

博士学位論文

音声認識技術を起点とした
人と車両の同定に関する研究

2009 年

保 黒 政 大

目次

第1章	はじめに	1
第2章	ハイブリッド型筆者照合法	4
2.1	まえがき	4
2.2	固有値解析による照合	5
2.3	DP マッチングによる照合法	9
2.3.1	ガウシアンフィルタによる特徴点抽出	9
2.3.2	細線化による特徴点抽出	11
2.4	署名データベース	12
2.5	照合実験	14
2.5.1	固有値解析による照合	14
2.5.2	DP マッチングによる照合	15
2.5.3	照合結果の検討	17
2.6	ハイブリッド型照合法	18
2.7	むすび	19
第3章	顔認識	21
3.1	まえがき	21
3.2	認識方法	22
3.3	評価データベース	24
3.4	実験方法と結果	26
3.4.1	従来法	26
3.4.2	周波数解析法	27
3.4.3	実験方法	27
3.4.4	結果	27
3.5	デモシステム	28
3.6	むすび	30
第4章	顔の特徴点検出	31
4.1	まえがき	31
4.2	鼻位置の抽出方法	32
4.2.1	ニューラルネットワークモデル	32
4.2.2	NN の学習方法	33
4.2.3	位置検出	34
4.3	顔画像データベース	35
4.4	テンプレートマッチングによる検出	36
4.4.1	使用テンプレート	36
4.4.2	検出手順	37
4.5	NN 法による鼻位置検出	38
4.5.1	シグモイド関数の傾き	38

4.5.2	顔の左右非対称性の利用	39
4.5.3	抑制学習	40
4.6	テンプレートマッチング法との比較	42
4.6.1	検出能力	42
4.6.2	検出所要時間	43
4.7	回転顔画像による実験	43
4.7.1	正面画像のみの学習	43
4.7.2	回転画像を含む学習	44
4.7.3	エッジ強調無しの学習	45
4.8	むすび	46
第5章	ナンバープレートの自動認識	47
5.1	まえがき	47
5.2	ナンバープレート認識システム	48
5.3	位置検出処理	49
5.4	文字認識処理	52
5.5	文字切り出し補正処理	53
5.6	画像データベース	55
5.7	実験結果	56
5.7.1	位置検出処理	56
5.7.2	文字認識処理	57
5.7.3	文字切り出し補正処理	58
5.8	むすび	60
第6章	ライン画像による移動物体検出	61
6.1	まえがき	61
6.2	短冊画像による移動物体パターン取得	62
6.2.1	検出領域の設定と短冊画像切り出し	63
6.2.2	短冊画像の前処理	64
6.2.3	フレーム間差分法	64
6.2.4	短冊画像の連結	65
6.2.5	移動物体パターンの加工	71
6.2.6	垂直方向の位置補正	72
6.3	DP マッチングによる移動物体識別	74
6.4	評価実験	76
6.4.1	識別に用いる移動物体パターン選定	76
6.4.2	移動物体識別実験	77
6.4.3	歩行者と自転車の識別性能改善	78
6.4.4	ジャギー補正	80
6.5	むすび	81
第7章	むすび	83
謝辞	86
参考文献	87
研究業績一覧	92

第1章 はじめに

昨今、犯罪の多様化と共にその数も増加傾向にあり、防犯や監視などセキュリティの必要性が増している。原子力発電所などの重要施設では、入場者や入場車両を事前登録して確認するなど、厳重な入退出管理が行われている。一般の住居や事務所などへの不法侵入など身近な犯罪も増えている。企業の事務所だけでなく、一般家庭などでも監視カメラにより周辺警備を行うなど、防犯対策に対する関心が高い。

また、IT化の広まりにつれ、他人の情報に無許可でアクセスしたり、他人になりすましたりするなど情報セキュリティ関連の犯罪が問題化している。個人情報保護法の施行、SOX法への対応のため、PC等に格納された情報のアクセス記録や権限を持たない者のアクセスを制限する必要がある。このための個人や個体を識別確認する手段の確立が重要視されている。

このようにセキュリティに対する関心や要求は多岐にわたり、重要性は増すばかりである。

セキュリティ施策の一つとして、防犯用監視カメラの利用があげられる。監視カメラによる警備では、カメラ映像を警備員が常時確認したり、警備会社に委託したり、あるいは別のセンサと連携して監視することが一般的である。これらの手法では、警備コストが増加するため、一般家庭での利用は困難といえる。

監視カメラも高度化してきており、なかには画像の時間的変化を捉えて動体を自動的に検知して記録したり、通報したりするものもある。しかし、これらのカメラが採用している動体検知機能は、事前に設定した矩形検出領域の時間差分を計算し、変化量が事前に設定した閾値を超えないか確認している場合が多い。このため、木々の揺れや小動物の通過などに誤反応するケースが多々ある。

銀行のATMでの入出金時には、個人を認証して確認する必要がある。企業ではPCのログイン管理に生体情報やICカードを利用して本人確認をするケースが増えてきた。PCへのアクセスではICカードやログインIDなどで識別す

る方法が用いられている。しかし、これらの方法では紛失・忘却や貸し借り、盗難の問題がある。このため、身体の一部を情報として利用し個人識別を行う生体認証が注目されている。銀行の ATM では、指紋や静脈などの生体情報を利用した個人認証機能を搭載し、暗証番号の盗難など不正なアクセスに対処している。

このように人の個体識別は様々な状況で必要とされている。個体識別方法は多岐にわたるが、大きく分類すると、ID カードなど個体を示すデバイスを所持させて識別する方法と、生体認証のように身体的情報を画像処理や信号処理により解析して個体を識別する方法に分けることができる。

ID カードなどの個体識別デバイスを利用する方法は、識別処理そのものは非常に容易であるが、識別デバイスの所持や取り付けが必要であり、コストや利便性の観点から導入が難しいケースもある。身体的情報を利用する方法では、利用者は特別なデバイスを持ち歩いたりする必要がなく、置き忘れや盗難などの問題も発生しない。しかし識別処理に高度なアルゴリズムが必要で、ユーザ設定項目も煩雑になりがちである。そこで、簡便かつ確実に個体識別できる方法が望まれている。

身体的情報を用いた個体識別方法として、古くから署名照合が使われている。これはクレジットカードやトラベラーズチェックなどの本人確認手段として、特に海外では広く一般的に利用されている。しかし、漢字圏の人がアルファベット署名を確認したり、アルファベット圏の人が漢字の署名を確認したりする場合など、同じ署名か否かを確認するのは容易でない。また、他人の筆跡はある程度を真似することも可能であり、署名照合の実用性は複雑さや照合者のスキルに依存する。そこで、コンピュータにより署名の同一性を自動的に確認できると便利である。

