉な父をもつて生まれた諭吉は、緒方洪庵
の適塾に入塾して蘭学を学んだ。長州の軍師
大村益次郎や、松平春嶽（慶永）の秘書橋本
左内も、適塾で学んでいた。諭吉はここで頭
角をあらわし、のちに塾長となるが、実家の
兄が死んだため後を継ぐことになり

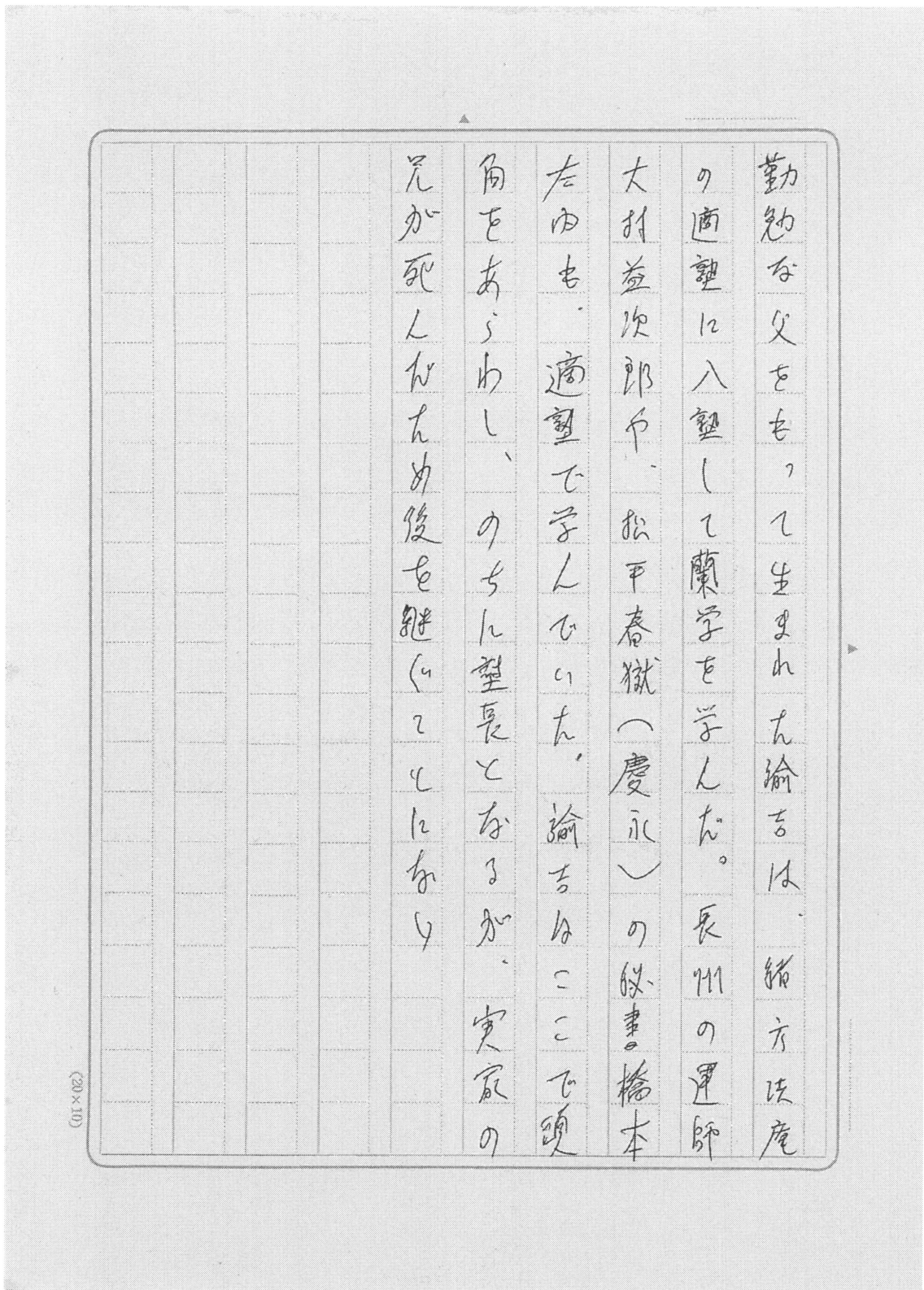
(20×10)

図 4-22 くせ登録用文字（被験者 E）

勤勉な父をもつて生まれた諭吉は、緒方洪庵
の適塾に入塾して蘭学を学んだ。長州の軍師
大村益次郎や、松平春嶽（慶永）の秘書橋本
左内も、適塾で学んでいた。諭吉はここで頭
角をあらわし、のちに塾長となるが、実家の
兄が死んだため後を継ぐことになり、幕府に
出仕。幕府の命で渡米の機会を得、短期間な
がら多くのことを学び、ハウエブスター辞書
を日本に持ち帰った。英学に興味をもった
諭吉だが、国内には蘭学の塾しかないため、

(20×10)

図 4-23 くせ文字フォント出力結果（被験者 E）



(20×10)

