

修 士 論 文

多言語署名のための
組み合わせ分割照合法

平成 26 年度修了

三重大学大学院工学研究科

博士前期課程 情報工学専攻

尾木 雄貴

はじめに

情報化社会におけるセキュリティ対策として個人認証が広く用いられている．個人認証の手法として，バイオメトリクスがある．バイオメトリクスの中でも署名照合は，署名行為が社会的に受け入れられておりデータ取得に対する拒絶感や抵抗感が少ないこと，行動的特徴であるため本人の意思確認を伴う利点があり，数多くの研究が行われている．

署名照合の方式にはオンライン署名照合とオフライン署名照合がある．オンライン署名照合は，タブレットなどを用いて取得したペンの座標情報，筆速，筆圧を利用する方法である．オフライン署名照合は，すでに書かれた署名の筆跡を利用する方法である．タブレット端末が普及に伴い，オンライン署名照合の利用環境が整ったこと，筆速，筆圧などより多くの情報を取得，利用して高精度な照合が期待できることからオンライン署名照合が実用化されつつある．オンライン署名照合に関する研究はこれまで数多く行われてきたが，そのほとんどが筆跡を時間関数と捉えて照合を行う手法であり，登録署名数の削減，さらなる照合精度の向上という課題が残されている．これらの問題を解決するため，上平らはオフライン特徴とオンライン特徴に基づく組み合わせ分割照合法を提案し，少数の登録署名を用いた時の照合精度を改善した．しかし，上平らの手法は，処理の一部に日本語署名にのみ見られる特徴を利用しているため，日本語署名以外には適用することができない．

本研究では，組み合わせ分割照合法の多言語署名照合に適用するための改良と検証を行う．提案手法において，オフライン特徴による照合では，フルネームの署名画像とフルネーム署名画像を重心で左右に分割した重心左側画像と重心右側画像の計 3 個からそれぞれ特徴ベクトルを抽出し，各特徴ベクトルごとにマハラノビス距離を算出する．オンライン特徴による照合では，フルネーム署名の時系列データとフルネーム署名の時系列データを重心で左右に分割したデータ計 3 個に DP マッチングを適用する．3 つのマハラノビス距離と 3 つ DP マッチングにより得られた相違度を合わせて新たに 6 次元特徴ベクトルとし，これを SVM (Support Vector Machine) に入力し最終的な照合を行う．提案手法の有効性を評価するため，中国語・オランダ語に対し，EER (Equal Error Rate) を用いて評価実験を行った．EER とは，FRR (False Rejection Rate) と FAR (False Acceptance Rate)

が等しくなるようしきい値を定たときの全体のエラー率である．実験の結果，中国語・オランダ語の順に 1.02%・4.29%の EER が得られ，提案手法は，日本語署名以外に対する署名照合においても EER を減少させることが示された．今後の課題として，今回とは異なる言語で書かれた署名に対する精度の検証，異なる署名照合手法との組み合わせや，フルネーム署名から部分署名を抽出する新たな手法の検討・が挙げられる．

目次

はじめに	i
第 1 章 緒言	1
1.1 研究の背景	1
1.2 署名照合	2
1.3 研究の目的	4
1.4 本論文の構成	5
第 2 章 提案手法	6
2.1 照合手順	6
2.2 時系列点座標データの取得	6
2.3 濃度こう配特徴をマハラノビス距離で分類を行う署名照合	7
2.4 DP マッチングを用いる署名照合	13
2.5 SVM (Support Vector Machine)	14
第 3 章 実験	15
3.1 実験データ	15
3.2 EER (Equal Error Rate)	16
3.3 重心分割による分割照合法 (オフライン特徴)	17
3.4 重心分割による分割照合法 (オンライン特徴)	20
3.5 オフライン特徴とオンライン特徴の組み合わせ	24
第 4 章 結言	28
4.1 まとめと今後の課題	28
付録 A 分割回数の検討	30
A.1 実験データ	31
A.2 実験条件	32

目次	iv
A.3 結果	32
A.4 考察	34
謝辭	35

第 1 章

緒言

1.1 研究の背景

情報化社会の発展により，電子商取引が一般化している．一方で，クレジットカード番号やパスワードの盗用，忘却が問題となっており，セキュリティ対策が重要な課題である．セキュリティ対策として個人認証が広く用いられている．個人認証には，(1) パスワードや暗証番号といった記憶を用いた認証，(2) IC カードや印鑑など所有物を用いた認証，(3) 指紋や虹彩など身体的特徴を用いた認証，(4) 署名やまばたきといった行動的特徴を用いた認証がある．

(1) と (2) は，紛失・忘却により本人であるにも関わらず認証できなくなることや，盗難によって第三者に不正利用されるといった危険性がある．これらに対し，バイオメトリクス [1] と呼ばれる (3) と (4) は，紛失・忘却・盗難のリスクが非常に小さく，他人による代行が困難であることから注目されている．主なバイオメトリクスとその特徴を表 1.1 に示す [2]．ここで，普遍性とは誰もが持っている特徴であること，唯一性とは本人しか持っていない特徴であること，永続性とは時間経過によって特徴が変化しないことを意味する．また，本人拒否率とは本人をなりすましと判別してしまう割合のことであり，他人受入率とはなりすましを本人と判別してしまう割合のことである．表 1.1 から，指紋を用いた認証が最適に思われるが，犯罪捜査に利用されていることから，登録において心理的な抵抗があると言える [3]．

バイオメトリクスはそれぞれに一長一短があり，要求されるセキュリティレベルや利用方法に応じた選択が必要となる．本研究で取り上げる署名照合には，次のような特徴がある．

表 1.1: バイオメトリクスの比較 [2]

情報	特徴量	普遍性	唯一性	永続性	コスト	本人拒否率 (%)	他人受入率 (%)	データ量 (Byte)
指紋	手指の指紋特等量					1.0	0.01	250
掌形	手の大きさ・長さ・比率					0.1	0.1	10
顔	顔輪郭・目・鼻の形・配置					5	5	2,000
静脈	手指の静脈特徴点					1.0	0.01	500
声紋	話者の音声特徴					10	10	1,500
署名	字体・書き順・筆速					5	5	1,000

- 本人確認の際に署名を用いることは、すでに社会的に受け入れられている方法であるため、他のバイオメトリクスと比べ利用者の受容性が高い。
- 行動的特徴による個人認証であるため、本人の意志確認を伴う。
- 永続性の高い身体的特徴の登録データとは違い、流出や漏洩が生じても登録データ変更が可能である。
- 電子文書への貼り付けが可能である。

このような特徴を持つことから、署名による個人認証はバイオメトリクスの中でも重要な技術の一つである [4]。

1.2 署名照合

署名照合とは、本人確認を行う際に署名を求め、その署名が本人によって書かれたものか、あるいは第三者がなりすまして書いたものかを判別することである。

1.2.1 偽筆

署名照合の精度評価を行うためには本人の筆記した署名以外に、偽筆と呼ばれる署名が必要となる。偽筆は本人以外の人物が本人になりすまして筆記した署名である。偽筆は以下の4つに分類することができる [5]。

- ランダム偽筆 (Random Forgery) 本人署名に関する情報が与えられない状況で筆記した署名。形状も任意 (ランダム) の偽筆である。一般には、取得が容易な他人の登録署名をランダム偽筆として用いることが多い [6]。

- 単純偽筆 (Simple Forgery) なりすまし者が署名の筆記内容を知っているが、署名の形状は知らない状況で筆記した署名。文字認識を行えば、同じ署名として認められる可能性はあるが、署名形状と名前に関連がない場合はランダム偽筆と同じである。
- 模写偽筆 (Simulated Forgery) 本人署名を上からなぞることにより作成した偽筆である。署名形状は本人署名に非常に似ている。従って、オフライン署名認証では判別の難しい署名である。
- 訓練偽筆 (Skilled Forgery) 本人署名の形状や書き順、筆記方法等の情報を入手したなりすまし者がオンライン情報を含め真似るための練習を行った後に筆記する署名であり、オンライン署名認証においては最も脅威となる署名である。

1.2.2 オフライン情報とオンライン情報

署名照合方式には、オフライン署名照合とオンライン署名照合がある。オフライン署名照合とは、すでに書かれた署名から得られる筆跡の形態情報を利用する方法である。一方、オンライン署名照合とは、専用機器より取得できる筆順、筆圧、筆速といった署名時の筆記運動情報を利用する方法である。この場合、専用機器としてタブレットや電子ペンが必要になるが、タブレット PC, PDA (Personal Digital Assistant), スマートフォンなど、ペン入力可能な機器の普及が進み、利用環境が整ってきている。また、オフライン情報よりも得られる情報が多く、筆速や筆圧、ペンの傾きは、他人が容易に真似ることができないと考えられる。現実においてどちらの情報を利用できるかは状況次第であるが、オンライン情報の取得環境が整いつつあることと、得られる情報の多さより、本研究ではオンライン署名照合を研究対象とする。

1.2.3 従来研究

オンライン署名照合に関して、署名文化のある欧米で研究が盛んに行われている [5, 7]。しかしそのほとんどが、筆跡の動的情報であるペンの座標、筆速、筆圧、傾きの時系列データに対して DP (Dynamic Programming) マッチングを行う手法 [8]、セグメントごとの曲率や向きなどの局所的特徴の時系列を HMM (Hidden Markov Model) により照合を行う手法 [9] のように、筆跡を時間関数と捉えて照合するものが主流である [4]。最近では、ユーザ共通の Fusion モデルにより複数の距離を組み合わせることで照合を行う手法 [10] が提案されている。この手法では、アルファベットベースの署名を含む公開オンライン署名データベースの MYCT [11] と BIOMET [12] を用いて性能評価を行なっている。MCYT をデータセットとして性能評価を行った場合、登録署名数が 5 個の時に等価誤り