パソコンへのログイン時などにはパスワードのかわりとして、事務所への入退出の際には人物の特定手段として顔画像による個人識別が期待されている。企業の事業場などでは入退出門付近に守衛室を設け、入退出する人や車の管理をしている。人の顔の他に車両番号による車両入退出管理も行われている。車両番号は一意に付けられている識別番号であり、簡単かつ効率的に車両入退出を管理できる。

このように、セキュリティ確保の上で人と車の個体の特定・確認は非常に有

用かつ重要である。このような個体識別手段の応用用途は多岐にわたり、コンピュータで自動処理することは、コスト削減・セキュリティ向上など、様々なメリットを得ることができると考えられる。

本論文では統合セキュリティシステムを構築を目指し、特に動体検出・人や車の識別において、従来技術で使用困難な状況を考慮した技術について述べる。まず人を識別する手法と車番を認識する手法を述べる。第2章では人を識別する方法の一つである署名の真偽確認手段として、複数のアルゴリズムを併用したハイブリッド認証法について述べる。第3章と第4章では、周波数解析法を利用した顔による個人照合法と、前処理のためにニューラルネットワークを利用した顔部品検出法について述べる。次に車の車両番号を確認するためにニューラルネットワークを利用したナンバープレートの自動検出法について第5章で述べる。最後に、これら人や車の個体識別を自動化すると共に、防犯への応用を念頭にライン画像を利用した移動物体の検出手法について第6章で述べる。

第2章 ハイブリッド型筆者照合法

2.1 まえがき

現在、個人認証法として、印鑑・鍵・パスワード・IDカード等の方法が用いられている。しかし、印鑑や鍵、IDカードは紛失や盗難等の問題が生じる。パスワードは誕生日・電話番号の個人情報から連想しやすいものを付けることが多く、銀行等で他人にお金を引き落とされるなどの被害がある。また、忘却してしまい本人として認証できなくなることも考えられる。これらの問題の解決策として生体情報を利用する方法がある。生体情報は大きく身体的特徴と身体的特性に分けることが出来る。身体的特徴としては、顔・指紋・虹彩などがある。身体的特性としては、筆跡・声などがある。身体的特性あるいは身体的特徴は他人が真似することが困難であり、これらを利用することによりセキュリティの高い個人認証を行う事ができる。

これまで本人の身体的特性を利用する筆者照合に関する多くの研究が行われてきた。しかし、その多くはタブレット等の機器を用いるオンライン筆者照合である。オンライン筆者照合は、筆圧や書順等の情報が動的に得られるため情報量が多く、照合が比較的容易であり既に多くの装置が商品化されている。

一方、オフライン筆者照合は書き残し文字を照合するため、文字の形や線幅等の少ない情報のみを用いて照合を行う必要がある。このため照合は極めて難しく、実用的な装置はまだ無い。実用化すれば、現在の個人確認法の主流である印鑑やパスワード等の代替となり、個人認証技術として大いに期待できる。

これまでに、DP マッチングにより文字を分割した後、パターンマッチング法を用いて照合した結果 12.7[%]の平均誤照合率が得られると報告されている。また、同一データベースを用いて、文字をベクトル量子化した後、隠れマルコフモデル(HMM)やDP マッチングを用いた結果 16.5[%]を得た。しかしながら、従来発表されている、これら単一の照合アルゴリズムでは実用化に十分な照合精度が得られているとはいえない。

そこで署名を細線化してガウシアンフィルタを施すことにより、文字の特徴点を抽出した画像を利用した照合システムを提案する。さらに、このシステムと従来法を組み合わせたハイブリッド型を検証する。従来法として固有値解析法を使用し、文字の分割数やデータの前処理について検討する。

2.2 固有値解析による照合

主成分分析は、ある問題に対していくつかの要因が考えられるときにそれらを独立に取り扱うのではなく、全てを総合して取り扱い少数個の1次式で表現することができる。この1次式を主成分という。主成分分析は文字認識の分野で最もよく利用されている手法のひとつである。

ここでは、固有値解析を用いた署名照合方法について説明する。主成分分析は、統計分野で利用される手法であるが、署名照合で利用する手順を述べる。

- 1) 原画像を2値化、背景除去して1文字毎に切り出す(図 2-1-a)
- 2) 32×32 [pixel] に正規化する(図 2-1-b)
- 3) ガウシアンフィルタ処理を施す(図 2-1-c)
- 4) 文字を領域分割する(図 2-2)
- 5) 分割された領域ごとに主成分分析を行い、マハラノビス距離尺度により領域ごとの距離 L_i^2 を求める
- 6) 1文字ごとの距離を(2-6)式、1署名ごとの距離を(2-9)式で算出する

これを手法1とする。

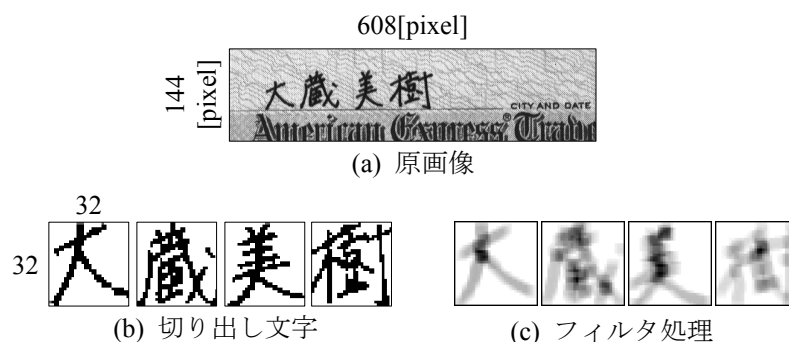


図2-1. 署名画像の例

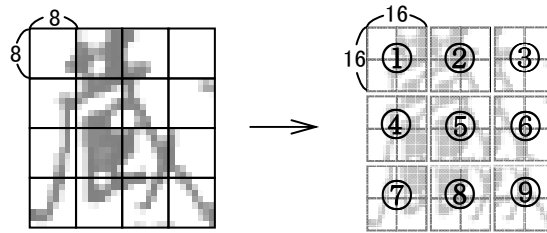


図2-2. 文字の領域分割例(9分割)

図 2-2 の領域①を例として主成分の算出方法を示す.