図 4-24 くせ登録用文字（被験者 F）

諭吉だが、国内には蘭学の塾しかないたため、
 勤勉な父をもつて生まれた諭吉は、緒方洪庵
 の適塾に入塾して蘭学を学んだ。長州の軍師
 大村益次郎や、松平春嶽（慶永）の秘書橋本
 左内も、適塾で学んでいた。諭吉はここで頭
 角をあらわし、のちに塾長となるが、実家の
 兄が死んだため後を継ぐことになり、幕府に
 出仕。幕府の命で渡米の機会を得、短期間な
 がら多くのことを学び、ウエブスター辞書
 を日本に持ち帰った。英学に興味をもった

(20×10)

図 4-25 くせ文字フォント出力結果（被験者 F）

4.8 検討

4.8.1 くせ情報の客観的評価について

くせ文字フォント生成結果の評価は、主観的評価が基本である。フォントと実際の手書き文字を比較してもらくと、多くの人がその類似性を高く評価している。しかし、主観的評価だけではそのアルゴリズムの有効性を示したことはない。そこで、抽出された個人のくせ情報について客観的に検討するために、以下のような実験をおこなった。図 4-13 の文章 600 文字を 10 人の被験者に筆記してもらう。そして、その手書き文字の文頭から 100 字ずつを切り出し、6 つのグループに分ける。そして、各グループの文字群を用いて、本手法でそれぞれのくせ情報を抽出する。各グループは全く異なる文字群からなるので、同一人物の文字から抽出されたくせ情報が全てのグループで類似していれば、文字に依らない個人のくせが抽出できたと言えるだろう。まず、幾何学的変位情報を視覚的に比較できるようにしたのが、図 4-26 である。これらは、元々格子状にマッピングされた直線を幾何学的変位により歪ませた結果である。異なった文字群にもかかわらず、同一人物で似たような変位が見られることがわかる。そして、異なる人物間では特徴がそれぞれ異なっている点も重要である。

さらに、以上の結果を定量的に検証するため、次のようなことをおこなった。2 つの変位情報を取り出し、以下の式で類似度 s_1 を算出する。

$$s_1 = \sum_{x,y} \sqrt{\{avr(DX_1(x,y)) - avr(DX_2(x,y))\}^2 + \{avr(DY_1(x,y)) - avr(DY_2(x,y))\}^2} \quad (4-8)$$

この類似度は、値が 0 に近いほど類似性が高いと考えられる。従って、本人同士で算出した場合と、他人同士で算出した場合とでは、前者の方が値がより小さくなるはずである。そこで、本人同士および他人同士の全ての組み合わせにより算出される類似度 s_1 の平均値を求め、比較してみた。結果は表 4-1 のとおりである。確かに、本人同士の方が他人同士に比べ 2 分の 1 以下の数値になっていることが分かる。

