

# 署名照合の高精度化に関する研究

平成 18 年 度

三重大学大学院工学研究科  
博士前期課程 情報工学専攻

鈴木 洋 喜

修士論文

# 署名照合の高精度化に関する研究



平成 18 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

鈴木 洋喜

# はじめに

情報化社会の発展につれて，企業や個人でのセキュリティー対策が必要となり，個人認証がますます重要とされてきている．以下に個人認証における3つの手法を示す．

- パスワードなど秘密情報によるもの
- カード，印鑑など本人しか所有していないものによるもの
- 顔，声紋，指紋，手書き署名等の本人特有の特徴によるもの (バイオメトリクス)

この中で盗まれにくい，失う可能性が低いといった保守性の観点からバイオメトリクスが有用であるとされている．現在様々な個人認証に関する研究が行われている．本研究では，バイオメトリクスの一つである手書き署名照合について研究を行っている．現状で実用化が進められているのは高精度なオンライン照合である．しかし，オンライン照合は多くの専用機器が必要であり，また，すでに書かれた文字には使用できない．つまり，すでに書かれた署名を照合できるオフライン照合の高精度化を行うことによって，手書き署名照合による個人認証をさらに広い可能性を持つこととなる．これまでに，加重方向指数ヒストグラム法による署名照合で識別に疑似ベイズ識別関数を用いた手法などで研究が進められたきた．しかし，個人認証には，高い精度が求められるため，さらなる精度向上を目指す必要がある．そこで本研究では，特徴抽出に濃度値勾配法を，識別する際に逐次検定法を利用することで精度向上させることを目的とする．

本研究では，手書き署名照合について，特徴量にチェーンコード法 [2] による96次元の特徴量，濃度値勾配法 [3] による576次元の特徴量，識別関数にSVM[1]，ユークリッド距離，正則化2次識別関数，正則化線形識別関数を用いて，それぞれの認識率を比較し，その有効性を確認する．実験は，タブレットPCにより取得した署名，真筆120個，偽筆192個それぞれ12人分を用い，学習サンプルに真筆と偽筆両方を用いる方法と真筆のみを用いる方法の2種類の実験を行った．

認識率の比較を行った結果，学習に真筆署名と偽筆署名の両方を利用できる場合には，SVMが最も有用であることがわかった．学習に真筆署名のみを用いた場合，複数のテストサンプルの識別関数の値を平均する場合や，特徴量を平均することで，認識率を向上させることができた．また，平均するサンプル数を増やすことで認識精度が向上することが

確認できた。

第1章では本研究で用いる手法について概略を述べる。第2章では、処理の流れ、特徴抽出手法について説明する。第3章で実験の条件、実験に用いるデータ、第4章、第5章では、結果を示し、第6章では、研究のまとめと今後の課題について述べる。

# 目次

はじめに	i
第 1 章 手書き署名照合	1
第 2 章 関連する手法	2
2.1 SVM(Support Vector Machine)	2
2.2 ユークリッド距離	4
2.3 線形識別関数	4
2.4 2 次識別関数	4
2.5 正則化判別分析	5
第 3 章 照合手順と特徴量	6
3.1 処理の流れ	6
3.2 特徴抽出	7
第 4 章 実験	11
4.1 データ	11
4.2 署名照合実験 1	13
4.3 署名照合実験 2	16
4.4 署名照合実験 3	24
第 5 章 まとめと今後の課題	26
5.1 まとめ	26
5.2 今後の課題	26
謝辞	27

# 第 1 章

## 手書き署名照合

署名は、すでに多くの場面で用いられているものである。手書き署名は、自らの手で書くものであるため紛失の心配がない。また、全く同じ署名を書くことはできないため、過去に書かれたものと同じ署名は棄却するようにすれば、署名データの盗難も防ぐことができるという長所がある。さらに、タブレット PC や PDA の普及によって、実装が容易になってきており、比較的 low コストで実装できる。手書き署名照合には大きく分けてオンライン照合とオフライン照合の 2 種類あり、それぞれの特徴は以下の通りである。

### 1. オンライン照合

- 照合に用いる特徴：筆跡・筆速・筆圧
- オフライン照合より高精度
- 専用機器が必要なため使用環境の制約を受ける

### 2. オフライン照合

- 照合に用いる特徴：筆跡
- 精度はオンライン照合に劣る
- 専用機器は不必要
- 過去に書かれた署名も照合できる

現状では、高精度なオンライン照合の実用化が行われている。しかし、オンライン照合には、専用機器が必要なことやすでに書かれた署名を照合できないといった問題点がある。そのため小切手や過去の書類などに書かれた署名には利用できない。それに対し、本研究で取り上げるオフライン照合ではこれらの問題点を解消でき、署名照合が利用できる場面が増加すると考えられる。つまり、オフライン照合を高精度化することによって、署名照合による個人認証はさらに大きな可能性を持つこととなる。

## 第 2 章

# 関連する手法

### 2.1 SVM(Support Vector Machine)

SVM(Support Vector Machine) は、2クラスの分類を行う学習機械の一種で、与えられた学習サンプルのなかで、サポートベクトルと呼ばれるクラス境界近傍に位置する学習サンプルと識別面との距離であるマージンを最大化するように分離超平面を構築しクラス分類を行う。線形で分離が難しい際には、カーネルトリックによって入力空間をより高次の特徴空間に写像し、そこで線形分離を行うことで非線形の問題にも適用が可能となる。従来パターンの認識手法と比べ、  
・高い汎化性能を持つ  
・2次の凸計画問題として定式化されるため学習の結果最適解を得る事ができるという特徴を持つ。

SVM の識別関数は以下の式で表される。

$$g(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^d w_j x_j + b \quad (2.1)$$

ここで  $w_j$  は重みと呼ばれるパラメータで、ベクトル表示した  $w$  を重みベクトルと呼ぶ。 $b$  はバイアス項と呼ばれるパラメータである。この識別器の  $f(x)=0$  を満たす点の集合(識別面)は、 $d-1$ 次元の超平面となる。

図 2.1 に SVM の概念図を示す。SVM は超空間内で 2 クラスを分離する超平面を求め、この内、マージンが最大となるような超平面を求め、 $w \cdot x + b = 0$  を最終的な分類決定境界とする。また  $w \cdot x + b = 1$  および  $w \cdot x + b = -1$  上の訓練データをサポートベクターと呼ぶ。

また、非線形な場合の高次元への写像の様子を図 2.2 に示す。

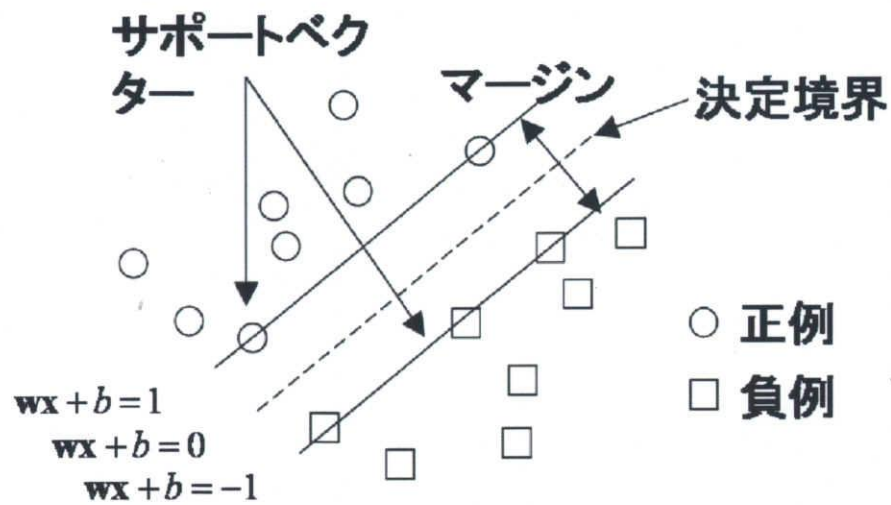


図 2.1: SVM(Support Vector Machine)