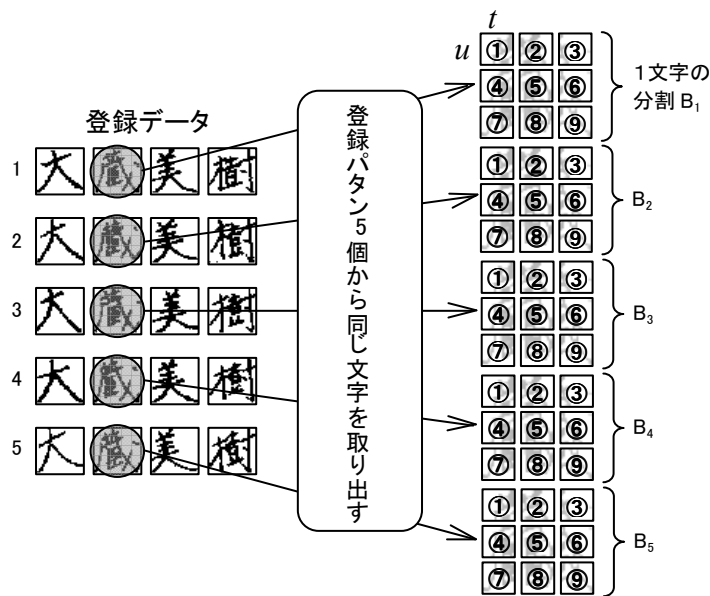


図2-3. 主成分算出方法

まず、各分割文字 B_{ia} (i : 登録パターン番号, a : 領域番号) の画素値 x_{kl} (k : 登録パターン番号, l : 領域内の画素番号) をベクトルの要素と考える. そのときの式を(2-1)に示す.

$$\begin{aligned}
 B_{11} &= \{x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n}\} \\
 B_{21} &= \{x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2n}\} \\
 \vdots & \quad \quad \quad \vdots \\
 B_{51} &= \{x_{51}, x_{52}, \dots, x_{5n}\}
 \end{aligned} \quad \dots \dots \dots (2-1)$$

ただし, $n = t \times u$

分散共分散行列は分散が大きいときに, 正しいデータを得られないことがあ

る。これは、分散が大きいと小さいデータが無視され桁落ちを生じるためである。そこで、分散共分散行列を標準化するために相関行列 R を求める。

$$R = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2n} \\ \vdots & \ddots & & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \cdots & r_{nn} \end{pmatrix} \dots\dots\dots (2-2)$$

相関値は、(2-3)式で表される。

$$r_{ij} = \frac{s_{ij}}{s_i s_j} \dots\dots\dots (2-3)$$

ここで、 s_i, s_j は標準偏差 s_{ij} は共分散であり(2-4)式で表される。

$$s_i = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N (x_{ki} - \bar{x}_i)^2}$$

$$s_{ij} = \frac{1}{N-1} \left\{ \sum_{k=1}^N (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j) \right\} \dots\dots\dots (2-4)$$

$$\bar{x}_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_{ki}$$

この相関行列より、ヤコビ法を用いて n 個の固有値とその固有値に対応する固有ベクトルを算出する。

この固有値を降順に並べ、固有値が 1.0 以上の数を主成分の数 m とする。

(2-5)式に主成分の式を示す。 l_{ij} (i :主成分の番号, j :領域内の画素番号)は固有ベクトルである。

$$\begin{cases} \text{第1主成分} & Z_1 = l_{11}x_1 + l_{12}x_2 + \cdots + l_{1n}x_n \\ \text{第2主成分} & Z_2 = l_{21}x_1 + l_{22}x_2 + \cdots + l_{2n}x_n \\ \vdots & \vdots \\ \text{第}m\text{主成分} & Z_m = l_{m1}x_1 + l_{m2}x_2 + \cdots + l_{mn}x_n \end{cases} \dots\dots\dots (2-5)$$

求めた主成分を用いてマハラビス距離により判別距離を求める。マハラノビス距離の利点として、分散を考慮した標準化データを使用して計算できること

があげられる。

次に、各領域より求めた主成分を使用してのマハラノビス距離の計算方法を示す。登録データ B11～B51 のデータを(2-5)式の x に代入したものを表 2-1 に示す。

表 2-1. 領域 a における主成分の定義(登録データ)

	B_{1a}	B_{2a}	B_{3a}	B_{4a}	B_{5a}
第 1 主成分	Z_{11a}	Z_{12a}	Z_{13a}	Z_{14a}	Z_{15a}
第 2 主成分	Z_{21a}	Z_{22a}	Z_{23a}	Z_{24a}	Z_{25a}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
第 m 主成分	Z_{m1a}	Z_{m2a}	Z_{m3a}	Z_{m4a}	Z_{m5a}

$$L^2 = \sum_{a=1}^9 \sum_{i=1}^m \frac{\left(\sum_{j=1}^m u_{ja} l'_{jia} \right)^2}{\lambda'_{ia}}, \quad u_{ia} = \frac{Z'_{ia} - \overline{Z_{ia}}}{\sigma_{ia}} \dots\dots\dots (2-6)$$

$$\overline{Z_{ia}} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N Z_{ija}, \quad \sigma_{ia} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^N (Z_{ija} - \overline{Z_{ia}})^2} \dots\dots\dots (2-7)$$

Z' : 未知入力の主成分 N : 登録署名数

このデータを使用して(2-6)式により距離計算をする。ここで l', l' の算出方法を示す。

まず、登録データより B11～B51 の主成分をベクトルの要素と考える。

$$\begin{aligned} B_{11} &= \{Z_{11} \quad Z_{21} \quad \dots \quad Z_{m1}\} \\ B_{21} &= \{Z_{12} \quad Z_{22} \quad \dots \quad Z_{m2}\} \\ &\vdots \\ B_{51} &= \{Z_{15} \quad Z_{25} \quad \dots \quad Z_{m5}\} \end{aligned} \dots\dots\dots (2-8)$$

この 5 個のベクトルを使用して相関行列 R_z を算出する。相関行列の式は (2-2)式, (2-3)式と同じである。この相関行列 R_z より固有値と固有ベクトルを算出する。これが l', λ' になる。

次に、1 署名の距離の算出方法について述べる。先ほど文字ごとの距離を求めた。そこで、文字ごとの距離を 1 署名としての距離に変換する式を次に示す。

$$L_s = \sum_{i=1}^m \beta_i L_i^2 \dots\dots\dots (2-9)$$

β : 各文字への重み ($\beta = 1/\text{文字数}$ で一定)

L_i : 1 文字の距離

L_s : 1 署名の距離

2.3 DP マッチングによる照合法

2.3.1 ガウシアンフィルタによる特徴点抽出

DP マッチングは、音声認識分野で広く用いられているパターンマッチング法で、標準パターンと入力パターンの間に非線形の伸縮がある場合にもその差の影響を吸収する方法である。