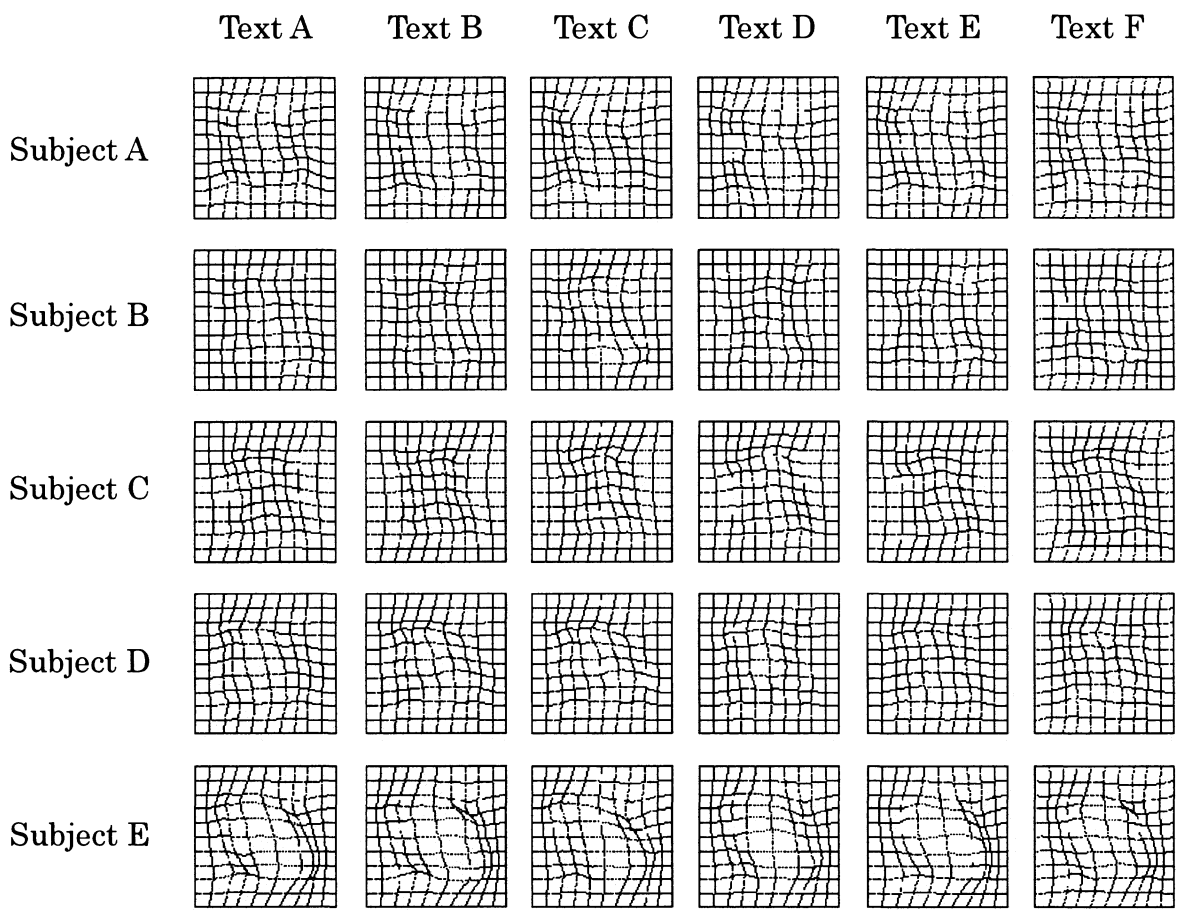


図 4-26 幾何学的変位情報の比較

表 4-1 類似度 s_1 の比較

$s_{1,本人同士}$	$s_{1,他人同士}$	$s_{1,他人同士} / s_{1,本人同士}$
4662	10080	2.161

表 4-2 類似度 s_2 の比較

$s_{2,本人同士}$	$s_{2,他人同士}$	$s_{2,他人同士} / s_{2,本人同士}$
0.026	0.13	4.8

表 4-3 類似度 s_3 の比較

$s_{3,本人同士}$	$s_{3,他人同士}$	$s_{3,他人同士} / s_{3,本人同士}$
0.013	0.016	1.2

これと同様に、大きさ情報の類似度も比較してみた。以下の式で類似度 s_2 , s_3 を求めた。

$$s_2 = \sqrt{(\text{avr}(S_{\text{user1}} / S_{\text{box}}) - \text{avr}(S_{\text{user2}} / S_{\text{box}}))^2} \quad (4-9)$$

$$s_3 = \sqrt{(\text{std}(S_{\text{user1}} / S_{\text{box}}) - \text{std}(S_{\text{user2}} / S_{\text{box}}))^2} \quad (4-10)$$

結果は表 4-2, 4-3 のとおりである。これによると、文字の大きさの平均値は本人同士と他人同士の間で大きな差がみられ、一方、文字の大きさの標準偏差はその差が相対的に小さいことが分かる。これは、文字の大きさの平均値は個人個人でバラエティ豊かなのに対し、標準偏差の方はそれほど種類が多くないからであると考えられる。このことから、標準偏差の情報は、くせ情報としてはあまり重みの大きな情報ではないことが分かった。

以上のことから、客観的にも個人のくせを反映した文字フォントが確かに生成されていることが確かめられた。

4.8.2 必要な文字数について

個人のかせを抽出するのに最低何文字程度の文字数が必要かを調べた。これについては、幾何学的変位情報のみ検討した。ここでは、次のような式を用いて調べることにした。

$$s(k) = \sum_{x,y} \sqrt{\{(avr(DX_k(x,y)) - avr(DX_{k-1}(x,y)))^2 + (avr(DY_k(x,y)) - avr(DY_{k-1}(x,y)))^2\}} \quad (4-11)$$

ここで、 $s(k)$ は k 個の文字数で幾何学的変位情報を求めたときと、 $k-1$ 個の文字数で求めたときの間で、どのくらい抽出結果が類似しているかを数値化したものである。結果は図 4-27~31 のとおりである。ここでは、5 人分の結果を載せている。どの場合でも、 k が大きくなるにしたがい、 $s(k)$ は徐々に収束していくのが見てとれる。これによると、150~200 文字程度のところでほとんど収束しており、以降はあまり変化がないので、個人のかせを抽出するには 150 文字ほどが適当な数ではないかと考えられる。しかし、100 字でもある程度近い結果を得ることができると考え、被験者の負担も考慮し、構築したシステムは 100 字に設定した。