率 3.73%の精度を得ている．また，BIOMET をデータセットとして性能評価を行った場合，登録署名数が 5 個の時に等価誤り率 4.55%の精度を得ている．また日本語署名を対象にした研究も数多く発表されている．文献 [13] では，筆跡の動的情報であるペンの座標，筆圧，傾きの時系列データを用いる手法が提案されている．この手法では 8 氏名から採取した 293 個の真筆，540 個の偽筆を実験データとし，登録署名数を 7～11 個として性能評価を行った結果，本人拒否率 2.4%，他人受け入れ率 1.3%の精度を得ている．文献 [14] では，動的情報の時間変化を離散ウェーブレット変換によりサブバンド分解した信号を特徴とし，適応信号処理技術を応用して照合する手法が提案されている．この手法では 4 氏名から採取した 98 個の真筆，200 個の偽筆を実験データとし，登録署名数を 5 個として性能評価を行った結果，等価誤り率約 5%の精度を得ている．文献 [15] では，タブレットを必要とせず，高感度の電子ペンによって得られる 1 次元の筆圧情報に基づく署名照合法が提案されている．この手法では，31 氏名から採取した 775 個の真筆と 1085 個の偽筆に対して個人認証実験を行い，等価誤り率 11.1%の結果を得ている．

1.3 研究の目的

オンライン署名照合に関する多くの研究が行われてきたが，そのほとんどが筆跡を時間関数と捉えて DP (Dynamic Programming) マッチングや HMM (Hidden Markov Model) によって照合する手法である [8, 9, 13]．これらの手法には，登録署名数の削減や，更なる照合精度の向上という課題が残されている．署名精度を向上する観点からは，多くの登録署名テンプレートを用いることで署名の変動を十分に学習する必要があるが，実利用環境では多くの登録署名の取得は利用者に負担がかかり現実的な方法ではない．一方，登録署名を少数に絞った場合，単一では手法に高い照合精度の実現は困難である．これらの問題を解決するため，上平らはオフライン特徴とオンライン特徴に基づく組み合わせ分割照合法を提案し，少数の登録署名を用いて照合精度を改善に成功した [16]．しかし，上平らの手法は，処理の一部に日本語署名にのみ見られる特徴を利用しているため，日本語署名以外への適用が不可能である．

本研究では，上平らが提案した組み合わせ分割照合法を多言語署名照合に適用するための改良と性能検証を行う．上平らの手法では，フルネーム署名を姓と名に分割し，それらを個別に照合して得た値を SVM (Support Vector Machine) に入力し，照合を行なっている．この手法ではフルネーム署名を姓と名に分割するため，姓と名の間に隙間が存在するという日本語署名特有の特徴を用いている．オランダ語や英語といったアルファベットを用いる署名は，筆記体での筆記が一般的であるため，署名に姓名間の明確な区切りが存在しない．日本語と同様に漢字を用いる中国語の署名は，文字ごとに隙間を開ける習慣があり，上平らの手法の適用は可能である．しかし，崩し文字で一つのストロークで署名され

ることもあり，その場合は姓名間の明確な隙間が存在しないため，隙間を利用した分割では署名を姓と名に分割することができない．本研究では，新たに署名の重心を用いた署名分割を提案し，組み合わせ分割照合法の多言語への適用を行う．重心はすべての署名に存在するため，重心を用いた分割は言語に依存せず，署名を自動的に分割できる．

1.4 本論文の構成

本論文の二章では，本研究における署名照合手法の流れと，各処理の詳細について述べる．さらに第三章では，提案手法の照合実験を実験署名データ，条件とともに結果と考察を述べる．最後に第四章で，本研究のまとめと今後の課題について述べる．

第 2 章

提案手法

本章では，多言語署名のための組み合わせ分割照合法について述べる．

2.1 照合手順

提案手法による署名照合処理の流れを図 2.1 に示す．タブレット PC を用いて取得した入力署名の時系列点座標データを取得する．入力署名として座標値と筆圧の時系列データを受け取り，署名画像を生成する．得られた時系列点座標データの筆圧を濃度値に反映させたフルネーム署名画像を生成する．生成した画像の重心を求め，左右に分割して部分画像（左署名画像と右署名画像）を得る．各画像の濃度こう配特徴を抽出し，マハラノビス距離を算出する．次に，フルネームの時系列点座標データを重心で部分データ（重心左側と右側）に分割し，各署名データに DP マッチングを適用して相違度を算出する．3 つのマハラノビス距離と 3 つの DP マッチングにより得られた相違度を合わせて新たに 6 次元特徴ベクトルとし、SVM により照合，分類する．各手法や処理の詳細については，続く節にて述べる．

2.2 時系列点座標データの取得

署名データの取得は，サンプリングレート 200Hz，解像度 2000line/cm の条件下で取得された．データ収集に使用された機器は WACOM Intuos3 である．取得されるデータは，タブレット上のペンの位置情報 x, y 座標データと奥行き（押し込み具合） z 座標データである [7]．

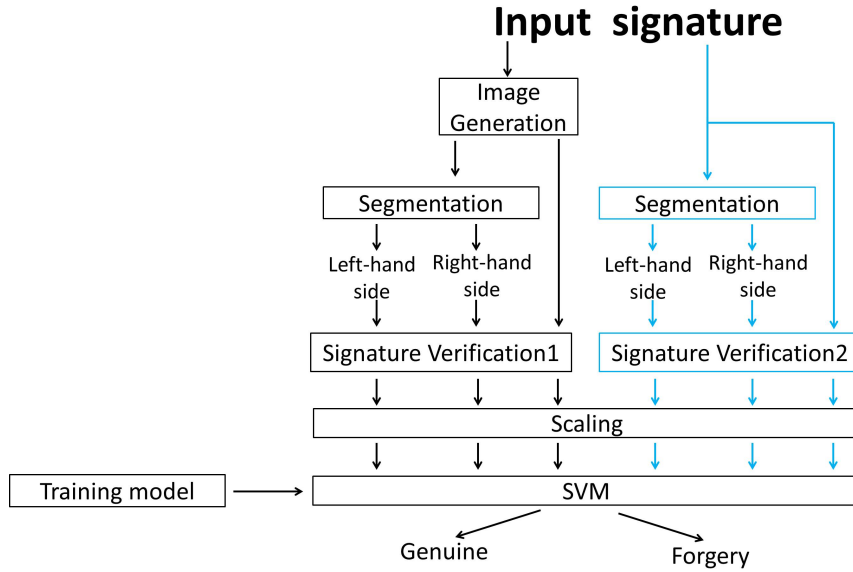


図 2.1: 提案手法の流れ

2.3 濃度こう配特徴をマハラノビス距離で分類を行う署名照合

濃度こう配特徴を用いる署名照合は画像生成，特徴抽出，照合の各ステップから構成されている [17].

2.3.1 オンライン署名データの画像化

時系列点座標と筆圧（ z 座標）を用いて，署名画像を生成する．各画素の濃度を，筆圧の強い点ほど薄く，筆圧の弱い点ほど濃くして筆圧を反映した画像を生成する．画像生成を行うにあたって，データの正規化を行う．

任意の署名の i 番目のサンプル点を次式で正規化する．

$$x'_i = (x_i - x_{\min}) \frac{W}{S} \quad (2.1)$$

$$y'_i = (y_i - y_{\min}) \frac{W}{S} \quad (2.2)$$

ここで， x'_i ・ x_i はそれぞれ正規化後と正規化前における i 番目のサンプル点の x 座標， x_{\min} は全サンプル点の x 座標の最小値， W は筆記者の登録署名の平均横幅サイズ， S は正規化後の登録署名の平均横幅サイズ（予備実験により $S = 700$ ）である．式 2.2 は式 2.1 の x を y に置き換えたものである．

筆圧の正規化は次式で行う．

$$z' = \frac{z}{C} \quad (2.3)$$

ここで， z' ・ z はそれぞれ正規化後と正規化前の筆圧値， C は定数（予備実験により $C = 3$ ）である．ただし， z' が 250 を超える場合は $z' = 250$ とする．

正規化後の座標系列にブレゼンハムの直線描画アルゴリズムを適用し，各サンプル点座標を結ぶ直線を描画する．サンプル点の系列にはペンアップを示す情報がないため，直線描画を行う際，始点の筆圧値が 0 の場合ペンアップ状態であると判定した．直線の描画濃度には，正規化後の筆圧値を反映させる．最後に，4 近傍膨張処理を 3 回行う．署名画像の一例を図 2.2(a)～図 2.2(d) に示す．



(a) 中国語:真筆



(b) 中国語:偽筆



(c) オランダ語:真筆

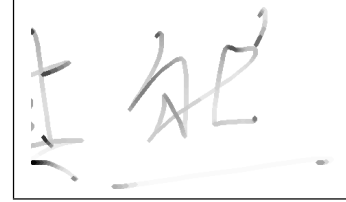


(d) オランダ語:偽筆

図 2.2: 署名画像例



(a) 左署名画像



(b) 右署名画像

図 2.3: 分割後画像

2.3.2 重心を用いた画像分割

フルネームの署名画像をストロークの重心位置で，左署名画像と右署名画像に分割する．分割処理の手順は以下の通りである．

1. フルネーム署名画像をストロークの外接矩形で切り出す．
2. 次式を用いてフルネーム署名画像の重心 GC を求める．

$$GC = \left(\frac{\sum_i x_i f(x_i, y_i)}{\sum_i f(x_i, y_i)}, \frac{\sum_i y_i f(x_i, y_i)}{\sum_i f(x_i, y_i)} \right) \quad (2.4)$$