同じように書いた署名でも音声同様にその都度、伸長を生じる。伸長の影響を吸収するため DP マッチングを使用して照合を行う。

照合は、次の手順で行う。

- 1) 原画像を 2 値化, 背景除去して文字領域を切り出す
- 2) 128×32 [pixel] に正規化する
- 3) ガウシアンフィルタ処理を施す
- 4) DP マッチングにより照合する(図 2-4)

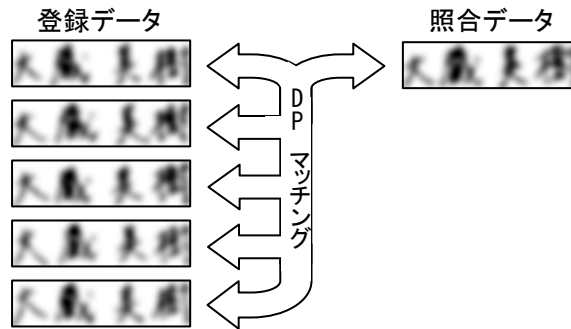


図2-4. DP マッチングによる照合方法

本フィルタの重みと画像の濃度値を掛け合わせ、ピクセル毎に総和をとることにより、交点を強調(濃度値が高くなる)する。本手法を手法2と定義する。

DP マッチングにより登録データ5個との照合データ距離を求める。

まず、 x 方向について5つのDP距離の小さいものから3つの平均値を x 方向の距離 D_x とする。 y 方向についても同様に距離を算出する。 x 方向、 y 方向のDP距離を(2-10)式で合成する。

得られた距離を照合データの距離とする。照合データの距離より、事前に設定した閾値以下なら本人、それ以上なら他人と判別する。

$$D = \alpha D_x \times (1 - \alpha) D_y \dots\dots\dots (2-10)$$

D : x, y 方向の合成距離

D_x : x 方向の DP 距離

D_y : y 方向の DP 距離

α : 合成するときの係数

次に、ガウシアンフィルタについて説明する。従来は、個人の変動性を吸収するために使用されていたが、本手法では、より強力なガウシアンフィルタ処理をすることで、文字の密集部分の低周波成分を抽出するために使用する。このフィルタの重み分布を変えることで、画像の特徴点を強調することができる。

使用するフィルタは、座標値を x, y としたときに次式で示すものである。

$$F(x, y) = e^{-\frac{x^2+y^2}{c^2}} \dots\dots\dots (2-11)$$

ここで、 c はフィルタの先鋭化係数とする。

例として、フィルタサイズ 11×11 、 $c = 3.5$ のガウシアンフィルタの形状を図 2-5 に示す。図 2-6 に実験で使用する画像にフィルタ処理を施した例を示す。

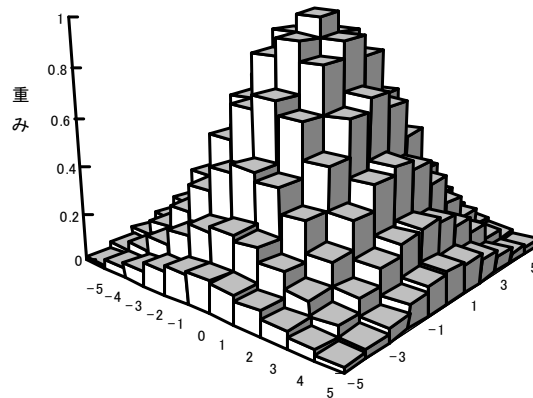


図2-5. フィルタの重み

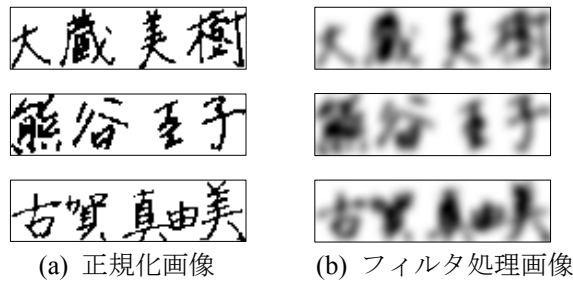


図2-6. 使用データ例

2.3.2 細線化による特徴点抽出

文字の交点や端点には多くの個人性が含まれると考えられる。交点とは、文字線が交差する点のことである。また、端点とは、文字線の端であり他の線と全く触れずに途切れる点である。そこで、本手法では細線化により文字の交

点・端点を抽出してガウシアンフィルタにより強調する．照合は，次の手順で行う．

- 1) 原画像を2値化，背景除去して文字領域を切り出す
- 2) 128×32 [pixel] に正規化する
- 3) 細線化を行い，ガウシアンフィルタ処理を施す
- 4) DP マッチングにより照合する

図 2-7に実際に使用したデータ例を示す．本手法を手法 3 とする．交点・端点等でフィルタ処理の反復回数を変化して特徴点の抽出を行う．ガウシアンフィルタは2.3.1で述べたものを使用する．

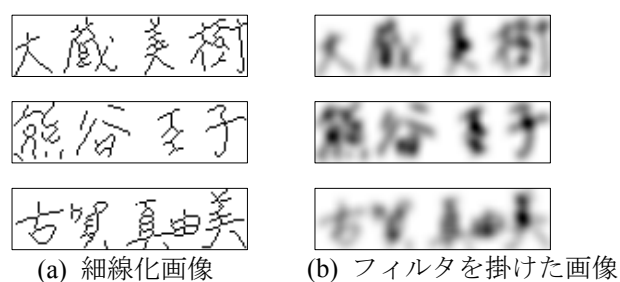


図2-7. 使用データ例

2.4 署名データベース

実験に使用する署名データは，旅行小切手(トラベラーズチェック)に書かれた日本字署名の照合について吉村らが報告した際に使用したデータベースと同じものを使用する．本節では，署名データベースについて詳細を述べる．

トラベラーズチェックの画像例を図 2-8に示す．トラベラーズチェックの署名場所は上下 2 箇所に分かれている．



図2-8. トラベラーズチェックの原画像

トラベラーズチェックの上部が純正署名，下部が照合署名である．純正署名と真照合署名(真筆)の組，純正署名と偽照合署名(偽筆)の組が，それぞれ，20人分10枚ずつある．つまり，400個の純正署名，200個の真照合署名，200個の偽照合署名がある事になる．偽照合署名は，純正署名を良く見て練習した訓練偽署名とする．

照合実験においては，純正署名を登録データとして用い，真照合署名と偽照合署名は，評価用データ及び閾値設定のためのデータとして用いる．

以下に署名データベースについて示す．

表 2-2. 署名データベース

組合せ	署名	人数	個数	(計)
真筆・真筆	純正署名	20	10	(200)
	真照合署名	20	10	(200)
真筆・偽筆	純正署名	20	10	(200)
	偽照合署名	20	10	(200)