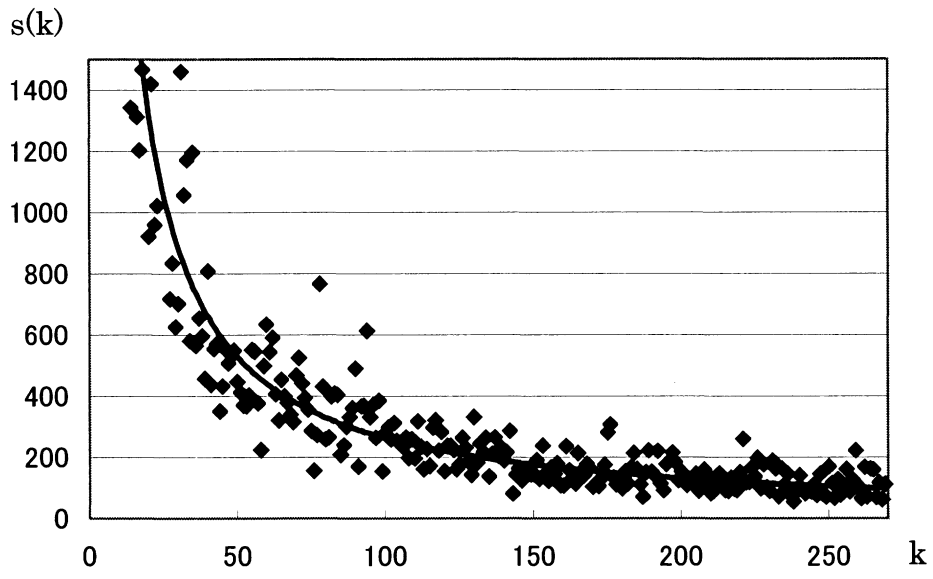


図 4-27 文字数 k と $s(k)$ の関係 (被験者 A の場合)

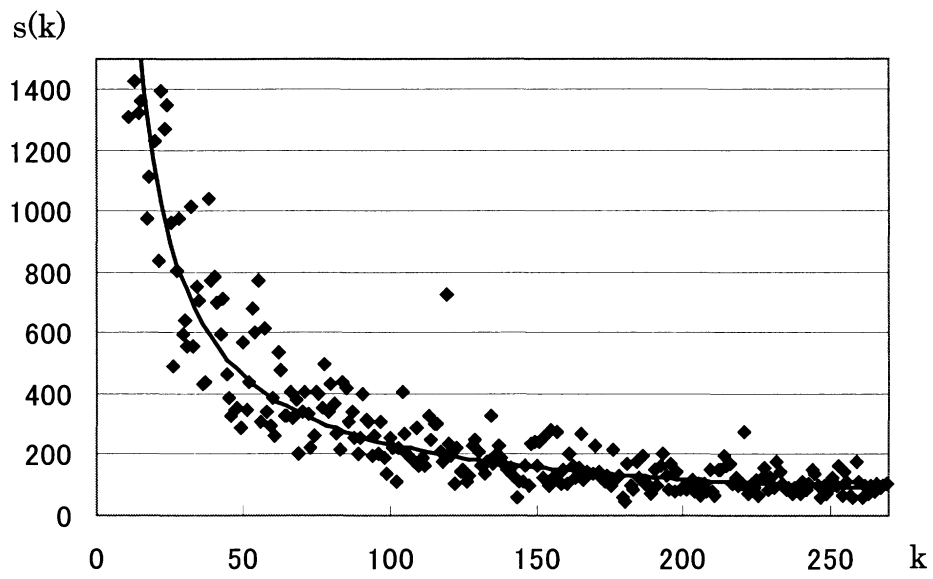


図 4-28 文字数 k と $s(k)$ の関係 (被験者 B の場合)

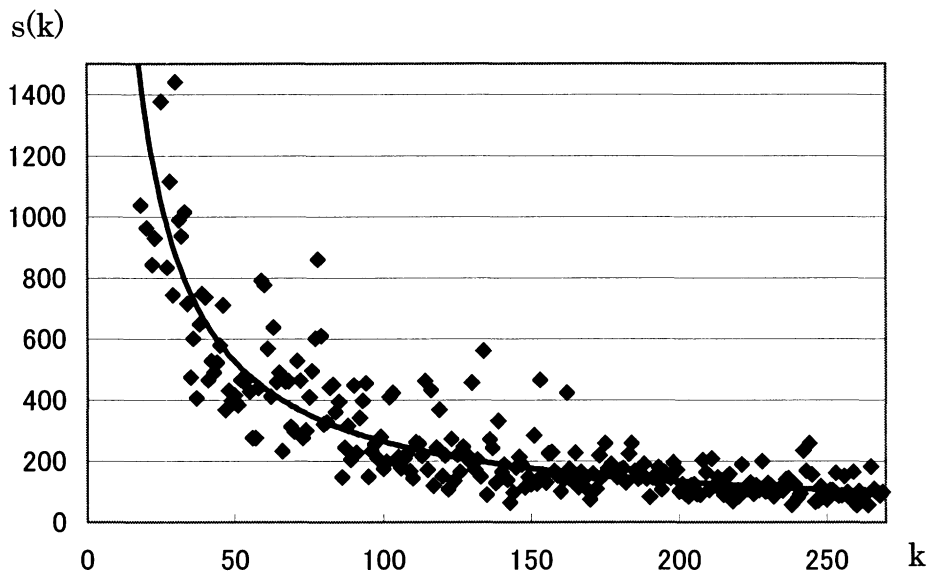


図 4-29 文字数 k と $s(k)$ の関係 (被験者 C の場合)