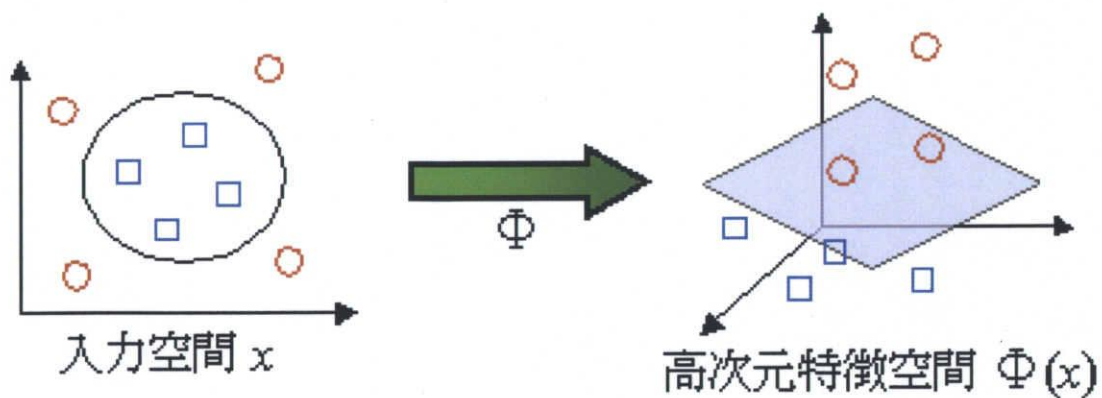


図 2.2: 非線形写像による高次元化



## 2.2 ユークリッド距離

ユークリッド距離は、次式で求めることができる。

$$g(X) = (X - M_l)^T (X - M_l) = \|X - M_l\|^2 \quad (2.2)$$

ここで、 $X$  はテストデータの特徴ベクトル、 $\hat{M}_l$  は標本平均ベクトルである。

## 2.3 線形識別関数

線形識別関数は次式で求めることができる。

$$g(X) = W^T X + w_0 \quad (2.3)$$

$$W = -\Sigma_w^{-1} M \quad (2.4)$$

$$w_0 = \frac{1}{2} M^T \Sigma_w^{-1} M_l \quad (2.5)$$

ここで、 $W$  は重み係数（重みベクトル）であり式 (2.4) で求められる。 $W$  の第  $i$  成分  $w_i$  は、パターン  $X$  の第  $i$  成分  $x_i$  がこの識別関数にどの程度寄与するかを示す係数である。また、 $\Sigma_w$  は級内共分散行列（全カテゴリの共分散行列の平均）である。ユークリッド距離と線形識別関数の決定境界（カテゴリ境界）は、2次元では直線、3次元では平面、多次元では超平面となっている。

## 2.4 2次識別関数

$$g(X) = (X - M_l)^T \Sigma_l^{-1} (X - M_l) + \ln |\Sigma_l| \quad (2.6)$$

$\Sigma_l$  : 標本共分散行列

2次識別関数は式 (2.6) で計算するが、数値計算の誤差のため、 $\ln |\Sigma_l|$  を直接計算することができない場合がある。

通常は  $\ln |\Sigma_l|$  の代わりに標本共分散行列の固有値の自然対数の和を用いて計算する。この計算式を以下に示す。

$$g(X) = (X - M_l)^T \Sigma_l^{-1} (X - M_l) + \sum_{i=1}^n \ln |\lambda_i| \quad (2.7)$$

$n$ : 次元数  $\lambda_i$ : 標本共分散行列の第  $i$  固有値

## 2.5 正則化判別分析

特徴ベクトルの次元数に対して学習データが少ないと、標本共分散行列が正則にならないので、逆行列が求められない。そこで標本共分散行列を次式で求められる行列に置き換えることで逆行列を求める。

$$(1 - \alpha)\Sigma_l + \alpha \frac{\text{trace}\{\Sigma_l\}}{n} I \quad (2.8)$$

$\text{trace}\{\Sigma_l\}$ : 標本共分散行列の対角要素の和  $n$ : 次元数  $I$ : 単位行列

## 第 3 章

# 照合手順と特徴量

### 3.1 処理の流れ

照合は次の手順で行う。署名画像データを入力し，2値画像データからチェーンコード法による96次元の特徴ベクトルと，濃度値勾配法による576次元の特徴ベクトルの抽出を行う。最後にSVM，正則化識別関数，ユークリッド距離を用いて学習，認識を行う。

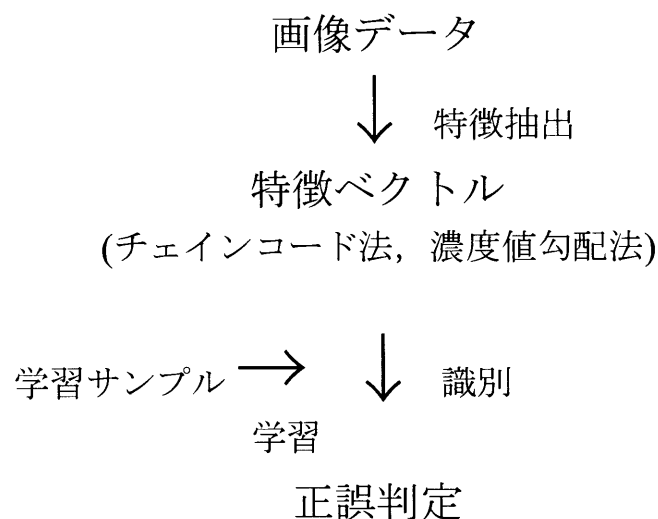


図 2.3: 署名照合の手法

## 3.2 特徴抽出

特徴抽出は照合時，署名独自の特徴を抽出し真筆署名と偽筆署名の分離性を高めることにおいて非常に重要な要素である．また，抽出した特徴次元数が膨大になるとその後の照合が困難になるため，なるべく少なくする必要がある．

本研究では，チェインコード法による96次元特徴ベクトルと濃度値勾配法による576次元の特徴ベクトルを抽出し，実験を行った．以下に特徴抽出手法について述べる．

### 3.2.1 チェインコード法

チェインコード法は上記2つを満たした方法であり，その処理の流れを以下に示す．

1. 2値の署名画像(図3.2)に対して8連結で輪郭線追跡をかける(図3.3).
2. それぞれを用いて輪郭点において，8方向のチェインコードを求め，各輪郭線の方角を $45^\circ$ おきの4方向に量子化する(図3.1).
3. 任意の整数  $m, n$  で画像を  $(2m-1) \times (2n-1)$  個の小領域に分割して(図3.4)，それぞれの領域において4方向のヒストグラムを求め， $4(2m-1)(2n-1)$  次元の方向指数ヒストグラムを得る(図3.5).
4. この局所方向ヒストグラムに方向別に重なりのある2次元ガウスフィルタをかけて， $m \times n \times 4$  次元の特徴量に次元縮小する(図3.6).