署名データベースとして，表 2-2 のようなデータがある一人に付き登録データは5枚，実験データは真筆10枚，偽筆10枚とする．

2.5 照合実験

2.5.1 固有値解析による照合

固有値解析による照合結果を示す。はじめに、ガウシアンフィルタのサイズと先鋭化係数の検討を行う。

固有値解析を行う前に、文字を9分割して、それぞれの領域に対して固有値解析を行う。画像サイズは 32×32 [pixel]とする。

次に、ガウシアンフィルタサイズと先鋭化係数の影響について実験する。フィルタサイズは、 5×5 、 9×9 、 11×11 、 13×13 の3種について実験を行う。

固有値解析によるガウシアンフィルタサイズと先鋭化係数による実験により、フィルタサイズ 5×5 、先鋭化係数 5.656 のときに平均誤照合率 14.5[%]という結果を得た(図 2-9)。

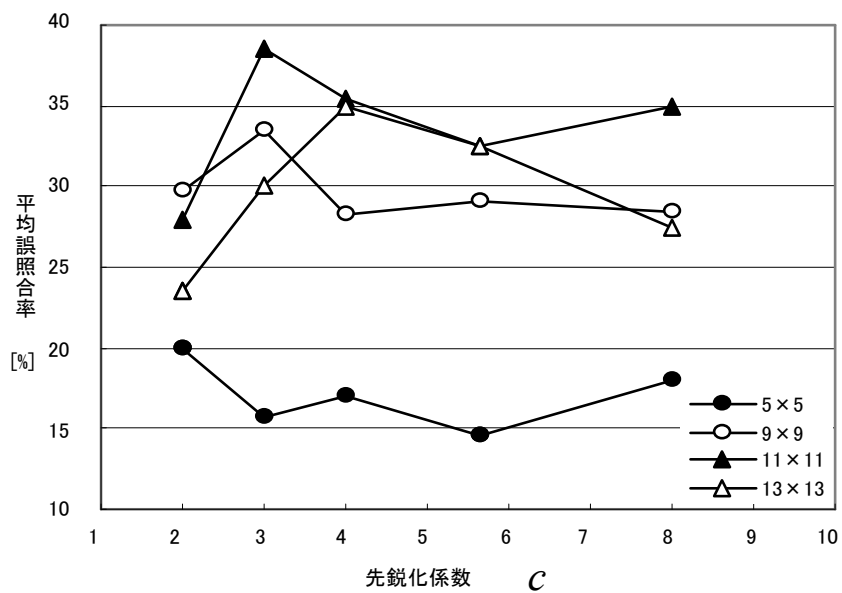


図2-9. フィルタサイズと先鋭化係数について

2.5.2 DP マッチングによる照合

前処理として、署名画像にガウシアンフィルタ処理を施す。この際のフィルタサイズと先鋭化係数について検討する。実験ではフィルタサイズを 5×5 , 9×9 , 11×11 , 13×13 の3種について行う。手法1, 2について、フィルタサイズ, 先鋭化係数を変化したときの照合結果を図2-10, 図2-11に示す。