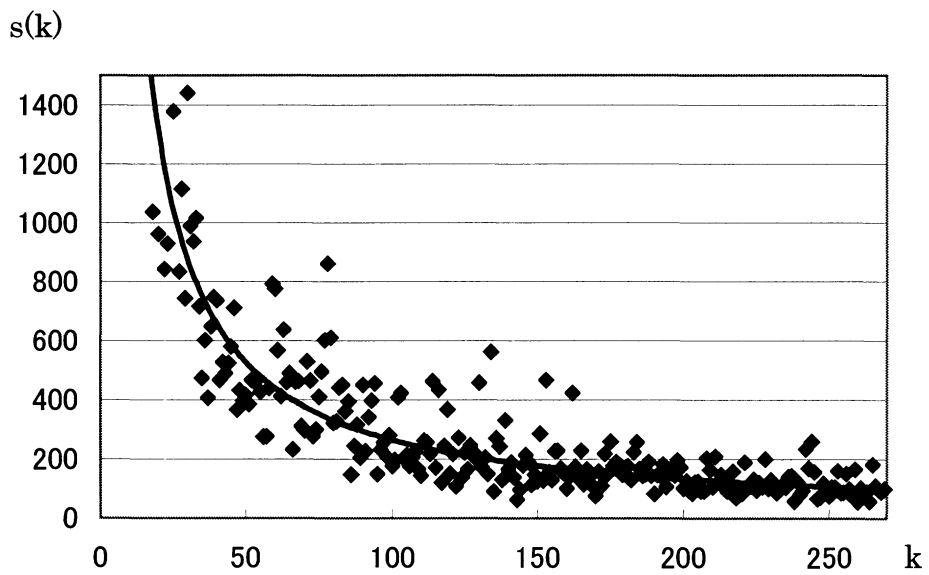


図 4-30 文字数 k と $s(k)$ の関係 (被験者 D の場合)

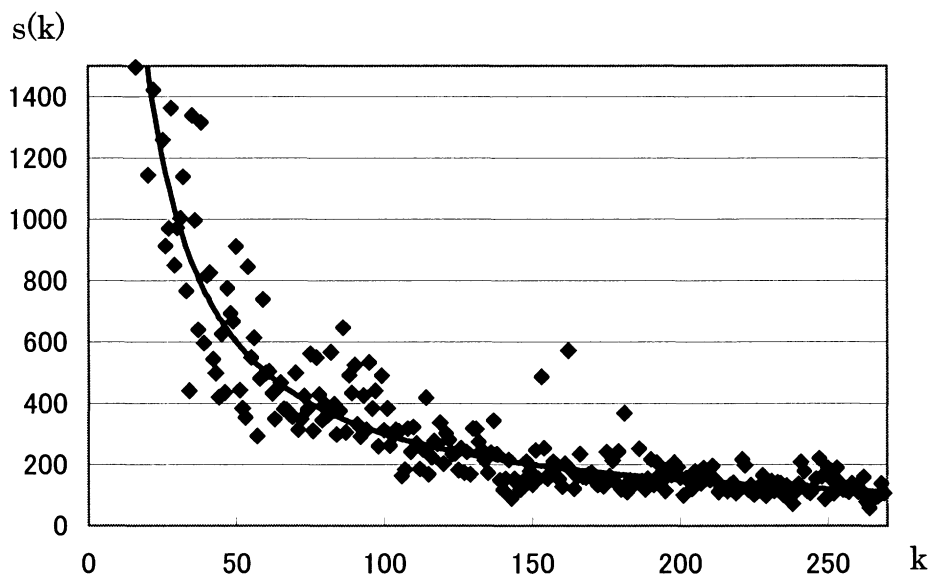


図 4-31 文字数 k と $s(k)$ の関係 (被験者 E の場合)

第5章 結言

本章では，前章までで明らかになったことをまとめ，本研究の成果を総括する．

手書き文字の個人性についての3つの応用事例に対する新たな手法を提案し、それにあわせ、手書き文字における個人性特徴の定量化手法を確立することを目的とし、その原理を検証するために種々の実験をおこなった。以下に本研究により得られた成果をまとめる。