本研究では， $m=6$ (横), $n=4$ (縦)として96次元の特徴ベクトルを抽出した．

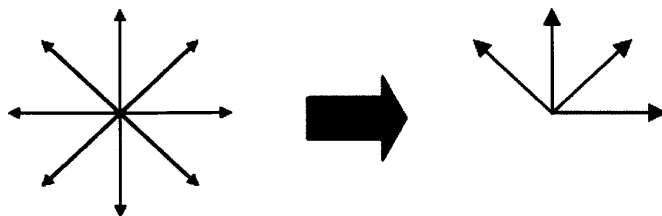


図 3.1: 方向のチェインコードの量子化



図 3.2: 入力画像

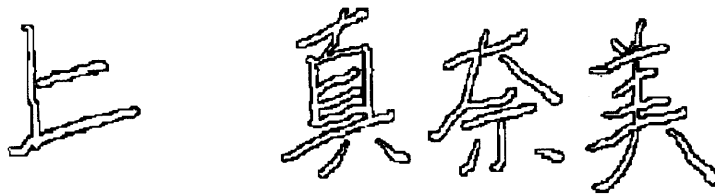


図 3.3: 輪郭線化

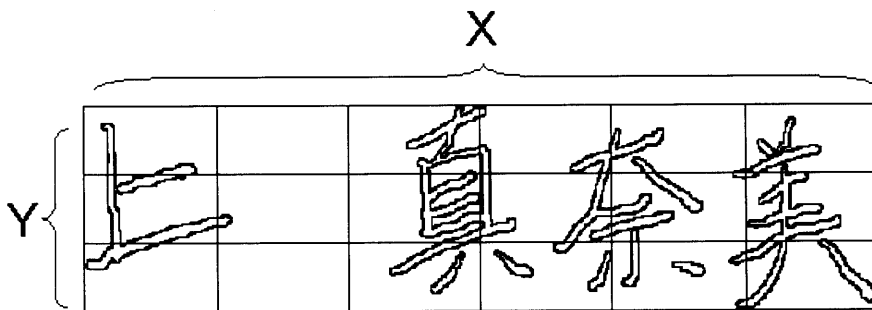


図 3.4: 小領域に分割

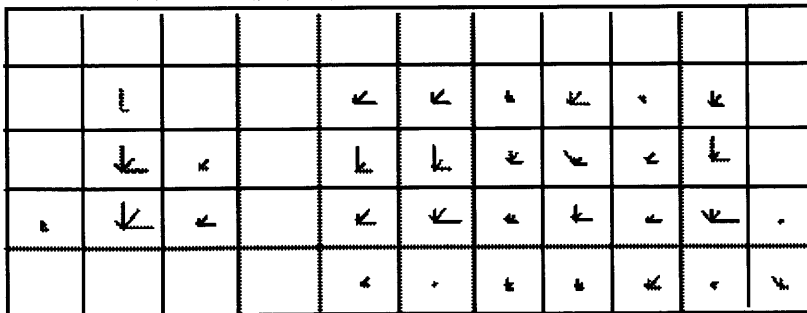
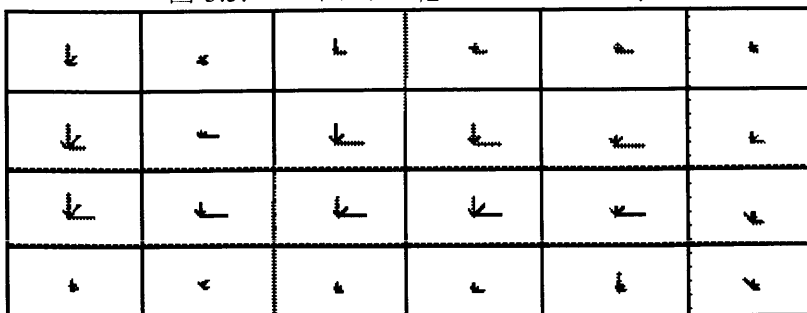


図 3.5: ヒストグラム化



三重大学大学院 工学研究科  
図 3.6: 次元縮小化

### 3.2.2 濃度値勾配法

次に、濃度値勾配法による特徴抽出の流れを以下に示す。

1. 入力画像に前処理として、外接枠・重心合せによる位置・大きさの正規化を行う (3.8).
2. 入力された2値画像に対して、全画素に $2 \times 2$ の平均値フィルタ処理を $n$ 回行うことで、実数値をとる濃淡画像を得る (3.9).
3. 濃度値画像の濃度値の平均が0、分散が1となるように画像を正準化する (3.10).
4. 正準化画像に対して **Roberts** フィルタを適用し、勾配の向きと強さを求める (3.11).
5. 得られた勾配の方向を $\pi/16$ 刻みの16方向に量子化する。
6. 文字の外接枠を小領域に分割し、各領域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方向ヒストグラムを得る。
7. このヒストグラムに対して、方向別に重なりのある2次元ガウスフィルタを施して、実験に用いる局所方向ヒストグラムを得る。

本研究では、9 (横)  $\times$  4 (縦) として576次元の特徴ベクトルを抽出した



図 3.7: 入力画像



図 3.8: 正規化画像



図 3.9: 濃淡画像



図 3.10: 正準化画像

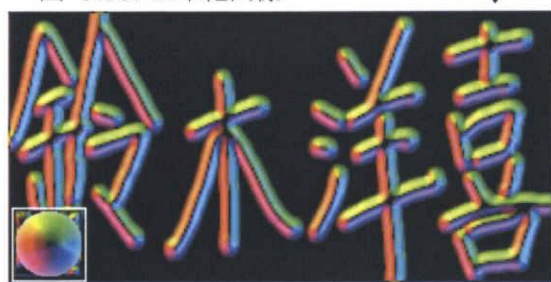


図 3.11: 勾配画像

## 第4章

# 実験

### 4.1 データ

#### 4.1.1 実験に用いたデータ

本研究では、タブレット PC を用いて、実験に使用する 2 値の手書き署名画像を集めた。

- ・ 自筆サンプル … 120 個 (12 人分)
- ・ 偽筆サンプル … 192 個 (12 人分)

サンプル使用の内訳

署名照合実験 1

- ◆ 学習用 … 自筆 60 個 : 偽筆 60 個
- ◆ 自筆のテストサンプル … 60 個
- ◆ 偽筆のテストサンプル … 132 個

署名照合実験 2

- ◆ 学習用 … 自筆 60 個
- ◆ 自筆のテストサンプル … 60 個
- ◆ 偽筆のテストサンプル … 192 個

署名照合実験 3

実験 3 では実験 1, 2 とは別の署名データを用いて実験をおこなっている。偽筆署名には真筆署名をなぞって書いた署名 (153 個) が含まれている。

- ◆ 学習用 … 自筆 85 個



- ◆ 自筆のテストサンプル … 85個
- ◆ 偽筆のテストサンプル … 255個

## 4.2 署名照合実験 1

### 4.2.1 実験の目的

手書き署名の署名照合において、真筆と偽筆を両方学習した場合、チェインコード法と濃度値勾配法を用いた場合の認識率の変化を考察する。

### 4.2.2 実験の条件

本研究では、SVM の C-SVC 法を用い、パラメータ (ガンマ) を変化させて実験を行い認識率の変化を調べた。カーネル関数には RBF を用いた。SVM ライブラリには、Chang と Lin により開発された LIBSVM[4] を使用した。

### 4.2.3 実験結果

#### 認識率の定義

認識率の定義は、表 4.1 を用いて式 (4.1) と定義する。

$$\text{認識率} = \frac{a + d}{a + b + c + d} \times 100(\%) \quad (4.1)$$

表 4.1: 認識率の定義

		システム	
		真	偽
人間	真	a	b
	偽	c	d

#### 結果

SVM を用いた照合実験において、パラメータ (ガンマ) 値における平均認識率を図 4.1 に示す。正則化識別関数を用いた照合実験において、 $\alpha$  の値による認識率の変化を図 4.2 に示す。緑の実線がチェインコード法、赤の実線が濃度値勾配法を表している。