ここで， x_i ， y_i はそれぞれ画像の横軸縦軸の座標値， $f(x_i, y_i)$ は画素 (x_i, y_i) の濃度値である．

3. GC を通る垂直線で画像を左右に分割する．

図 2.2 (a) の署名画像を重心位置で左右署名画像に分割した画像を図 2.3 に示す．

2.3.3 特徴抽出

特徴抽出処理では，生成した署名画像から濃度こう配特徴の抽出を行う．濃度こう配特徴とは，各画素における濃度こう配の方向別ヒストグラム特徴である [18][19]．本研究では，フルネーム画像と各分割後画像をブロック化し，576 次元の特徴ベクトルを抽出した．以下に濃度こう配特徴の処理手順を示す．

1. 入力画像（図 2.4 (a)）をストロークの外接矩形で切り出し，重心を求める．外接矩形を重心で 4 領域に分け，重心が出力画像（正規化後画像）の中心にくるように 4 つの小領域を個別に位置・大きさを正規化する．正規化後画像（図 2.4 (b)）のサイズは 792×352 である．
2. 正規化後画像の，全画素に 2×2 の平均値フィルタ処理を 5 回行い，実数値を取る濃淡画像（図 2.4 (c)）を得る．
3. 濃淡画像の濃度値の平均が 0，分散が 1 となるよう画像を正準化する（図 2.4 (d)）．

4. 正準化後の画像に対して Roberts フィルタを適用し，各画素ごとにこう配の向きと強度を算出する．こう配の強度 $f(x,y)$ と向き $\theta(x,y)$ はそれぞれ次の式で求められる．

$$f(x,y) = \sqrt{(\Delta u)^2 + (\Delta v)^2} \quad (2.5)$$

$$\theta(x,y) = \tan^{-1} \frac{\Delta v}{\Delta u} \quad (2.6)$$

$$\Delta u = g(x+1, y+1) - g(x, y) \quad (2.7)$$

$$\Delta v = g(x+1, y) - g(x, y+1) \quad (2.8)$$

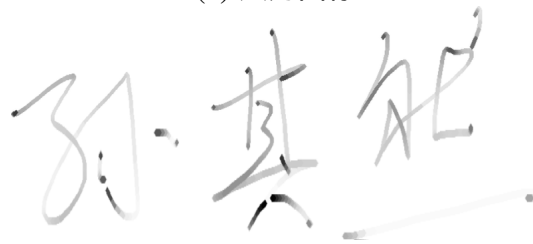
ここで， $g(x,y)$ は画素 (x,y) における画素値である．

5. 式 (2.6) から求めたこう配の向きを $\pi/16$ 刻みの 32 方向に量子化する．
6. 正規化した画像を横 17 ブロック \times 縦 7 ブロックに分割し，各ブロック内で量子化した方向別にエッジ強度の値を加算して局所ヒストグラムを得る．
7. 各ブロックにおいて，32 方向ヒストグラムのこう配強度を 1 次元加重フィルタ [1 4 6 4 1] によって平滑化し，水平右方向から 1 方向おき ($\pi/8$ 刻み) にサンプリングすることで向きを 16 方向に削減する．
8. 各方向ごとに，17 \times 7 ブロックのこう配強度を 2 次元加重フィルタによって平滑化し，奇数行かつ奇数列にあるブロックのこう配強度をサンプリングすることでブロック数を 9 \times 4 に削減する．

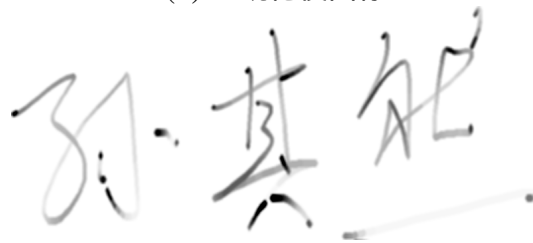
入力画像 (図 2.4 (a)) に対し，抽出した濃度こう配を擬似カラー表現した画像を図 2.4 (e) に示す．この図では，こう配の向き，強度をそれぞれの色相，明度によって表現している．



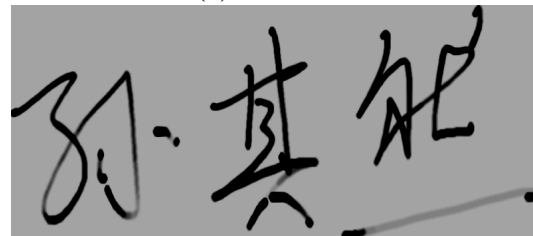
(a) 入力画像



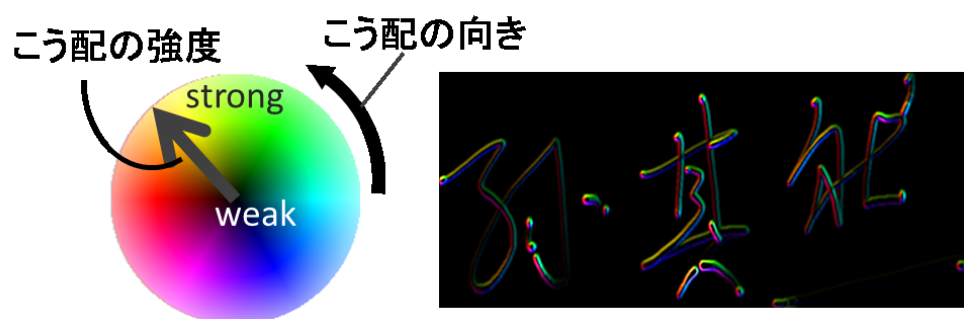
(b) 正規化後画像



(c) 濃淡画像



(d) 正準化後画像



(e) こう配画像

図 2.4: 特徴抽出の流れ

2.3.4 照合

前述の特徴抽出処理により得られた特徴ベクトルに対して登録済みの真筆署名との照合を行う．照合には入力署名の特徴ベクトルと登録署名との正則化マハラノビス距離を用いる．正則化マハラノビス距離は次式で定義される．

$$g_i(X) = (X - M_i)^T \Sigma_i^{-1} (X - M_i) \quad (2.9)$$

ここで X は入力署名の特徴ベクトル， M_i は筆記者 i の平均特徴ベクトル， Σ_i は筆記者 i の併合級内共分散行列である．級内共分散行列 Σ_i のランクは (学習データ数 - クラス数) を超えない．特徴ベクトルの次元数に対して学習データが少ないと Σ_i が正則にならず逆行列が存在しない．そのため， Σ_i を次式で正則化する．

$$(1 - \alpha)\Sigma_i + \alpha \frac{\text{trace}\Sigma_w}{n} I \quad (2.10)$$

ここで Σ_w は全筆記者の級内共分散行列の平均， $\text{trace}\Sigma_w$ は行列 Σ_w の対角要素の和， I は単位行列である．

2.4 DP マッチングを用いる署名照合

DP マッチングによる署名照合の流れを以下に示す．

2.4.1 重心を用いた署名データ分割

フルネームの署名データをストロークの重心位置で，左署名データと右署名データに分割する．分割処理の手順は以下の通りである．

1. フルネーム署名データを 0 点合わせする．
2. 次式を用いてフルネーム署名データの重心 GC_D を求める．

$$GC_D = \left(\frac{\sum_i x_i p_i}{\sum_i p_i}, \frac{\sum_i y_i p_i}{\sum_i p_i} \right) \quad (2.11)$$

ここで， x_i ， y_i はそれぞれ i 番目のサンプル点の署名データの座標値， p_i は i 番目のサンプル点の筆圧値である．

3. GC_D の横方向の座標値を基準値として，各サンプル点の x 座標データが基準値以下ならそのサンプル点は左署名データ，大きければ右署名データとして分割する．

2.4.2 データの正規化

本人であっても署名の大きさや書き始めの位置は常に一定ではない，差異を緩和するため DP マッチングによる相違度を計算する前にサイズの正規化を行う．

1. 学習データ，評価データ共に文字外接枠での筆跡サイズと時間が最大値 100 となるよう線形変換する．
2. それぞれの重心点を算出し，重心点を原点とする座標値に置き換える．

2.4.3 DP マッチング

DP マッチングとは動的計画法を用いるパターンマッチング手法であり，長さが異なる 2 つの系列の類似性を比較する方法 [20] である．

各系列中の 2 サンプル点間の相違度を

$$d^2(0,0) = d(0,0) = \alpha(x_0 - x'_0)^2 + \alpha(y_0 - y'_0)^2 + \beta(z_0 - z'_0)^2 + \gamma(t_0 - t'_0)^2 \quad (2.12)$$