1. 参照署名から個人のくせの強い部分を複数抽出して、その部分的特徴のみを用いて照合するオフライン署名照合の新しい手法を提案し、その性能評価を行った。提案手法では、部分的な個人性特徴の強さをあらわす指標として、繰り返し書いたときのぶれの大きさ、およびペンの運びの複雑さを用いた。それらの部分的特徴を自動抽出するのに遺伝的アルゴリズムを用いた。被験者20人で照合実験を行い、**Type I error** と **Type II error** の平均が、最小で2.63%という結果が得られた。これは全体的特徴を用いた照合方法より約10%良い結果であった。
2. 手書き文字に現れる字種に依存しない個人のくせを抽出し、テキスト独立型筆者照合を実現するための一手法を提案した。本手法で抽出される特徴量は、文字を構成するストロークが主としてどの方向を向いているかを反映したものである。本手法の実効性を確認するために、20人の被験者と4種のテキストによる照合実験を行ったところ、最高正答率として本人承認率95.00%、他人排除率95.04%という良好な結果が得られ、その有効性が確認された。
3. 手書き文字から個人のくせ情報を抽出し、それを用いて、ユーザーのくせを反映した手書き風文字フォントを自動生成するアルゴリズムを提案した。ここで用いた個人性情報は、文字の大きさ情報と幾何学的変位情報であり、標準文字フォントを選択するのに、前述したテキスト独立型筆者照合の特徴量を利用した。また、提案するアルゴリズムを実装した「くせ文字フォント自動生成システム」を開発した。実際に多数の被験者に筆記してもらった手書き文字から、その被験者らのくせを反映した文字フォントを出力し、目視による比較や定量的な検討をおこなうことで、そのアルゴリズムの有効性を確認した。

さて、1章において、テキスト依存型・独立型と抽出すべき個人性特徴の関係を以下のように整理した。

- テキスト依存型：全体的特徴，部分的特徴の両方とも利用できる
- テキスト独立型：全体的特徴は利用できるが，部分的特徴を用いるのは困難

このことから、テキスト依存型問題への応用には部分的特徴の適用が、テキスト独立型問題への応用には全体的特徴の適用が相応しいことを述べた。本研究の成果は、一貫してこれを支持する結果であった。そして、それぞれの実験による検証から、手書き文字の個人性特徴が定量的に有意なものとして抽出されたと言える。部分的特徴として、変動エントロピーが低く、ストローク方向ヒストグラムのエントロピーが高い部分として定量化した結果、署名の照合率は向上した。また、全体的特徴として、疑似細線化と千切り処理により抽出された特徴量は、テキスト独立な筆者照合を可能にし、くせ文字フォント作成のための標準文字フォント選択に応用できた。さらに、大きさ情報と幾何学的変位情報は、定量的に抽出された特徴をくせ文字フォントとして表現することを可能にした。これらは、どの場合でもオールマイティに応用できる統一された特徴ではない。しかし、本人が書いた場合に常に類似しており、他人が書いた場合は明らかに異なるようなパターンを特徴とみなした場合、全て個人性特徴と考えて間違いない。そして、1章で述べたことの繰り返しになるが、やはり何に応用するかで適宜選択していくべきものではないかと考える。

本研究はオフライン型の個人性特徴のみに焦点を絞ったが、この成果はオンライン型の個人性特徴抽出にも容易に適用できる。従って、オンライン型署名照合などへの応用も、十分な可能性を持っている。また、オンライン型では筆速、筆圧、筆順などの情報も同時に取り込めるため、これらを加味した新たな個人性特徴抽出への発展も期待される。オンライン情報による個人性特徴の応用として最も重要なのは、PDA等に利用される文字認識のパーソナル最適化であろうと著者は考える。オフライン型でも同様のテーマは考えられるが、応用面における市場ニーズの高さを考えると、オンラインの方がより重要である。本研究の、特にテキスト独立型に関する成果は、このテーマに取り組むための良き指針となり得るだろう。

最後に、個人のくせを反映した手書き文字フォント自動生成法に関しては、2001年6月、慶應義塾大学から特許が出願され、その後、イースト株式会社にライセンス供与されたことを報告しておく。2003年2月1日に「おれん字」という商品名でソフト販売される。

謝辞

本研究は、著者が慶應義塾大学大学院 理工学研究科博士課程在学中に行ったものであります。本研究を遂行し、また本論文をまとめるにあたり、終始適切なお指導、ご意見を賜りました、慶應義塾大学理工学部教授 中島真人 工学博士に深い感謝の意を表します。

また、本論文を審査して下さるとともに、本研究の内容に関して貴重なご示唆をお与えくださいました、慶應義塾大学理工学部教授 小沢慎治 工学博士、同大学理工学部教授 浜田 望 工学博士、同大学理工学部助教授 池原雅章 工学博士に心から感謝いたします。

また、本研究を進めるにあたり、多大な御助言、御協力を頂きました財団法人日本放送協会 安藤 文彦 工学博士、香川大学工学部助教授 山口 順一 工学博士、(株)CMD リサーチ 尹 熙元 工学博士に感謝致します。

さらに、本研究の実験およびシステムの開発にご協力頂いた、高嶋 潤 氏（現在、(株)オムロン）、原田 龍之 氏（現在、(株)NTT ドコモ）、田中 敬子 氏（現在、慶應義塾大学大学院理工学研究科修士課程）に感謝の意を表します。