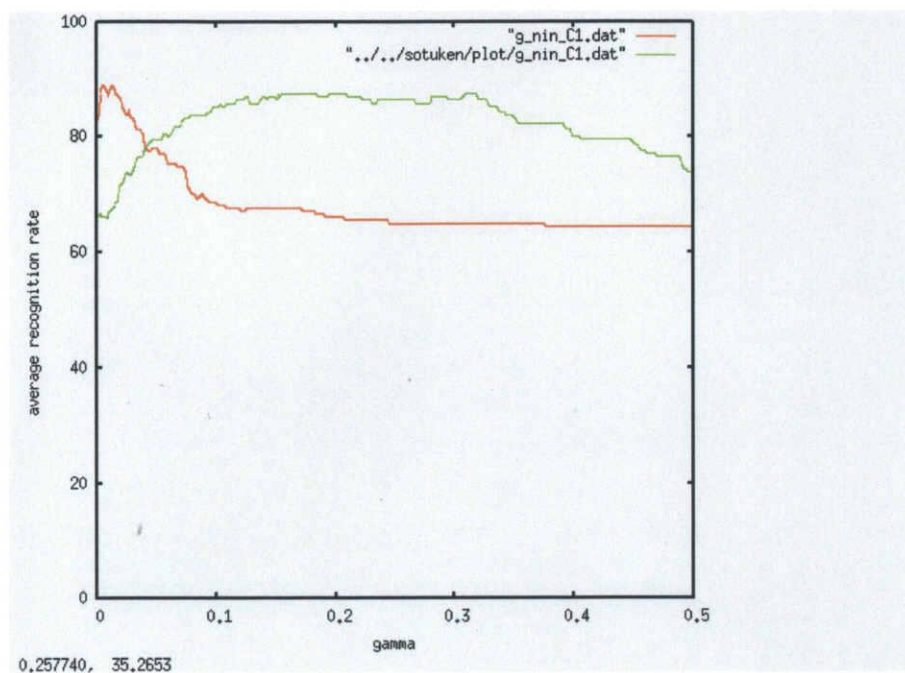
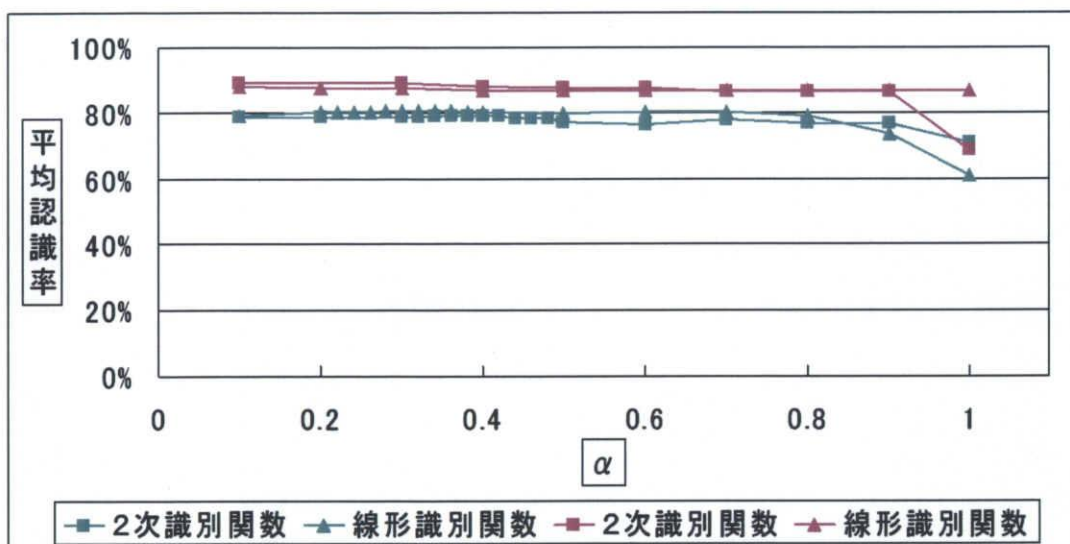


図 4.1: 実験結果 (ガンマ : 認識率)

図 4.2: 実験 1 における  $\alpha$  の値による認識率の変化

### 手法別の比較

識別関数に SVM, ユークリッド距離, 線形識別関数, 2次識別関数を用いた場合に得られた結果を比較した。以下にその結果を示す。

表 4.2: 手法別平均認識率

識別関数	チェインコード法 [%]	濃度値勾配法 [%]
SVM-RBF	87.50	89.06
ユークリッド距離	61.06	84.38
正則化 2 次識別関数	79.33	89.06
正則化線形識別関数	80.77	88.02

#### 4.2.4 考察

実験結果より、チェインコード法よりも濃度値勾配法で高い認識率が得られた。文字認識において、チェインコード法と濃度値勾配法における方向量子化数と領域分割数を多くすると認識精度が向上することがわかっている。手書き署名照合に適用した場合にも、認識精度が向上するのではないかと考えられる。つまり、本実験では、濃度値勾配法の方が、方向量子化数と領域分割数が多いことが、チェインコードより濃度値勾配法の認識精度が良い理由の一つであると考えられる。また、いずれの特徴ベクトルでも、SVM が最も高精度であった。

## 4.3 署名照合実験 2

### 4.3.1 実験の目的

真筆のみを学習する場合において、逐次検定法を取り入れることで、認識精度が向上するかを確認する。

### 4.3.2 実験の条件

実験は、特徴量、識別関数の値をそのまま用いた場合と、以下の条件の逐次検定 1, 2 を行う。

逐次検定 1・・・複数個の特徴ベクトルを平均する。

逐次検定 2・・・複数個の識別関数の値を平均する。

本実験では、偽筆の署名者が不明なため真筆のテストサンプルの特徴ベクトル、識別関数の値のみを平均している。

### 4.3.3 実験結果

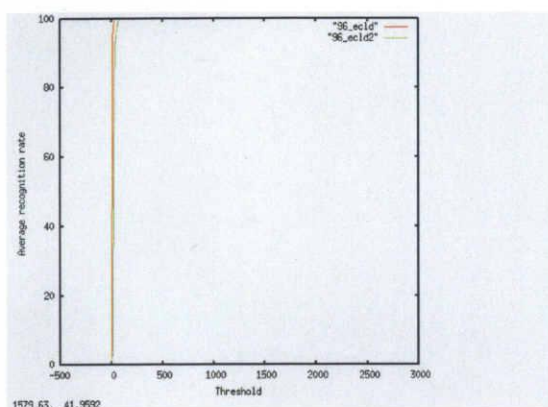
識別関数にユークリッド距離、線形識別関数、2次識別関数を用いた場合に得られた結果と比較した。以下にその結果を示す。但し、各表の () 内の認識率は真筆の誤認識率と偽筆の誤認識率が最も近くなる場合の平均認識率を表している。それぞれの結果における図 (a)-図 (f) は閾値を変化させた時の真筆の **accept** 率 (赤) と偽筆 (緑) の **accept** 率を表したものである。

## 結果 1

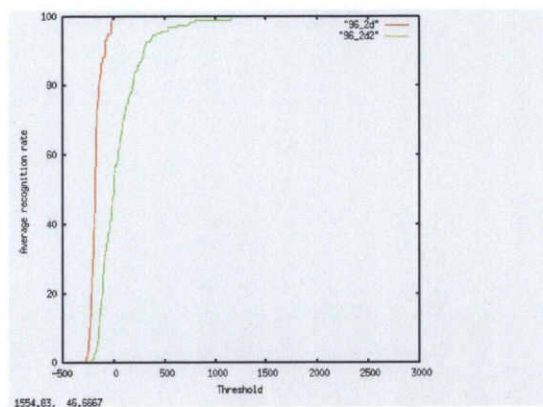
ここでは、逐次検定法を用いない場合の結果を示す。

表 4.3: 手法別平均認識率

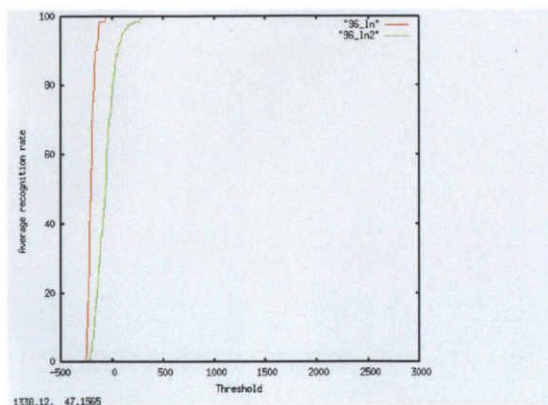
識別関数	チェーンコード法 [%]	濃度値勾配法 [%]
ユークリッド距離	86.90(80.56)	89.68(84.92)
正則化 2 次識別関数	90.48(83.73)	90.08(81.75)
正則化線形識別関数	89.29(86.90)	92.06(84.92)