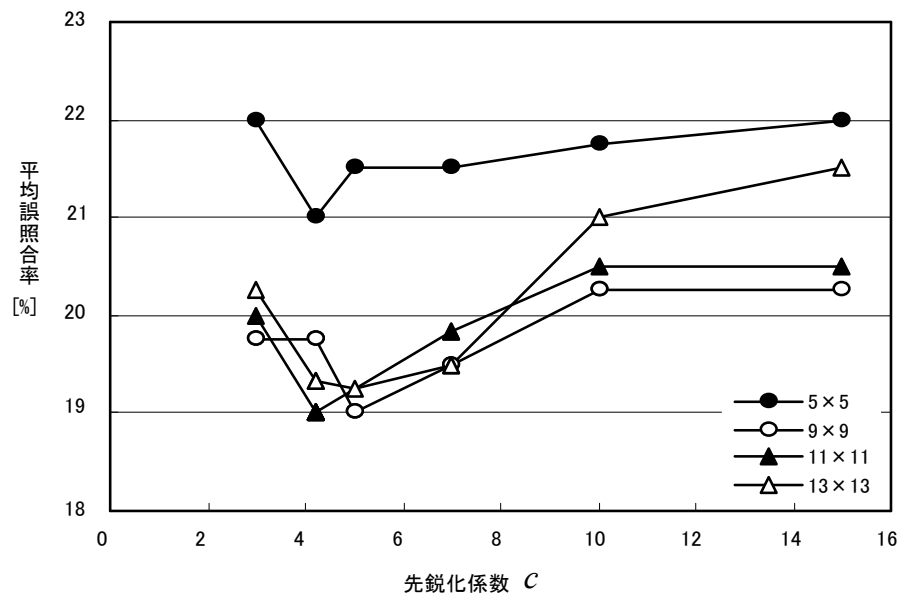


図2-10. 手法2のフィルタサイズと先鋭化係数について

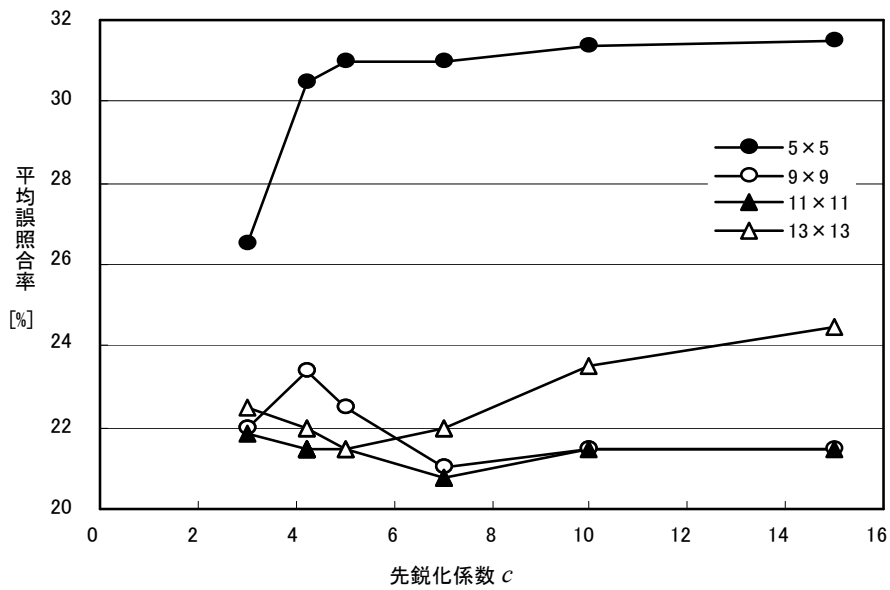


図2-11. 手法3のフィルタサイズと先鋭化係数について

手法2では、フィルタサイズ9×9、先鋭化係数5.0、フィルタサイズ11×11、先鋭化係数4.2のときに平均誤照合率19.0[%]を得た。

手法3は、フィルタサイズ11×11、先鋭化係数7.0のときに平均誤照合率20.75[%]を得た。

次に、手法2, 3のDP距離と誤照合率の関係について示す。ここで、本人誤り率は、本人を他人と誤認識する確率、他人誤り率は他人を本人と誤認識する確率と定義する。

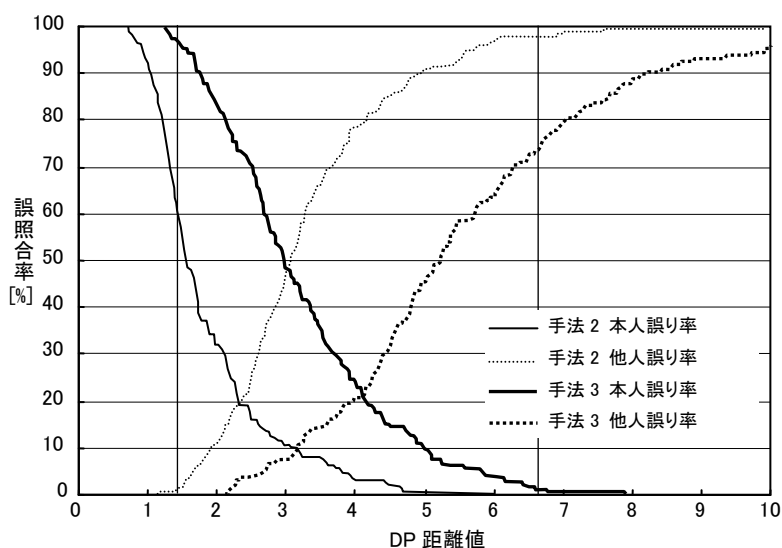


図2-12.2 手法の誤照合率の比較

図 2-12から、手法 2 では本人を判別する能力、手法 3 では他人を抽出する能力が高いことが分かる。

2.5.3 照合結果の検討

DP マッチング法による最小の平均誤照合率はガウシアンフィルタ処理のみ施した場合に、フィルタサイズ 9×9 、先鋭化係数 5.0 とフィルタサイズ 11×11 、先鋭化係数 4.2 の条件下で 19.0[%]、細線化処理後、ガウシアンフィルタ処理を施した場合は、フィルタサイズ 11×11 、先鋭化係数 7.0 の条件下で 20.75[%]を得た。また、固有値解析による照合では、フィルタサイズ 5×5 、先鋭化係数 5.656 の条件下で 14.5[%]の結果を得た。それぞれの照合法は各々、抽出し易い特徴と抽出しにくい特徴があると考えられる。このため、これらの方法単体の平均誤照合率向上は難しいと考えられる。

そこで、これらの手法を組み合わせたハイブリッド照合法について検討する。

2.6 ハイブリッド型照合法

ハイブリッド型照合法は、本人抽出能力の高いガウシアンフィルタ(フィルタサイズ 9×9 , 先鋭化係数 5.0)による特徴点抽出法, 他人抽出能力の高い細線化による特徴点抽出法(フィルタサイズ 11×11 , 先鋭化係数 7.0)を組み合わせる使用。また, 誤照合率の最も低かった固有値解析による照合も組み合わせる照合を行う。

特徴点抽出による DP マッチングによる照合法と, 固有値解析による照合法を組み合わせるハイブリッド型筆者照合法について述べる。

ハイブリッド照合法は次の順序で行う。

- 1) 固有値解析による照合を行う
- 2) 1)で本人と判別されたものに対して, 細線化による特徴点抽出法について照合を行い, 事前に設定した閾値より大きい場合を他人と判別する
- 3) 1)で他人と判別されたものに対して, ガウシアンフィルタによる特徴点抽出法について照合を行い, 事前に設定した閾値より小さい場合を本人と判別する
- 4) 3)で照合された結果を照合結果とする

まず, 手法 1 による照合を行い 1 文字の分割数を検討した。9 分割した場合に平均誤照合率 23.5[%]を得た。この条件でガウシアンフィルタ処理を施すことにより, フィルタサイズ 5×5 , 先鋭化係数 5.656 の場合で 14.5[%]となり, 誤照合率が 9.5[%]低下し, 手法 2, 3 より良い結果を得た。ガウシアンフィルタ処理には余分なノイズを減少し, 個人性の強い特徴を抽出する能力があると考えられる。同一データベースによる照合実験では, DP マッチングによる切り出しとパターンマッチングによる照合法で 12.7[%]と報告されている。また, 従来の研究として, ベクトル量子化したデータを使用して隠れマルコフモデル(HMM)や DP マッチングによる照合法を用いることにより 16.5[%]を得ている。手法 3 では, これを上回る結果を得ており, ガウシアンフィルタと固有値解析を併用する手法が有効であるといえる。

また, ハイブリッド型照合法による評価実験を行い, 手法 2 の閾値を 1.50, 手法 3 の閾値を 6.65 としたときに 9.0[%]の平均誤照合率を得た。ハイブリッド型の照合を行うことにより, 固有値解析による照合結果(平均誤照合率 14.5[%])

より 5.5[%]向上した。これは固有値解析では抽出できない特徴が、他の 2 手法により抽出された為であると考えられる。

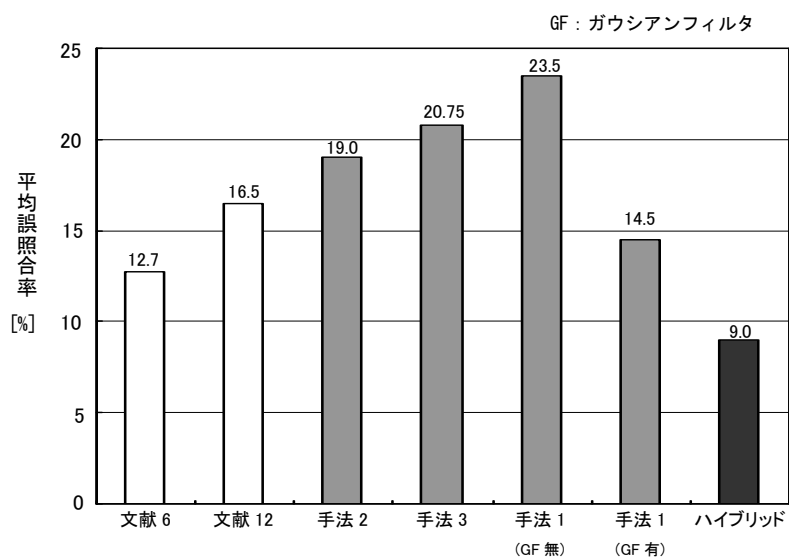


図2-13. 手法別平均誤照合率

2.7 むすび

固有値解析による筆者照合法と新しく提案したガウシアンフィルタにより交点等の特徴を抽出した後に DP マッチングを行う照合法を組み合わせハイブリッド化した高性能オフライン筆者照合法を実現した。