で定義する．ここで， $x_i, y_i, z_i, t_i, (x'_i, y'_i, z'_i, t'_i)$ はそれぞれ順に評価用 (学習用) データの i または j 番目の x, y, z 座標データと経過時間， α, β, γ は重み係数である．各系列の始点間を $D(0,0)$ とし，以下の漸化式で系列を終点までマッチングさせた時の相違度 $D(n,m)$ を計算する．ここで， n, m はそれぞれの系列のサンプル点である．

$$D(i,j) = \min \{D(i-1,j), D(i-1,j-1), D(i,j-1)\} + d^2(i,j) \quad (2.13)$$

2.4.4 照合

本研究では評価データ 1 個に対し全ての登録用データとの相違度を計算し，その中で最小の相違度を用いる最近傍法により照合を行う．

2.5 SVM (Support Vector Machine)

SVM[21] は，現在知られている多くの手法の中で最も認識性能が優れた学習モデルの一つであり，主に 2 クラス分類を行う分類機械である．本研究では，SVM にマハラノビス距離と相違度を特徴ベクトルとして入力し，真筆と偽筆の分類を行う．使用するカーネルは linear, polynomial, RBF である．

第 3 章

実験

3.1 実験データ

本研究では，実験データとして SigComp2011 におけるオンライン署名照合のデータセット [7] を使用した．これは中国語とオランダ語のデータセットである．各言語のデータの内訳を以下に示す．

中国語署名データ

- 登録署名データ : 94 個 (2 個 × 1 名分, 10 個 × 8 名分, 12 個 × 1 名分)
- 評価用署名データ : 648 個 (真筆 125 個, 偽筆 461 個)

オランダ語署名データ

- 登録署名データ : 586 個 (12 個 × 54 名分)
- 評価用署名データ : 1259 個 (真筆 648 個, 偽筆 611 個)

SVM での評価には，2 分割交差検定を行った．これは，評価用データの筆記者のクラスを 2 分割し，一方を SVM の学習用データに利用し，もう一方を評価用データする実験を，学習，評価を入れ替えて 2 回行い，得た EER (Equal Error Rate) の平均を評価結果とする評価方法である．

3.2 EER (Equal Error Rate)

署名照合には，本人拒否と他人受入の 2 種類の誤りが存在する．それぞれの発生率を本人拒否率 (FRR : False Rejection Rate)，他人受入率 (FAR : False Acception Rate) と呼ぶ．本人拒否率は，真筆を誤って偽筆と判定する確率，他人受け入れ率は，偽筆を誤って真筆と判定する確率である．

FRR，FAR の定義を以下に示す．

$$\text{本人拒否率 FRR} = \frac{b}{a+b} \times 100(\%)$$

$$\text{他人受入率 FAR} = \frac{c}{c+d} \times 100(\%)$$

a : 真筆に対して正しく真筆と判定した数

b : 真筆に対して誤って偽筆と判定した数

c : 偽筆に対して誤って真筆と判定した数

d : 偽筆に対して正しく偽筆と判定した数

本人拒否率と他人受入率はトレードオフの関係にある (図 3.1) ．本研究では照合のしきい値 T を変化させて， $\text{FAR} = \text{FRR}$ となったときの等価誤り率 (EER:Equal Error Rate) を示す．EER は真筆と偽筆の事前確率の不均一や変化の影響を受けないため，署名照合の性能評価に適している．

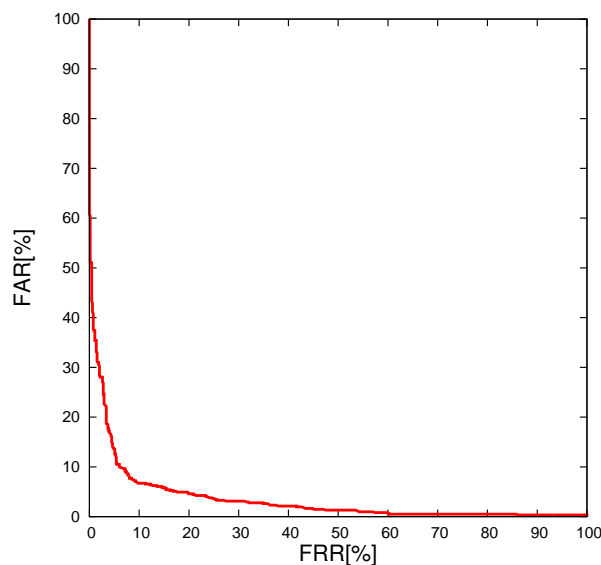


図 3.1: FAR と FRR のトレードオフの関係

3.3 重心分割による分割照合法（オフライン特徴）

任意の言語署名に対し分割可能な分割手法を検討する．分割手法として署名画像を重心で左右に分割する方法を用いた．

フルネーム署名画像とその部分画像である左署名画像と右署名画像から個別に濃度こう配特徴を抽出しマハラノビス距離を算出する．得られた 3 つのマハラノビス距離を 3 次元特徴ベクトルとして SVM に入力し，照合を行い EER を評価した．実験の処理の流れを図 3.2 に示す．

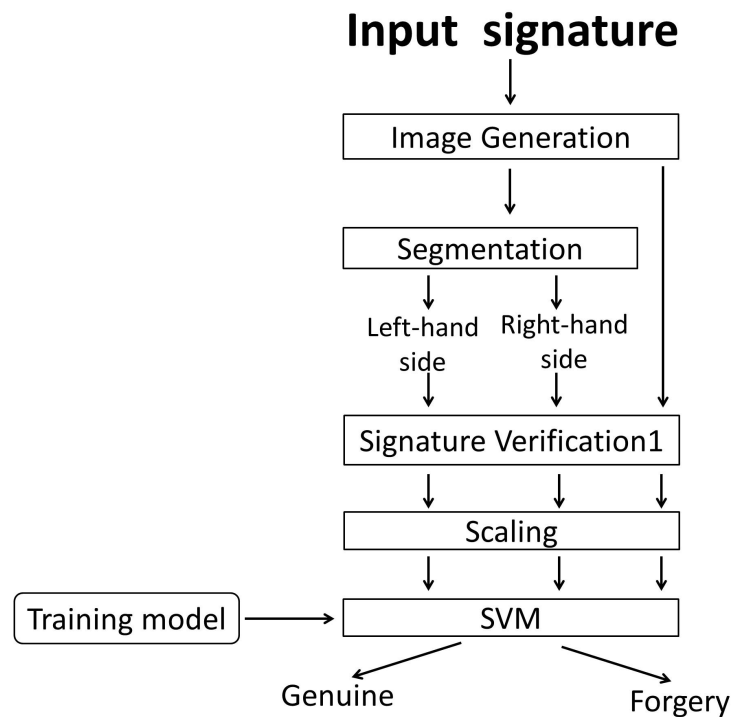


図 3.2: 処理の流れ

3.3.1 実験条件

SVM のカーネルには線形，多項式（2 次・3 次・4 次），RBF（ガウシアンカーネル）のそれぞれを用いた．しきい値は全筆記者共通の値とした．

3.3.2 実験結果

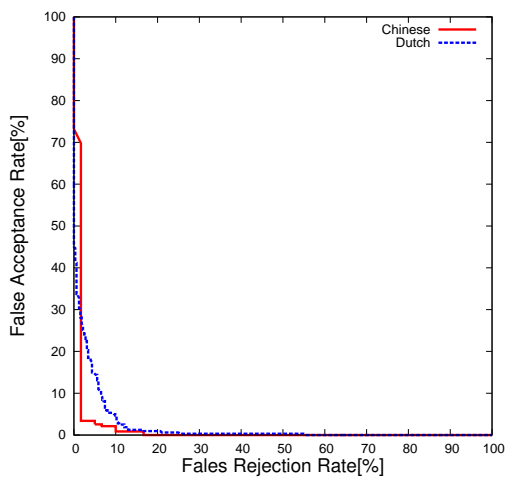
表 3.1 にフルネーム画像と各部分画像を個別に署名照合した場合の照合結果を示す．フルネーム，左署名，右署名の署名画像に対して得られるマハラノビス距離を SVM より組み合わせた場合の照合実験の結果を表 3.2 に示す．4 次多項式カーネルを用いた時の EER が最小値であり，中国語は 3.24%，オランダ語は 7.15%となった．2 分割交差検定のそれぞれの実験における DET 曲線を図 3.3 に示す．DET 曲線とは，分類におけるしきい値をパラメータとして，FRR と FAR をプロットした図であり，原点に近いほど照合精度が良い．

表 3.1: 各画像ごとの等価誤り率 (%)

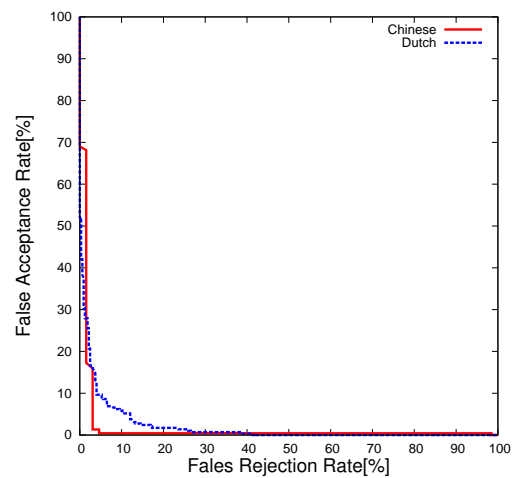
	Full name	Left-hand side	Right-hand side
Chinese	11.95	12.80	4.78
Dutch	9.90	11.61	11.45

表 3.2: 3 つのマハラノビス距離を組み合わせた時の等価誤り率 (%)

language \ Kernel	Full name + Left-hand side + Right-hand side				
	linear	polynomial (deg 2)	polynomial (deg 3)	polynomial (deg 4)	RBF
Chinese	3.92	4.10	3.41	3.24	3.41
Dutch	7.39	7.39	7.15	7.15	7.15