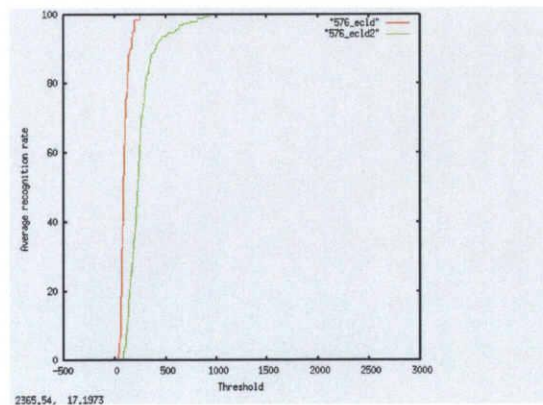
(a) チェインコード法&amp;ユークリッド距離



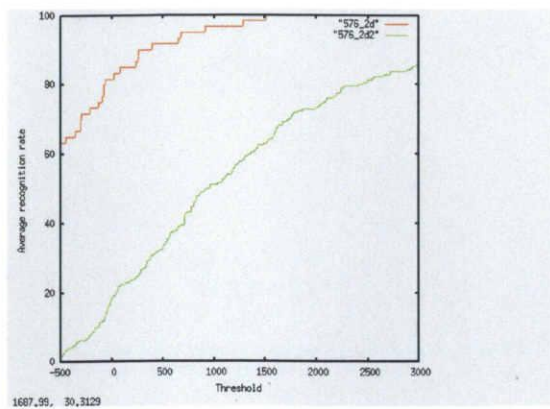
(b) チェインコード法&amp; 2次識別関数



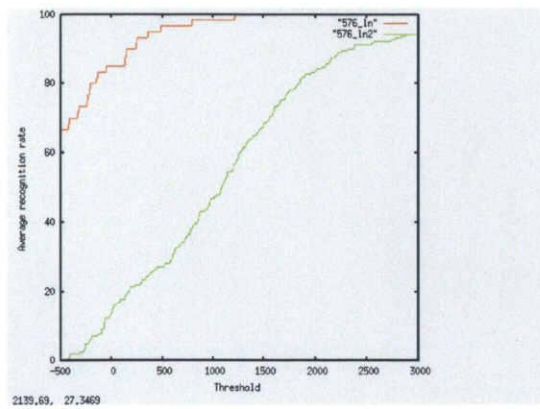
(c) チェインコード法&amp;線形識別関数



(d) 濃度値勾配法&amp;ユークリッド距離



(e) 濃度値勾配法 & 2次識別関数



(f) 濃度値勾配法 & 線形識別関数

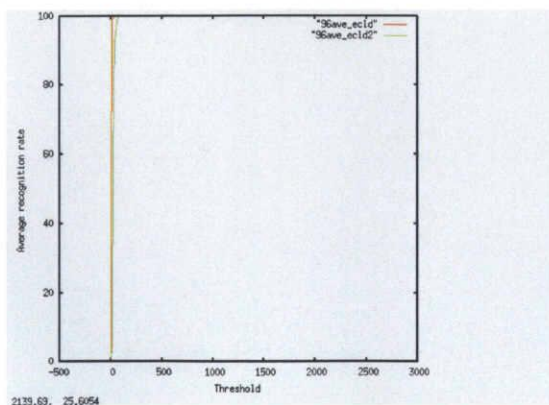
図 4.3: 真筆および偽筆の accept 率

結果 2

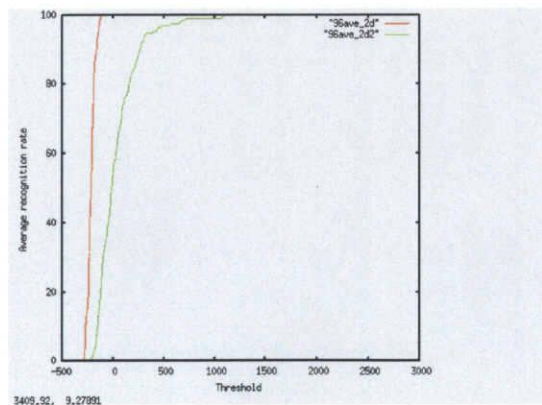
ここでは、逐次検定において真筆のテストサンプル 2 個の特徴ベクトルを平均した場合 (逐次検定 1) の結果を示す。

表 4.4: 手法別平均認識率

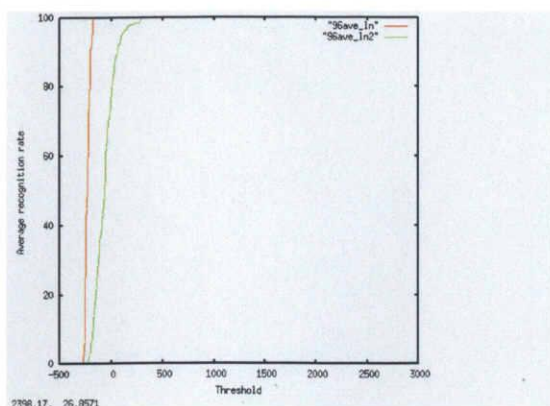
識別関数	チェーンコード法 [%]	濃度値勾配法 [%]
ユークリッド距離	91.67(90.08)	94.44(89.68)
正則化 2 次識別関数	94.44(91.67)	94.05(86.51)
正則化線形識別関数	95.63(93.65)	97.22(89.68)