はじめに、ガウシアンフィルタによる特徴点(交点等の特徴)抽出した画像について DP マッチングで照合した結果、フィルタサイズ 9×9 、先鋭化係数 5.0 とフィルタサイズ 11×11 、先鋭化係数 4.2 の場合で平均誤照合率 19.0[%]を得た。細線化により特徴点を抽出した画像では、フィルタサイズ 11×11 、先鋭化係数 7.0 のときに 20.75[%]を得た。細線化により多くの画素が削られたのにもかかわらず誤照合率は向上しており、線の傾き・長さ・交点等に多くの個人性が含まれていると考えられる。

本手法は、同一データベースを用いた従来の照合法と比較して最も良い結果を得ており、ハイブリッド型照合法がオフライン筆者照合に有効であるといえる。

第3章 顔認識

3.1 まえがき

セキュリティへの関心が高まるなか、指紋、虹彩や顔など生体情報を利用する個人認識技術が注目を集めている。なかでも、顔を利用した個人認識は、利用にあたっての抵抗感の少なさ、インタフェースの簡便さ等の特徴があり、市場からの期待が大きい。

指紋や虹彩認識のような専用のセンサを使用して情報を採取するものでは、入力時の自由度が少なく、得られた画像にバラつきが少ない。このため正規化処理が比較的容易である。顔による個人認識では、汎用のカメラで簡単に顔画像を採取できる反面、採取時の顔位置や距離など変動要因が多く、あらかじめ正規化する必要がある。画像からロバストに顔特徴点を検出するには多くの計算量が必要である。また、検出に失敗する場合も多く、照合率に大きく影響する。

ここでは対象を携帯電話や PDA 等、小型組み込み機器への対応も考慮し、使用者が撮影位置を調整することにより、特徴点検出処理を軽減すると共に検出誤りの減少を目指す。

顔認識では、顔の特徴点に基づく方法やパターン情報に基づく方法等、多くの方法が提案されている。顔の特徴点に基づく方法では、多くの特徴点を高精度に自動検出する必要があり、認識精度は特徴点検出精度に強く依存し、処理速度にも問題がある。パターン情報に基づく方法では、顔画像から個人性を示す特徴量を計算するため、比較的高速に処理することが可能である。しかし、画像そのものから特徴量を求めるため、あらかじめ顔の位置や大きさ等を正規化する必要がある。

ここでは音声認識や指紋照合などで利用されている周波数解析法を応用し、比較的処理が軽く、組み込み機器でも実用的な処理速度を得ることができる認識方法について検討する。

3.2 認識方法

カメラで撮影した顔画像は、大きさや回転等の撮影環境による影響を補正するため、両目の位置を基準として正規化する。

まず、瞳の色特徴を利用して両目を自動判定し、画面中にリアルタイム表示する。高速化のため探索領域は、瞳が存在する可能性のある領域に限定する。正規化時の基準点検出を確実なものとするため、使用者が撮影位置を調整し、両目位置が正しく検出されていることを確認して認識処理の開始を指示する。

両目の位置情報から、顔画像を図 3-1のように両目の間隔と両目を結んだ線分が水平に、かつ、両目の間隔が一定になるようアフィン変換により変換する(図 3-2)。アフィン変換は、変換前の座標を (x, y) 、変換後の座標を (x', y') とすると(3-1)式で表される。

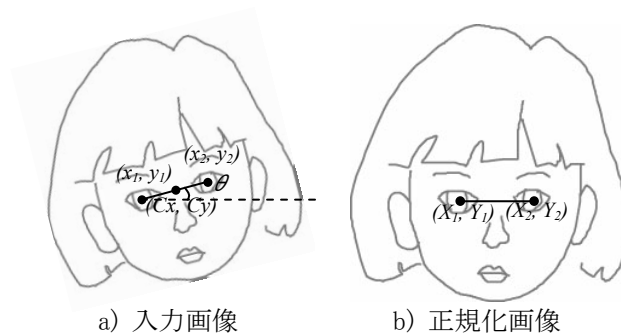


図3-1. 顔画像の正規化

$$\begin{aligned}x' &= ax + by \\y' &= cx + dy\end{aligned}\quad \dots\dots\dots (3-1)$$
$$\begin{pmatrix} a = m \cos \theta, & b = -\sin \theta \\ c = \sin \theta, & d = m \cos \theta \end{pmatrix}$$

ここで m は拡大・縮小倍率、 θ は回転角度とする。



図3-2. 傾いた顔の正規化の例

次に、顔画像から特徴量を計算する。正規化顔画像から一定の領域を切り出し、各ラインの濃度値を一次元の信号波形と見なして周波数解析したものを特徴量とする。本稿では音声認識において話者照合に用いられているケプストラムを特徴量とする。ケプストラムは、対数スペクトルを波形信号と見なして、フーリエ逆変換したときに得られるフーリエ展開係数である。LPC ケプストラム $c_k (k=1,2,\dots,p)$ は次の漸化式で求まる。

$$\begin{aligned}
 c_1 &= -\alpha_1 \\
 c_n &= -\alpha_n - \sum_{m=1}^{n-1} \left(1 - \frac{m}{n}\right) \cdot \alpha_m c_{n-m} \quad (i < n \leq p) \dots\dots\dots(3-2) \\
 c_n &= -\sum_{m=1}^p \left(1 - \frac{m}{n}\right) \cdot \alpha_m c_{n-m} \quad (p < n)
 \end{aligned}$$

ここで α は線形予測係数、 p は予測次数、 n はケプストラム数を表す。画像間の距離はユークリッド距離を使用し、DP マッチングにより縦方向の伸縮を考慮して計算する。図 3-3の対称型 DP パスを使用し、(3-3)式で正規化