(a) A を学習・B を評価



(b) B を学習・A を評価

図 3.3: 実験 1 : DET 曲線

3.3.3 考察

表 3.1 に示す通り，1 つの署名画像のみを用いた中国語の署名照合では，部分画像である右署名画像を用いた場合に EER が最小となった．このことから，有効な局所領域を抽出することができれば，局所領域のみを用いた署名照合で精度の改善が可能であると考えられる．

フルネーム・左署名・右署名の署名画像から得られる 3 つのマハラノビス距離を SVM を用いて組み合わせた場合の EER は，中国語に対して 3.24%，オランダ語に対して 7.15% であった．署名画像を 1 個のみ用いた場合と比べ，EER が中国語は 1.54%，オランダ語 2.75% 減少した．この結果は，重心を用いてフルネーム署名画像を左右に分割し，各画像ごとのマハラノビス距離を SVM で組み合わせることが有効であることを示している．これは，フルネーム署名画像から抽出される特徴には大局的情報が反映される一方，分割後の左右署名画像から抽出される特徴には局所的情報が反映されており，双方には相補性があると考えられる．

3.4 重心分割による分割照合法（オンライン特徴）

任意の言語署名の時系列データを重心を用いて分割する．

フルネーム署名と左署名・右署名の時系列点座標データに DP マッチングを適用し，相違度を算出する．得られた 3 つの相違度を 3 次元特徴ベクトルとして SVM に入力し，照合を行い EER を評価した．実験の処理の流れを図 3.4 に示す．

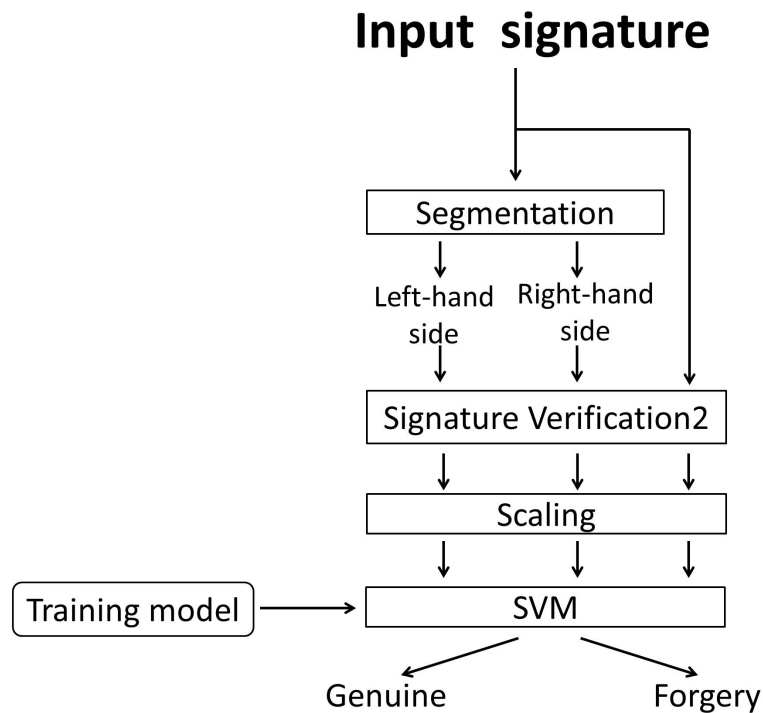


図 3.4: 処理の流れ

3.4.1 実験条件

SVM のカーネルには線形，多項式（2 次・3 次・4 次），RBF のそれぞれを用いた．しきい値は全筆記者共通の値とした．

3.4.2 実験結果

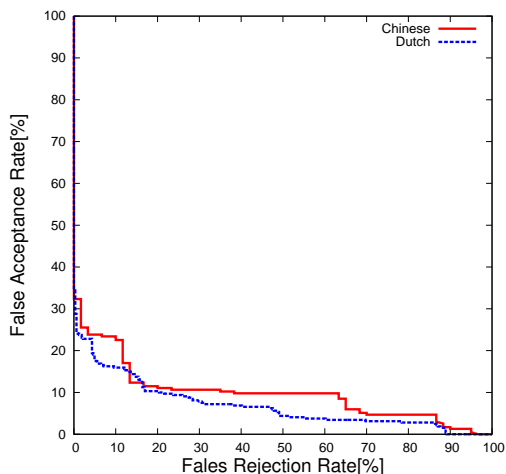
表 3.3 にフルネーム署名データと各部分署名データを個別に署名照合した場合の照合結果を示す．フルネーム署名，左署名，右署名の時系列データに DP マッチングを適用し得られた相違度を SVM により組み合わせた場合の照合結果を表 3.4 に示す．3 次多項式カーネルを用いた時の EER が最小値であり，中国語は 17.24%，オランダ語は 13.51% となった．2 分割交差検定のそれぞれの実験における DET 曲線を図 3.5 示す．

表 3.3: 各署名データごとの等価誤り率 (%)
EER of individual images(%)

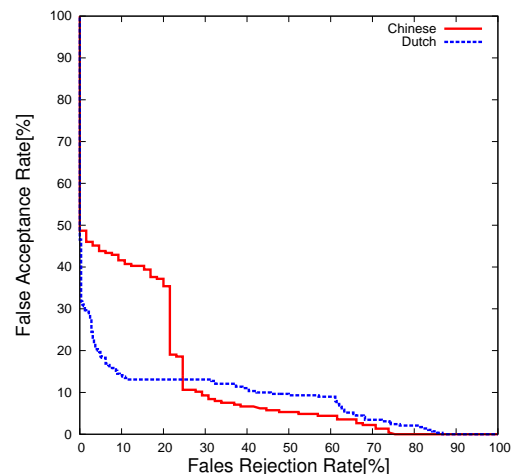
	Full name	Left-hand side	Right-hand side
Chinese	<u>16.04</u>	25.60	23.72
Dutch	<u>7.39</u>	14.96	19.55

表 3.4: 3 つの相違度を組み合わせた時の等価誤り率 (%)

language	Kernel	Full name + Left-hand side + Right-hand side				
		linear	polynomial (deg 2)	polynomial (deg 3)	polynomial (deg 4)	RBF
Chinese		17.41	17.41	17.41	17.41	<u>17.24</u>
Dutch		13.67	13.67	<u>13.51</u>	13.59	<u>13.51</u>