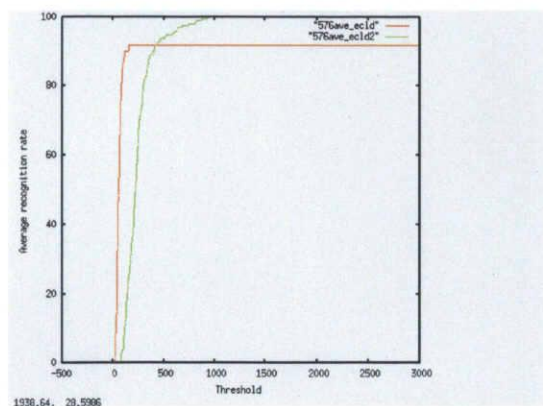
(a) チェインコード法 & ユークリッド距離



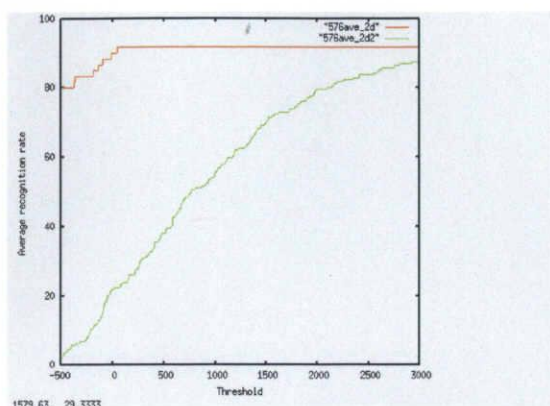
(b) チェインコード法 & 2次識別関数



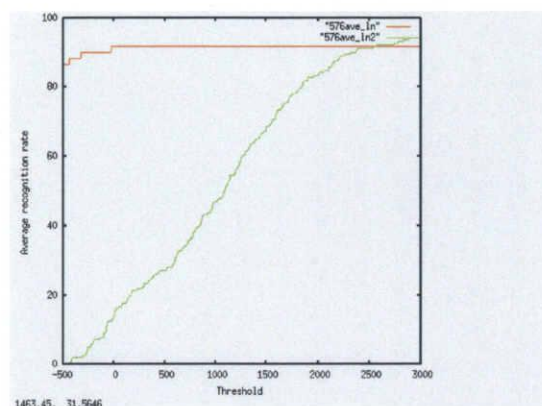
(c) チェインコード法&amp;線形識別関数



(d) 濃度値勾配法&amp;ユークリッド距離



(e) 濃度値勾配法&amp;2次識別関数



(f) 濃度値勾配法&amp;線形識別関数

図 4.4: 真筆および偽筆の accept 率

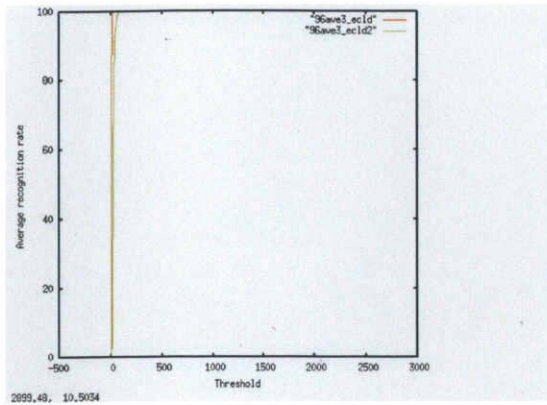
## 結果 3

ここでは、逐次検定において真筆のテストサンプル 3 個の特徴ベクトルを平均した場合 (逐次検定 1) の結果を示す。

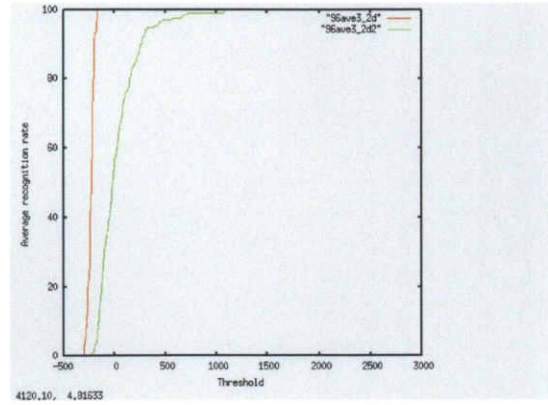
表 4.5: 手法別平均認識率

識別関数	チェインコード法 [%]	濃度値勾配法 [%]
ユークリッド距離	95.63(93.65)	99.20(96.83)
正則化 2 次識別関数	96.83(95.63)	97.62(96.83)
正則化線形識別関数	97.62(96.83)	100(100)

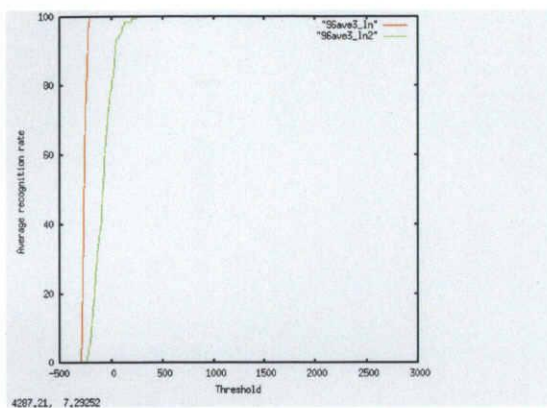




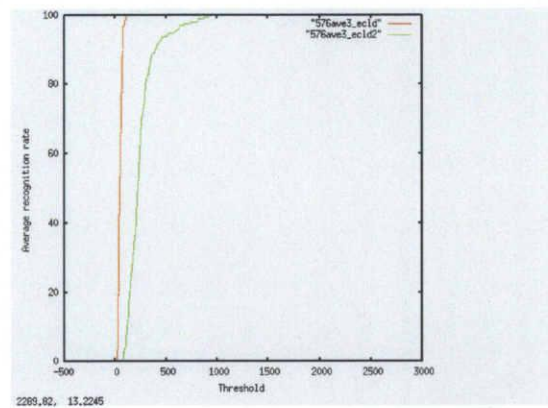
(a) チェインコード法&amp;ユークリッド距離



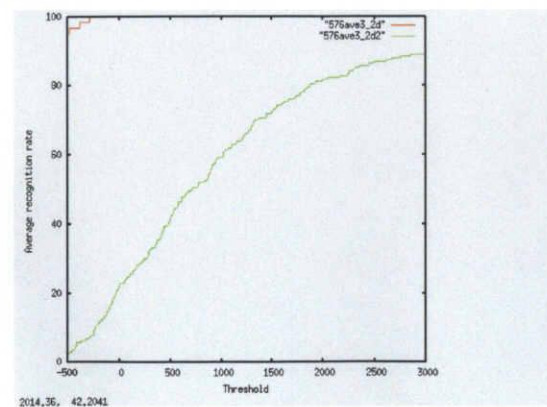
(b) チェインコード法&amp;2次識別関数



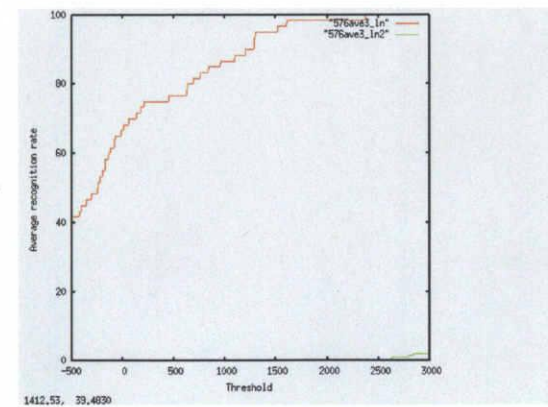
(c) チェインコード法&amp;線形識別関数



(d) 濃度値勾配法&amp;ユークリッド距離



(e) 濃度値勾配法&amp;2次識別関数



(f) 濃度値勾配法&amp;線形識別関数

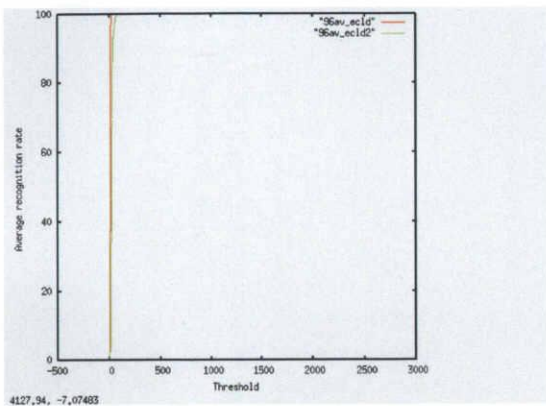
図 4.5: 真筆および偽筆の accept 率

## 結果 4

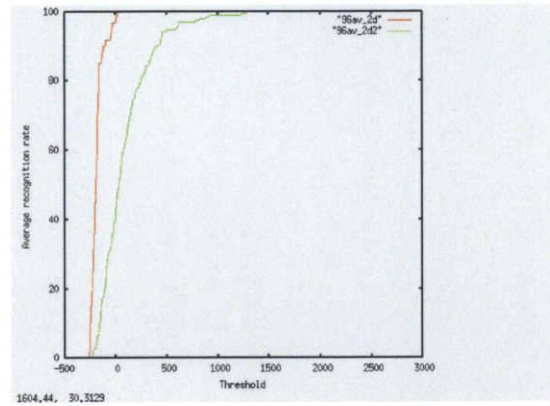
ここでは、逐次検定において真筆のテストサンプル 2 個の識別関数の値を平均した場合 (逐次検定 2) の結果を示す。