最後に、日頃から御指導、御討論頂き、加えてデータ取得等に参加、ご協力頂きました慶應義塾大学理工学部電子工学科中島研究室の皆様には、深く感謝致します。

参考文献

- [1] 益満健, 小林哲則: “部分隠れマルコフモデルとそのジェスチャの認識への応用”, 情報処理学会論文誌, Vol.41, No.11, pp.3060-3069, Nov. , 2000.
- [2] 坂口 貴司, 岡林 孝志, 金森 務, 井口 征士: “運動覚センサと筋電位センサを併用したジェスチャ認識”, 信学論 (D-II), Vol.J81-DII, No.10, pp.2385-2393, 1998.
- [3] 吉村 功, 吉村ミツ: “筆者認識研究の現段階と今後の動向”, 信学技法 PRMU 96-48, 1996.
- [4] R. Plamondon, G. Lorette: “Automatic signature verification and writer identification - The state of the art -”, Pattern Recognition, vol.22, No.2, pp.107-131, 1989.
- [5] 吉村ミツ, 吉村 功: “筆者識別技術の最近の動向”, 信学誌, vol.72, No.7, pp.788-791, 1989.
- [6] 田口英郎: “書字による個人識別の技術”, システム／技術／情報, vol.35, No.7, pp.398-407, 1991.
- [7] 塩野 充, 真田英彦: “個人識別技術の最近の研究動向”, 信学技法, IE92-49, 1992.

- [8] 坂野 鋭：“バイオメトリック個人認証技術の動向と課題”，信学技法, PRMU99-29, 1999.
- [9] 内田 薫：“バイオメトリクスによる個人認証”，映像情報メディア学会誌, Vol.55, No.2, pp.172-175, 2001.
- [10] S. H. Kim, M. S. Park, J. Kim: “Applying personalized weights to a feature set for on-line signature verification”, ICDAR '95, pp.882-885, 1995.
- [11] Chan F. Lam, David Kamins: “Signature recognition through special analysis”, Pattern Recognition, Vol.22, No.1, pp.39-44, 1989.
- [12] G. Dimauro, S. Impedovo, G. Pirlo: “A stroke-oriented approach to signature verification”, 2nd IWFHR, pp.279-292, 1991.
- [13] R. Plamondon, P. Yergeau, J. J. Brault: “A multi-level signature verification system”, 2nd IWFHR, pp.293-301, 1991.
- [14] 中嶋信二, 浜本隆之, 半谷精一郎：“署名時のペンの傾きに着目したオンライン署名照合”，信学技報, PRMU97-242, pp. 15-22, 1998.
- [15] 田口英郎, 桐山公一, 田中英二, 藤井克彦：“ペンの動きに着目したオンライン署名照合法”，信学論 (D), J71-D, Vol.5, pp.830-840, 1988.
- [16] 金長吉, 渡辺正晴, 川嶋稔夫, 青木由直：“非公開パラメータに基づくオンライン署名照合”，信学論 (D), J75-D-II, Vol.1, pp.121-127, 1992.
- [17] 中嶋信二, 浜本隆之, 半谷精一郎：“日本語署名を用いたオンライン筆者照合”，1997 信学ソ大, No.D-12-14, pp.206, Sept. , 1997.

- [18] 山中晋爾, 浜本隆之, 半谷精一郎: “ペンの傾きを利用した署名照合法式の改良”, 信学技報, ISEC2000-18, pp.65-72, 2000.
- [19] 野中俊宏, 菊池真美, 赤松則男: “署名時の筆圧情報に基づく個人認証”, 信学技報, HIP2000-19, pp.7-12, 2000.
- [20] M. A. Ismail, Samia Gad: “Off-line arabic signature recognition and verification”, Pattern Secognition, Vol.33, pp.1727-1740, 2000.
- [21] H. Baltzakis, N. Papamarkos: “A new signature verification technique based on a two-stage neural network classifier”, Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol.14, pp.95-103, 2001.
- [22] F. Ali, R. Pavlidis: “Syntactic recognition of handwritten numerals”, IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 7(7), pp.537-541, 1977.
- [23] J. J. Brault, R. Plamondon: “Segmenting handwritten signatures at their perceptually important points”, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 15(9), pp.953-957, 1993.
- [24] S. Lee, J. C. Pan: “Off-line tracing and representation of signatures”, IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 22(4), pp.755-771, 1992.
- [25] R. Bajaj, S. Chandhury: ”Signature verification using multiple neural classifiers”, Pattern Recognition, Vol.30, No.1, pp.9-17, 1997.
- [26] K. Huang, H. Yan: ”Offline signature verification based on geometric feature extraction and neural network classification”, Pattern Recognition, Vol.30, No.1, pp.9-17, 1997.