(a) A を学習・B を評価

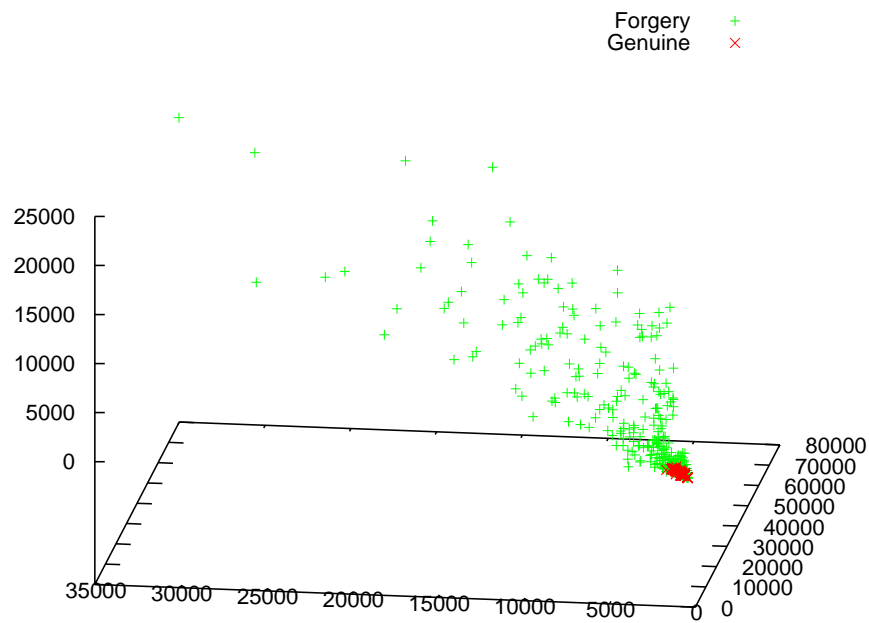


(b) B を学習・A を評価

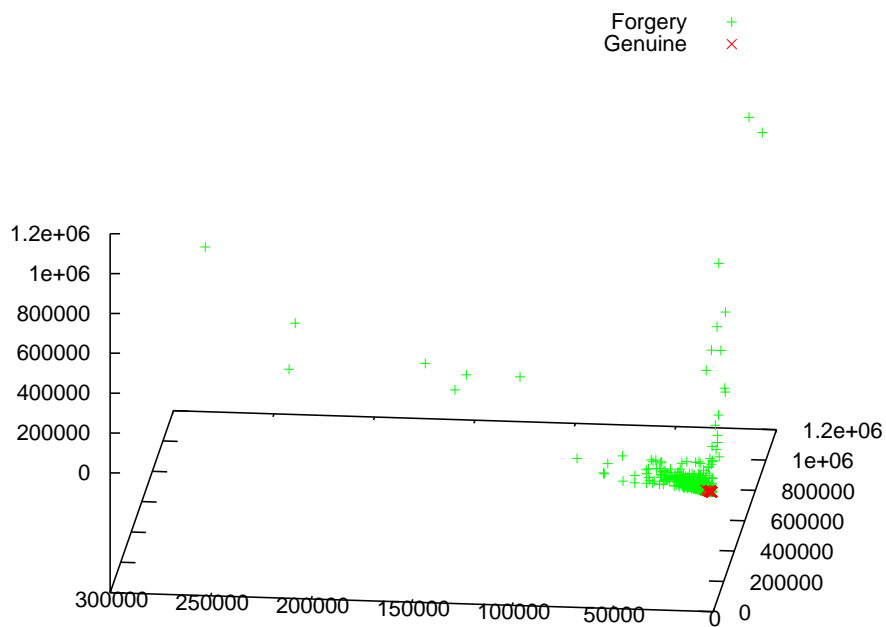
図 3.5: 実験 2 : DET 曲線

3.4.3 考察

フルネーム・重心左側・重心右側署名の時系列データに DP マッチングを適用して得られた 3 つの相違度を SVM を用いて組み合わせることで、中国語は 17.24%，オランダ語は 13.51% の EER となった。フルネーム署名データのみを用いた場合と比べ、EER が中国語は 1.20%，オランダ語は 6.12% 大きかった。図 3.6 に 3 次元特徴ベクトルの分布図を示す。中国語、オランダ語共に真筆の 3 次元特徴ベクトルと一部の偽筆の 3 次元特徴ベクトルの分布が重畳している。真筆と一部の偽筆の分布が重畳しているため、SVM を用いた分類では有効な境界面を求めることができず EER が増加したと考えられる。



(a) 中国語



(b) オランダ語

図 3.6: 実験 2 : 3 次元特徴ベクトルの分布図

3.5 オフライン特徴とオンライン特徴の組み合わせ

濃度こう配特徴を用いた署名照合 (GDM) (フルネーム, 左署名, 右署名) により得られる 3 つのマハラノビス距離と DP マッチングを用いた署名照合 (DP) (フルネーム, 左署名, 右署名) により得られる 3 つの相違度を特徴ベクトルとして SVM に入力し, 照合を行い EER を評価した. 実験の処理の流れを図 3.7 に示す.

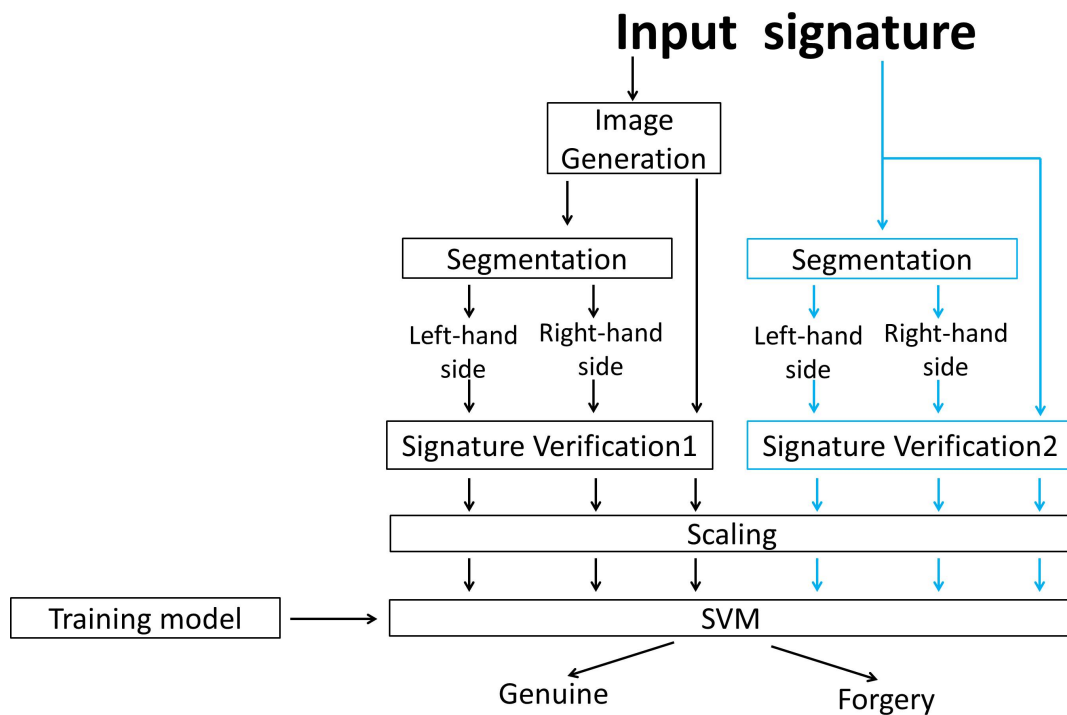


図 3.7: 処理の流れ

3.5.1 実験条件

SVM のカーネルには線形, 多項式 (2 次・3 次・4 次), RBF のそれぞれを用いた. しきい値は全筆記者共通の値とした.

3.5.2 実験結果

表 3.5 にフルネーム署名と各部分署名を GDM と DP で個別に照合した場合の照合結果を示す．フルネーム，左署名，右署名の各画像から得られる 3 つの距離値とフルネーム，左署名，右署名の各署名データから得られる 3 つの相違度を，様々な組み合わせ方で SVM に特徴ベクトルとして入力し，得た結果を表 3.6 (中国語) と表 3.7 (オランダ語) に示す．中国語とオランダ語ともに，3 つの距離値と 3 つの相違度を組み合わせた時の EER が最小値であり，中国語は 3 次多項式カーネルを用いた時に 1.02%，オランダ語は RBF カーネルを用いた時に 4.29% となった．2 分割交差検定のそれぞれの実験における DET 曲線を図 3.8 に示す．

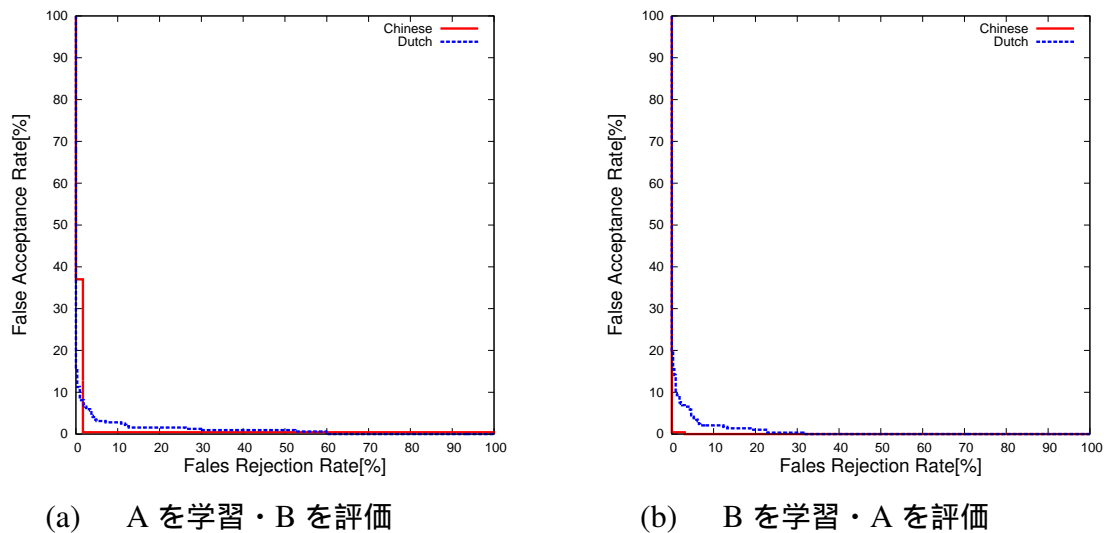


図 3.8: 実験 3 : DET 曲線

表 3.5: 各手法ごとの等価誤り率 (%)

	GDM			DP		
	Full name	Left-hand side	Right-hand side	Full name	Left-hand side	Right-hand side
Chinese	11.95	12.80	4.78	16.04	15.19	13.65
Dutch	9.90	11.61	11.45	7.39	13.28	10.33

表 3.6: 中国語：複数の特徴を組み合わせた時の等価誤り率 (%)

Combination \ Kernel	linear	polynomial (deg 2)	polynomial (deg 3)	polynomial (deg 4)	RBF
GDM(Full name + Left-hand side + Right-hand side)	3.92	4.10	3.41	3.24	3.41
DP(Full name + Left-hand side + Right-hand side)	17.41	17.41	17.41	17.41	17.24
GDM(Full name) + DP(Full name)	6.48	7.00	6.31	6.83	6.31
GDM(Full name + Left-hand side + Right-hand side) + DP(Full name)	4.77	4.45	2.05	4.77	4.61
GDM(Full name) + DP(Full name + Left-hand side + Right-hand side)	5.80	6.14	5.97	6.14	6.31
GDM(Full name + Left-hand side + Right-hand side) + DP(Full name + Left-hand side + Right-hand side)	3.07	2.22	<u>1.02</u>	1.54	2.39

表 3.7: オランダ語：複数の特徴を組み合わせた時の等価誤り率 (%)

Combination \ Kernel	linear	polynomial (deg 2)	polynomial (deg 3)	polynomial (deg 4)	RBF
GDM(Full name + Left-hand side + Right-hand side)	7.39	7.39	7.15	7.15	7.15
DP(Full name + Left-hand side + Right-hand side)	8.27	8.98	8.19	8.66	8.82
GDM(Full name) + DP(Full name)	4.53	5.01	4.53	5.01	4.37
GDM(Full name + Left-hand side + Right-hand side) + DP(Full name)	4.77	4.45	4.61	4.77	4.61
GDM(Full name) + DP(Full name + Left-hand side + Right-hand side)	4.37	4.53	4.37	4.37	4.37
GDM(Full name + Left-hand side + Right-hand side) + DP(Full name + Left-hand side + Right-hand side)	4.85	4.93	4.45	4.61	<u>4.29</u>