表 4.6: 手法別平均認識率

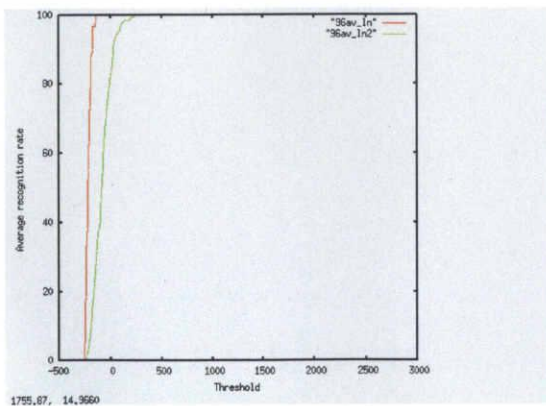
識別関数	チェーンコード法 [%]	濃度値勾配法 [%]
ユークリッド距離	88.49(84.52)	91.27(90.08)
正則化 2 次識別関数	90.87(84.92)	90.08(85.32)
正則化線形識別関数	91.27(90.08)	94.84(92.06)



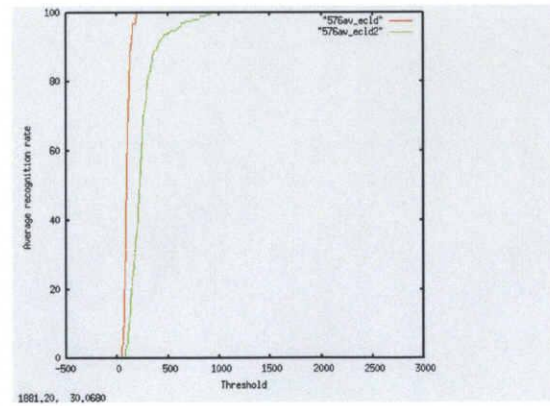
(a) チェインコード法&amp;ユークリッド距離



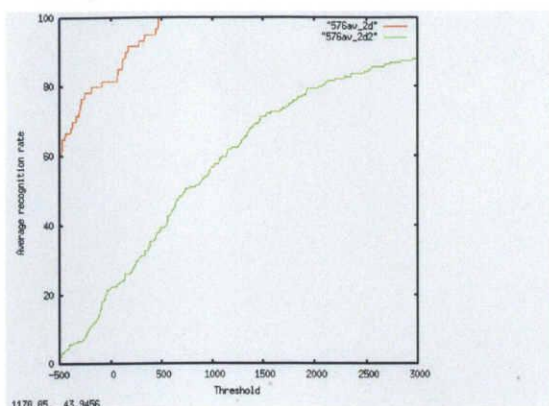
(b) チェインコード法&amp;2次識別関数



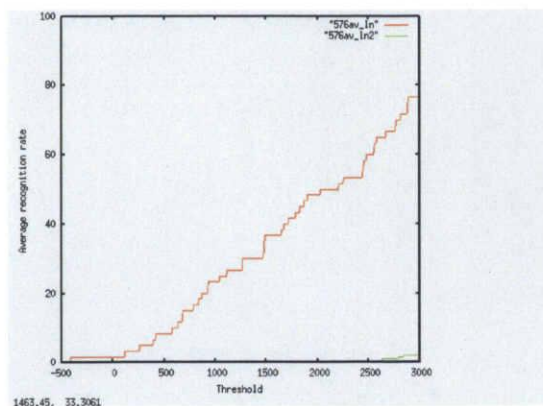
(c) チェインコード法&amp;線形識別関数



(d) 濃度値勾配法&amp;ユークリッド距離



(e) 濃度値勾配法 &amp; 2次識別関数



(f) 濃度値勾配法 &amp; 線形識別関数

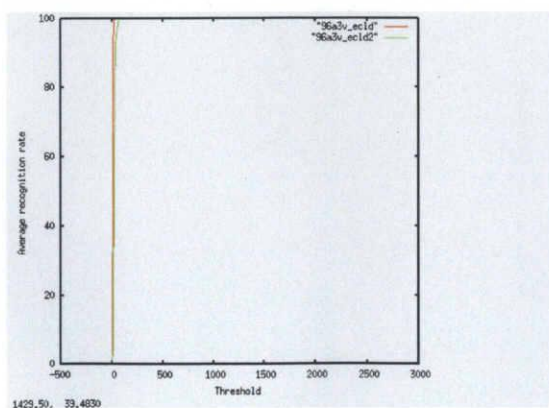
図 4.6: 真筆および偽筆の accept 率

## 結果 5

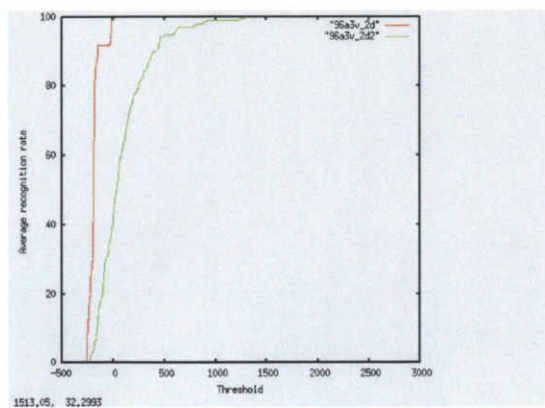
ここでは、逐次検定において真筆のテストサンプル 3 個の識別関数の値を平均した場合 (逐次検定 2) の結果を示す。

表 4.7: 手法別平均認識率

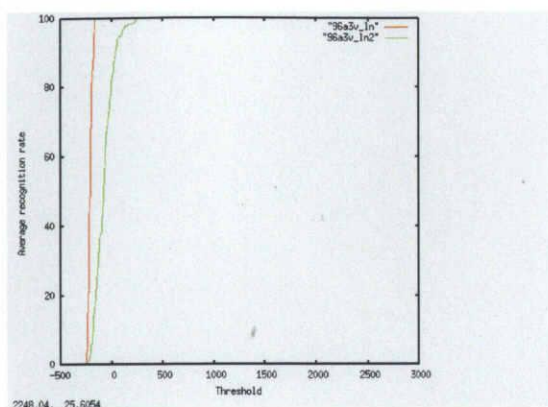
識別関数	チェーンコード法 [%]	濃度値勾配法 [%]
ユークリッド距離	88.89(87.30)	93.25(92.86)
正規化 2 次識別関数	94.05(88.49)	91.27(86.51)
正規化線形識別関数	93.25(90.08)	96.43(94.84)