- [27] 吉村ミツ, 吉村 功: “旅行小切手上の日本人署名の照合に関する検討”, 信学論 (D-II), vol.J80-D-II, No.7, pp.1764-1773, 1997.
- [28] 吉村ミツ, 吉村 功: “D P マッチング法の逐次適用による日本字署名のオフライン照合”, 信学技報 PRMU 97-41, 1997.
- [29] 篠崎亮人, 中島真人: “Peripheral Histogram と Sinogram によるオフライン筆者照合”, 信学技報 PRMU 97-243, 1997.
- [30] 池田政臣, 中島真人: “文字成分の傾きに着目したオフライン署名照合”, 信学技報 PRMU 97-243, 1998.
- [31] 長谷川武明, 津田雄則, 羽倉幸雄: “ニューラルネットワークと 2 次元空間スペクトルを用いたテキスト独立性のある筆者認識システム”, 信学全大会論文集, vol.1990, Autumn, Pt.6, p.6.348, 1990.
- [32] 津田雄則, 長谷川武明: “ニューラルネットワークと空間スペクトルを用いたテキスト独立型筆者認識の性能評価”, 信学全大会論文集, vol.1991, Autumn, Pt.6, p.6.242, 1991.
- [33] M. Yosimura, I. Yosimura, Hyun B. Kim: "A text-independent off-line writer identification method for Japanese and Korean sentences", IEICE Trans., INF.&SYST., Vol.E76-D, No.4, pp.454-461, 1993.
- [34] <http://www.cybersign.co.jp>.
- [35] 黒田正典: “書の心理 ー筆跡心理学の発達と課題ー”, 誠信書房, 1964.
- [36] 榎田 仁: “筆跡から性格がわかる”, 講談社ブルーバックス, 1997.

- [37] M. Yoshimura, F. Kimura, I. Yoshimura: "Experimental comparison of two types of methods of writer identification", Trans. IECE Japan, E65, 6, pp.345-352, 1982.
- [38] 吉村ミツ, 吉村 功: "自動照合用の日本字署名デザインの試み", 信学技報 PRMU 98-226, 1999.
- [39] 安本 護, 池田尚志, 豊倉完治: "部分字形組合せを用いた手書き風フォントの自動生成", 信学技報 PRMU94-83, pp.87-95, 1994.
- [40] 安本 護, 池田尚志, 堀井 洋: "大域的個人性と局所的個人性に基づく手書き風フォントの生成", 信学論(D-II), Vol.J80-D-II, No.11, pp.2930-2939, 1997.
- [41] 塩野 充: "非線形な幾何学的ひずみを用いた手書き風文字パターン生成の一手法", 信学論(D-II), Vol.J74-D-II, No.2, pp.209-219, 1991.
- [42] 横矢直和: "多重スケールでの正則化によるステレオ画像からの不連続を保存した曲面再構成", 信学論 (D-II), vol.J76-D-II, No.8, pp.1667-1675, 1993.
- [43] 水上嘉樹, 古賀和利, 鳥岡豊士: "抽出変位を行う手書き文字認識システム" 信学論(D-II), Vol.J80-D-II, No.1, pp63-72, 1997.
- [44] 長谷博行, 米田政明, 酒井 充, 吉田順作: "変動エントロピーによる文字変動の評価", 信学論(D), Vol.J71-D, No.6, pp.1048-1056, 1988.
- [45] 三宮信夫, 喜多 一, 玉置 久, 岩本貴司: "遺伝アルゴリズムと最適化", 朝倉書店, 1998.
- [46] 水上嘉樹, 吉村ミツ, 三池秀敏, 吉村 功: "抽出変位を利用する署名照合法の提案", 信学技報 PRMU 98-147, 1998.

- [47] 谷内田正彦：“コンピュータビジョン”，丸善，1990.
- [48] 鶴岡信治，栗田昌徳，原田智夫，木村文隆，三宅康二：“加重方向指数ヒストグラム法による手書き漢字，ひらがな認識”，信学論(D), J70-D, No.7, pp. 1390-1397, 1987.
- [49] 安藤慎吾，中島真人：“オフライン署名照合における局所的な個人性特徴のアクティブ探索法”，信学論(D-II), Vol.J84-D-II, No.7, pp.1339-1350, 2001.
- [50] Shingo Ando, Masato Nakajima: "An Active Search of Local Individualities for an Off-line Signature Verification", IAPR Workshop on Machine Vision Applications (MVA2000), pp.156-159, 2000.
- [51] 安藤慎吾，中島真人：“オフライン署名照合における局所的な個人性特徴のアクティブ探索法”，画像の認識理解シンポジウム (MIRU2000) , pp.7-12(part II), 2000.
- [52] 安藤慎吾，中島真人：“ストロークの方向性に着目したテキスト独立型筆者照合”，電気学会論文誌 C, Vol.120-C, No.11, pp.1732-1737, 2000.
- [53] 安藤慎吾，池田政臣，中島真人：“テキスト独立型自動筆跡鑑定法”，第4回画像センシングシンポジウム (SII'98) , pp.333-336, 1998.
- [54] 安藤慎吾，高嶋 潤，中島真人：“個人の筆記のくせを反映した手書き風文字フォント自動生成”，第7回画像センシングシンポジウム (SSII2001) , pp.177-180, 2001.
- [55] 安藤慎吾，原田龍之，中島真人：“くせ文字フォント自動生成システムの開発”，第8回画像センシングシンポジウム (SSII2002) , pp.191-196, 2002.