3.5.3 考察

GDM (フルネーム + 左署名 + 右署名) + DP (フルネーム + 左署名 + 右署名) を組み合わせた署名照合の時に最小の EER, 中国語は 1.02%, オランダ語は 4.29% となった。これらの結果は, フルネーム署名と各部分署名を個別に署名照合した場合の最小の EER と比較し, 中国語は 3.76%, オランダ語は 3.10% 低かった。

GDM においては, フルネームから抽出される署名全体の大局的特徴と, 重心左側と重心右側から抽出される局所的特徴に相補性があり, EER が減少したと考えられる。しかし, DP においては大局的特徴と局所的特徴の相補性がみられず EER の減少にはいたらなかった。表 3.6 と表 3.7 に示す通り, GDM (フルネーム) + DP (フルネーム) の組み合わせで EER は減少し, GDM (フルネーム) + DP (フルネーム + 左署名 + 右署名) ではさらに減少した。このことから DP の局所的特徴も GDM を加えることで相補性があると考えられる。

第 4 章

結言

4.1 まとめと今後の課題

組み合わせ分割照合法の多言語への適用と検証を行った．上平らは，署名の分割に日本人の姓と名の間の隙間を利用していたが，本研究では重心を用いて分割を行った．これにより任意の言語で書かれた署名に対し分割が可能となった．フルネームの署名データ・署名画像を重心左側と重心右側に分割し，フルネーム・重心左側・重心右側の各データ・画像ごとにオフライン特徴を用いる手法（濃度こう配特徴をマハラノビス距離で分類する手法）とオンライン特徴を用いる手法（DP マッチングを用いる手法）による照合を行い，得られた 6 つの値を特徴ベクトルとし SVM により分類を行った．SigComp2011 のデータセットを用いて検証を行った結果，中国語は 1.02%，オランダ語は 4.29% の EER となり，照合精度が向上することを確認した．提案手法と他手法の比較を図 4.1 に示す．この図は，横軸を中国語の EER，縦軸をオランダ語の EER としており，原点に近いほど両言語に対する照合精度が良いことを表している．提案手法は，原点に最も近い位置に分布しており，他手法と比較しても有効性を示すことができた．

今後の課題として，これまで検証してきた漢字・アルファベットで書かれた署名とは特徴が異なるハングル・アラビア文字で書かれた署名に対する精度の検証，HMM など異なる署名照合手法との組み合わせや，異なる局所的特徴の抽出方法の検討・検証が上げられる．異なる局所的特徴の抽出方法として，署名から「くせ」の強い部分を抽出する個人性特徴のアクティブ探索法 [22] を検討している．

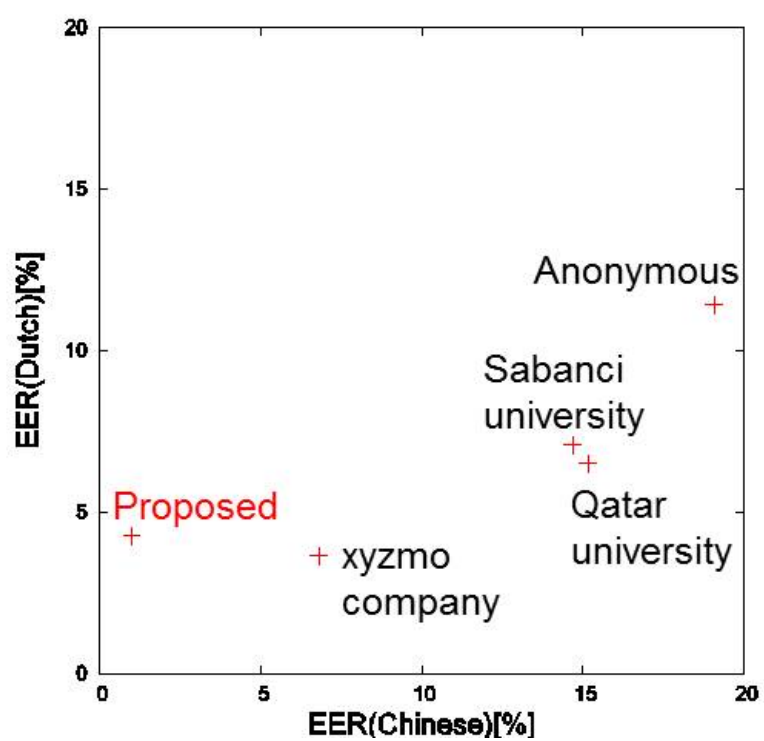


図 4.1: 他手法との比較

付録 A

分割回数の検討

署名の分割回数を増やすことで EER が減少するか検証を行った。フルネーム署名に重心分割を適用して生成した重心左側画像と重心右側画像にさらに重心分割を適用し、部分画像を 4 個生成する。フルネーム署名と部分画像 4 個から濃度こう配特徴を抽出し、マハラノビス距離を算出する。求めた 5 つのマハラノビス距離を 5 次元特徴ベクトルとして SVM に入力し照合を行った。処理の流れを図 A.1 に示す。

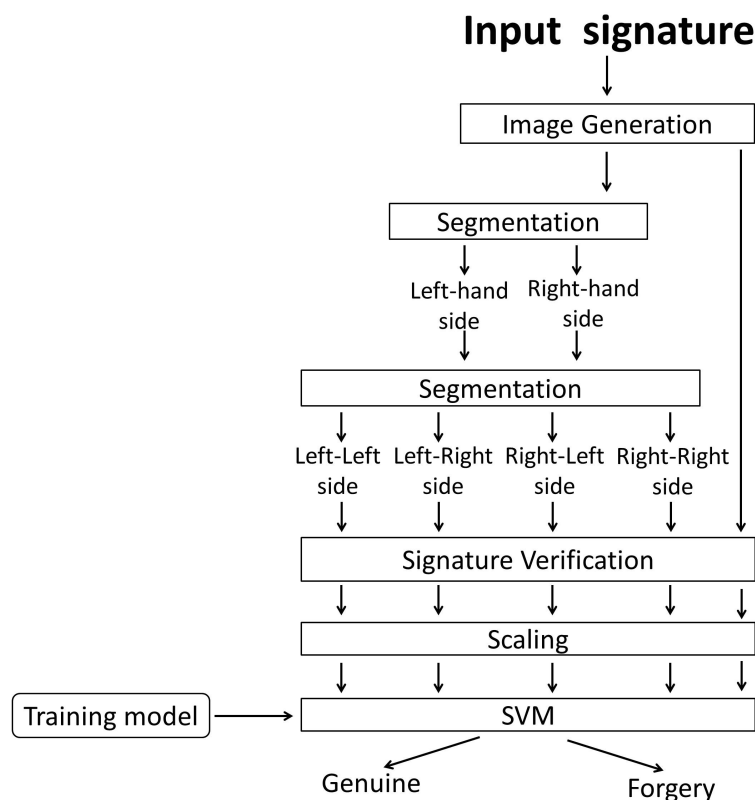
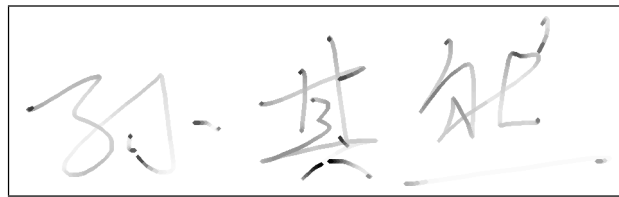


図 A.1: 2 回画像分割を行う処理の流れ

A.1 実験データ

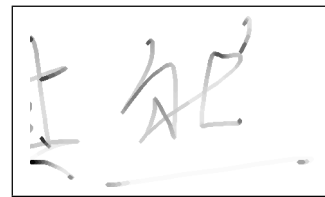
第 3 章で紹介した SigComp2011[7] のデータセットを用いて実験を行う．重心分割を 2 回行った画像例を図 A.2 に示す．



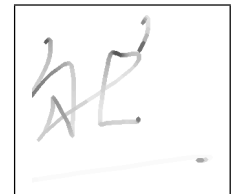
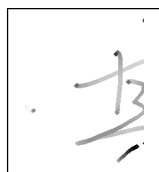
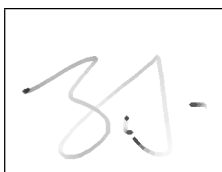
(a) フルネーム署名画像



(a) 重心左側画像



(b) 重心右側画像



(c) 重心左-左側画像 (d) 重心左-右側画像 (e) 重心右-左側画像 (f) 重心右-右側画像

図 A.2: 分割後画像

A.2 実験条件

SVM のカーネルとして線形 , 多項式 (2 次・3 次・4 次) , RBF (ガウシアンカーネル) のそれぞれを用いた . しきい値は全筆記者共通の値とした .

A.3 結果

表 A.1 にフルネーム画像と各部分画像を個別に署名照合した場合の照合結果を示す . フルネーム署名画像と各部分署名画像に対して得られるマハラノビス距離を SVM により組み合わせた場合の照合実験の結果を表 A.2(中国語)と表 A.3 (オランダ語)に示す . 分割回数が 1 回 , 4 次多項式カーネルを用いた時の EER が最小値であり , 中国語は 3.24% , オランダ語は 7.15% となった . 2 分割交差検定のそれぞれの実験における DET 曲線を図 3.3 に示す .