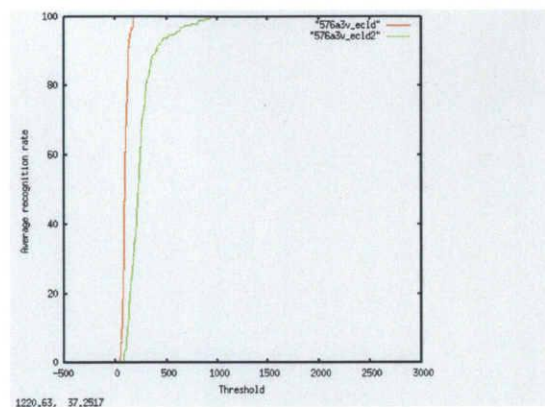
(a) チェインコード法 &amp; ユークリッド距離



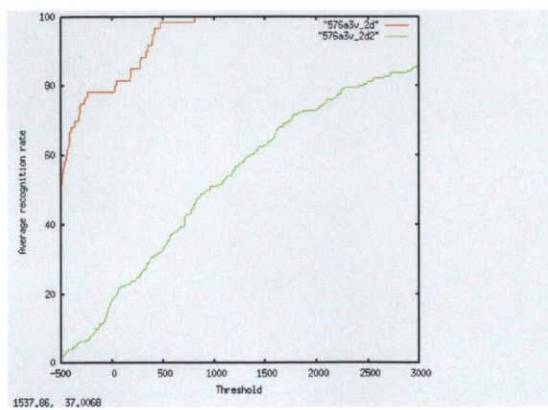
(b) チェインコード法 &amp; 2次識別関数



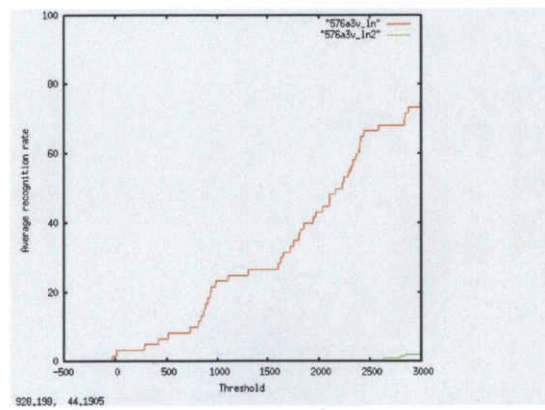
(c) チェインコード法&amp;線形識別関数



(d) 濃度値勾配法&amp;ユークリッド距離



(e) 濃度値勾配法&amp;2次識別関数



(f) 濃度値勾配法&amp;線形識別関数

図 4.7: 真筆および偽筆の accept 率

## 4.4 署名照合実験 3

### 4.4.1 実験の目的

真筆のみを学習する場合の逐次検定法において、真筆、偽筆両方のテストサンプルの特徴ベクトル、識別関数の値を平均することで認識精度が向上するかを確認する。

### 4.4.2 実験の条件

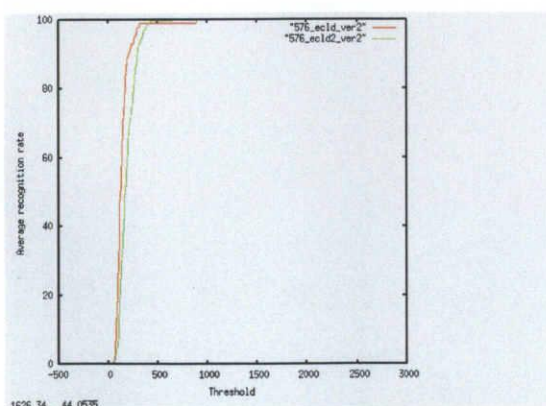
実験は、照合実験 2 と同様の逐次検定法で、特徴ベクトルを 2 個平均する場合 (実験 3.1) と特徴ベクトル 3 個を平均する場合 (実験 3.2) を行う。また、識別関数にはユークリッド距離を用いる。

### 4.4.3 実験結果と考察

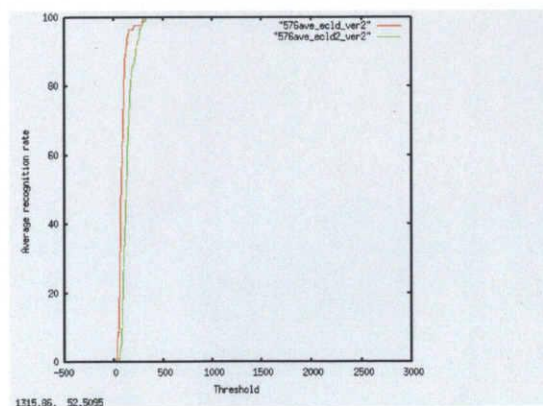
真筆、偽筆両方のテストサンプルの特徴ベクトルを平均する逐次検定実験を行った結果を表 4.8 に示す。但し、各表の () 内の認識率は真筆の誤認識率と偽筆の誤認識率が最も近くなる場合の平均認識率を表している。図 (a)-図 (c) は閾値を変化させた時の真筆の accept 率 (赤) と偽筆 (緑) の accept 率を表したものである。

表 4.8: 平均認識率 (実験 3)

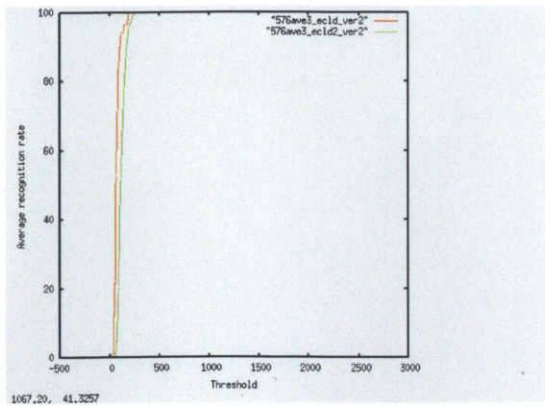
識別関数	逐次検定なし [%]	実験 3.1 [%]	実験 3.2 [%]
ユークリッド距離	76.47(66.18)	83.82(73.53)	87.35(82.94)



(a) 逐次検定なし



(b) 特徴ベクトル 2 個を平均



(c) 特徴ベクトル 3 個を平均

#### 4.4.4 考察

照合実験 2 の結果から、複数個のテストサンプルの特徴量を平均することで認識精度を向上させることができた。さらに、平均するテストサンプルの数が多い程よい結果が得られていることがわかる。また、識別関数の値を平均するよりも特徴量を平均する場合により高精度になっていることがわかった。逐次検定を行うことで、本人の特徴平均に近付き、2 個よりも 3 個平均することでより本人の特徴平均に近付いていると考えられる。このことから平均する個数を増やすことで、さらに精度向上が予想される。また、照合実験 1 と同様にチェーンコード法よりも濃度値勾配法の方がよい結果となった。照合実験 3 の結果から、真筆、偽筆両方のテストサンプルを逐次検定に用いた認識精度は向上している。真筆、偽筆両方を逐次検定に用いても照合実験 2 と同様に認識精度は向上するのではないかと考えられる。

## 第 5 章

# まとめと今後の課題

### 5.1 まとめ

本研究では、実験 1 では、手書き署名の署名照合に濃度値勾配法による特徴ベクトル、識別関数に SVM を用いる方法を提案した。実験 2 では、テストサンプルの特徴量または識別関数の値を平均する逐次検定方法を提案した。本研究により

1. 真筆と偽筆両方を学習に利用できる場合、SVM は他の手法よりも認識率が高く、有効である
2. 真筆のみが学習に利用できる場合、正則化識別関数が有効である
3. チェーンコード法よりも濃度値勾配法を用いることで、高い認識精度が得られる
4. 逐次検定法により、より高い認識精度が得られる
5. 逐次検定法において、識別関数の値を平均するよりも、特徴ベクトルを平均する方が高い認識精度が得られる。

### 5.2 今後の課題

1. より一般的な状況で実験を行うために、署名データの数を増やして実験を行う
2. 偽筆の反復学習を行った場合の逐次検定法の有効性を検証する
3. 学習サンプルの数を減らした場合の認識率の変化を調べる

# 謝辞

本研究に関し、数多くの助言とご指導をいただきました木村文隆教授、若林哲史助教授に深く感謝致します。計算機の使い方から研究への細かなご指導をしていただきました大山航助手に深く感謝致します。また、日頃いろいろとお世話していただいた田中みゆき事務官に感謝します。いろいろとご指導いただきました研究室の先輩方、さらに、本研究において、署名データ収集への協力、長い学生生活を過ごす上で大変お世話になった同期のみなさん、ヒューマン・インタフェース研究室のみなさんに深く感謝致します。

最後になりましたが、長きにわたる私の学生生活を支えてくれた両親に今一度の感謝を表して、本論文の結びといたします。



## 参考文献

- [1] 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,
- [2] 大門 正嗣，大山航，若林哲史，木村文隆：“加重方向指数ヒストグラム法を用いた手書き署名照合の高精度化”：平成14年度電気関係学会東海支部連合大会，p.329(657)
- [3] 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”：電子情報通信学会論文誌 D-II Vol.J77-D-II No.10 pp.2046-2053 1994.
- [4] C.C.Chang and C.J.Lin: “LIBSVM-A Library for Support Vector Machines(Version 2.33)” , <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/index.html>, (2002.4)