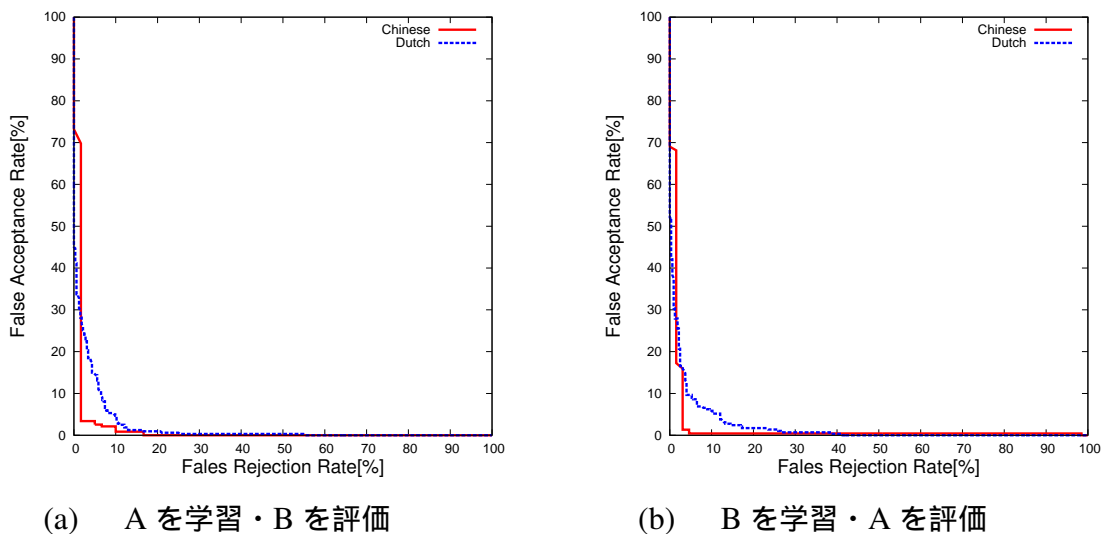


図 A.3: 実験 A : DET 曲線

表 A.1: 各画像ごとの等価誤り率 (%)
EER of individual images(%)

	GDM				
	Full name	Left-Left side	Left-Right side	Rgiht-Left	Right-Right side
Chinese	<u>11.95</u>	19.97	25.77	14.16	23.21
Dutch	<u>9.90</u>	15.58	19.63	17.01	20.83

表 A.2: 中国語 : 3 つのマハラノビス距離を組み合わせた時の等価誤り率 (%)

Segmentation number of times \ Kernel	linear	polynomial (deg 2)	polynomial (deg 3)	polynomial (deg 4)	RBF
Once	3.92	4.10	3.41	<u>3.24</u>	3.41
Twice	12.80	10.58	10.41	10.41	11.43

表 A.3: オランダ語 : 3 つのマハラノビス距離を組み合わせた時の等価誤り率 (%)

Segmentation number of times \ Kernel	linear	polynomial (deg 2)	polynomial (deg 3)	polynomial (deg 4)	RBF
Once	7.39	7.39	<u>7.15</u>	<u>7.15</u>	<u>7.15</u>
Twice	7.87	8.19	7.79	7.71	8.19

A.4 考察

フルネーム画像と重心分割を 2 回行うことで生成した 4 個の部分画像から得られる 5 つのマハラノビス距離を組み合わせることで EER が中国語は 10.41%，オランダ語は 7.71%となった。フルネーム署名画像のみを用いた場合と比べ，EER が中国語 1.51%，オランダ語 2.19%減少した。しかし，重心分割を 1 回行った場合と比較すると両言語ともに EER が増加している。このことから，画像の分割回数を 2 回以上に増やしたとしてもさらなる精度の改善は見込めないと考えられる上，分割回数に応じて画像数が増加し処理時間が増加するため，分割回数は 1 回が最適であると結論付ける。

謝辞

本研究を進めるにあたり，適切な助言と御指導をいただきました木村文隆教授，若林哲史准教授，大山航助教に深く感謝いたします．また，毎週のディスカッションに足を運び，有益な助言をいただきました三宅康二名誉教授，日頃様々なお世話をいただいたヒューマンインターフェース研究室事務員田中みゆきさんに深く感謝いたします．

そして，ともにがんばった同期のみなさんに深く感謝いたします．みなさんのおかげでこの2年間は私にとって非常に楽しく，有意義なものとなりました．

最後になりましたが，ここまで私を支えてくれた家族，ヒューマンインターフェース研究室のみなさん，友人たちに今一度感謝の意を表して，本論文の結びといたします．

参考文献

- [1] 鷲見和彦. ”1. バイオメトリクスセキュリティ概論 (j 小特集, バイオメトリクスセキュリティ).” 電子情報通信学会誌 89.1 (2006): 27-30.
- [2] 瀬戸洋一. ”1. バイオメトリックセキュリティ認証技術の動向と展望 (特集 バイオメトリック認証システム).” 情報処理 47.6 (2006): 571-576.
- [3] (社)日本自動認識システム協会. よくわかるバイオメトリクスの基礎. オーム社, 2005.
- [4] 中村善一. 日本語筆跡に現れる個人性の抽出とオンライン筆者照合に関する研究. 奈良先端科学技術大学院大学博士論文, 2008.
- [5] R. Plamondon and G. Lorette. Automatic signature verification and writer identification - The state of the art. Pattern Recognition, Vol.22, No.2, pp.107-131, 1989.
- [6] J. Ortega-Garcia, J. Fierrez-Aguilar, J. Martin-Rello, and J Gonzalez Rodriguez. Complete signal modeling and score normalization for function based dynamic signature verification. Springer Lecture Notes in Computer Science, Vol.2688, pp.658-667.2003.
- [7] Liwicki, Marcus, et al. ”Signature verification competition for online and offline skilled forgeries (sigcomp2011).” Document Analysis and Recognition (ICDAR), 2011 International Conference on. IEEE, 2011.
- [8] P. Zhao, A. Higashi, and Y. Sato. On-Line Signature Verification by Adaptively Weighted DP Matching. IEICE Trans.Inf.&Syst., Vol.E79-D, No.5, pp.535-541, 1996.
- [9] J. Fierrez, J. Ortega-Garcia, D Ramos and J. Gonzalez-Rodriguez. HMM-based on-line signature verification: Feature extraction and signature modeling. Pattern Recognition Letters, Vol.28, No.16, pp.2325-2334, 2007.
- [10] 村松大吾, 本郷保範, 松本隆. ユーザ共通 Fusion モデルを用いたオンライン署名認証. 信学論, Vol.J90-D, No.2, pp.450-459, 2007.

- [11] Ortega-Garcia, Javier, et al. "MCYT baseline corpus: a bimodal biometric database." IEE Proceedings-Vision, Image and Signal Processing 150.6 (2003): 395-401.
- [12] Garcia-Salicetti, Sonia, et al. "BIOMET: A multimodal person authentication database including face, voice, fingerprint, hand and signature modalities." Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication. Springer Berlin Heidelberg, 2003.
- [13] Y . Komiyama, T . Ohishi, and T . Matsumoto. A Pen Input On-Line Signature Verifier Integrating Position, Pressure and Inclination Trajectories. IEICE Trans.Inf.&Syst., Vol.E84-D, No.7, pp.833-838, 2001 .
- [14] 中西功, 西口直登, 伊藤良生, 副井裕. DWT によるサブバンド分解と適応信号処理を用いたオンライン署名照合. 信学論, Vol.J87-A,No.6,pp.805-815,2004 .
- [15] 野中俊宏, 菊地真美, and 赤松則男. "HIP2000-19 署名時の筆圧情報に基づく個人認証." 電子情報通信学会技術研究報告. HIP, ヒューマン情報処理 100.139 (2000): 7-12.
- [16] 上平 裕太, 大山 航, 若林 哲史, 木村 文隆: " 組み合わせ分割照合法による日本語署名照合の高精度化 ", 電学論 C, Vol. 134, No. 12, pp.1809-1816 (Dec. 2014) DOI:<http://dx.doi.org/10.1541/ieejieiss.134.1809>
- [17] 川添 由美子, 大山 航, 若林 哲史, 木村 文隆: " 濃度こう配特徴を用いたオンライン署名照合の高精度化 ", 電学論 C, Vol. 130, No. 12, pp.2142-2149 (Dec. 2010)
- [18] 若林哲史, 鶴岡信治, 木村文隆, 三宅康二: " 特徴量の次元数増加による手書き数字認識の高精度化 ", 信学論, D-II, Vol.J77-D-II, No.10, pp.2046-2053, 1994.
- [19] Shi, M., Fujisawa, Y., Wakabayashi, T., and Kimura, F. (2002). Handwritten numeral recognition using gradient and curvature of gray scale image. Pattern Recognition, 35(10), 2051-2
- [20] 古市唯, 大山航, 若林哲史, 木村文隆: " DP マッチングを用いた手書き署名照合の高精度化 ": 平成 22 年度電気関係学会東海支部連合大会 (8 月 30-31 日)(N2-2)
- [21] 津田宏治. "サポートベクターマシンとは何か." 電子情報通信学会誌 83.6 (2000): 460-466.
- [22] 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. 電子情報通信学会論文誌 D, 2001, 84.7: 1339-1350.