最小累積距離 $G(I, J)$ を計算する

ここで $g(i, j)$ は登録画像の第 i ラインと照合画像の第 j ラインまでの最小累積距離, $d(i, j)$ は登録画像の第 i ラインと照合画像の第 j ラインにおけるライン間の距離 I, J は各々登録画像と照合画像のライン数を表す.

$$g(i, j) = \min \left\{ \begin{array}{l} g(i-1, j-2) + 2d(i, j-1) \\ g(i-1, j-1) + d(i, j) \\ g(i-2, j-1) + 2d(i-1, j) \end{array} \right\} + d(i, j)$$

$$(i=1, 2, \dots, I, j=1, 2, \dots, J) \dots\dots\dots (3-3)$$

$$G(I, J) = \frac{g(I, J)}{I+J}$$

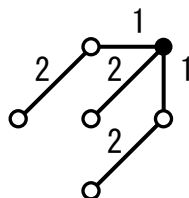


図3-3. DP パス

3.3 評価データベース

認識実験に使用する顔画像データは, PC に USB 接続した CMOS(10 万画素), CCD(30 万画素) のカメラを使用して撮影し, 白黒 256 階調, 320x240 [pixel] の画像とする. 屋内の電灯光源下で撮影し, 目を跨いで撮影した画像も含まれる. 眼鏡の有無や服装変化等, 経時変化を伴った画像を含むデータベースである. 全画像は正規化の基準に使用するため, あらかじめ両目位置を人手で検出してある.

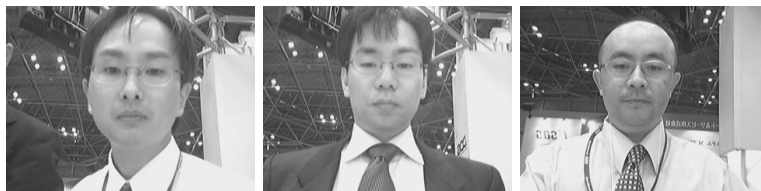
顔画像の例を図 3-4 に, データベースの内訳を表 3-1 に示す.

表 3-1. 画像データベース

カメラ	顔画像数	
10 万画素 CMOS	人数	58 人
	枚数	登録画像 : 58 枚(1 枚/人) 照合画像 : 158 枚
30 万画素 CCD	人数	39 人
	枚数	登録画像 : 39 枚(1 枚/人) 照合画像 : 185 枚



a) 10 万画素 CMOS カメラ



b) 30 万画素 CCD カメラ

図3-4. 画像データ例

3.4 実験方法と結果

3.4.1 従来法

従来法として、モザイク化した顔画像の濃度値を特徴量とし、テンプレートマッチングにより個人を認識する手法を実験する。

あらかじめ人手で検出した両目の位置情報を使用し、両目の間隔が一定になるよう拡大縮小すると同時に、両目を結ぶ線分が水平になるようアフィン変換により正規化する。両目座標が一定になるように 128x128 画素の領域で切り出し、縦横 1/4 に圧縮する(図 3-5)。登録画像と照合画像の距離を次式により計算する。

$$d(\Delta x, \Delta y) = \sum_{y=0}^Y \sum_{x=0}^X (g(x, y) - h(x + \Delta x, y + \Delta y))^2 \dots\dots\dots (3-4)$$
$$D = \min d(\Delta x, \Delta y)$$

ここで $g(x, y)$ は登録画像の座標 (x, y) における画素値、 $h(x, y)$ は照合画像の座標 (x, y) における画素値 $\Delta x, \Delta y$ は位置ずれの影響を吸収するためのずらし幅を表す。

この距離 D が閾値 Th より小さい場合を本人、大きい場合を他人とする。



a) 入力画像 b) モザイク画像

図3-5. モザイク画像の例

3.4.2 周波数解析法

音声認識の分野で、話者認識に使用されている LPC ケプストラムを特徴量とする。

従来法と同様、両目の位置を基準として顔画像を正規化し、128x128 画素の領域で切り出し、縦横 1/4 に圧縮する。画像の横 1 ラインの濃度値を一次元の信号として LPC ケプストラムを計算する。横方向の位置ずれは、周波数領域では位相成分となるため、ケプストラム特徴量には影響しない。縦方向の位置ずれを吸収するため、各ライン間のユークリッド距離を局所距離として DP マッチングにより正規化最小累積距離を計算する。

正規化最小累積距離が閾値 Th より小さい場合を本人、大きい場合を他人と判断する。

3.4.3 実験方法

1 枚/人を登録画像とし、全照合画像との距離を計算して照合を行う。他人受け入れ率(FAR)を 1[%] としたときの本人拒否率(FRR)を照合率とする。

3.4.4 結果

10 万画素 CMOS カメラで撮影した顔画像、30 万画素 CCD カメラで撮影した顔画像を使用し、従来法と周波数解析法で照合実験を行った。結果を表 3-2 に示す。

従来法に比べ、10 万画素 CMOS 画像、30 万画素 CCD 画像共に、周波数解析法では 10[%] 以上 誤照合率が減少した。

照合に失敗した画像について考察する。登録時と顔の向きや撮影距離の異なる画像で照合に失敗するケースが多く見られた。顔の向きの違いはケプストラムへの影響が大きく、正規化等の前処理にて補正するなど対策が必要である。撮影距離については、アフィン変換により顔画像の大きさを一定に変換してから照合しており、本来、影響を受けないはずである。アフィン変換の際に行う補間処理の影響で、不必要な雑音が生じていると考えられる。補間処理の見直しにより撮影距離への依存度を軽減し、照合率を向上できると考えられる。

表 3-2. 実験結果

実験条件		誤照合率 [%]
10 万画素 CMOS カメラ	従来法	FRR: 29.1 FAR: 1.1
	周波数解析法	FRR: 14.6 FAR: 1.0
30 万画素 CCD カメラ	従来法	FRR: 26.2 FAR: 0.9
	周波数解析法	FRR: 16.4 FAR: 1.0

3.5 デモシステム

本稿で提案した顔認識方法を使用したデモシステム「FaceX」を開発した。PC と USB カメラから構成され、Microsoft Windows 上で動作する。システムの外観を図 3-6 に、顔認識プログラムの画面例を図 3-7 に示す。

USB カメラからの画像は動画とし、Video for Windows API を介して最大 30fps で取得する。各フレームについて色情報から瞳の位置を検出し、検出した位置に丸印を重ねて表示する。使用者は丸印が両目と一致していることにより位置検出の成功を確認し、スペースキーを押下して認識処理の開始を指示する。本指示により、対象の静止画像を正規化、特徴抽出処理し、登録画像の特徴量との距離を計算して照合する。照合結果と共に距離の近い画像から順に 4 名分の画像を表示する。



図3-6. デモシステム外観

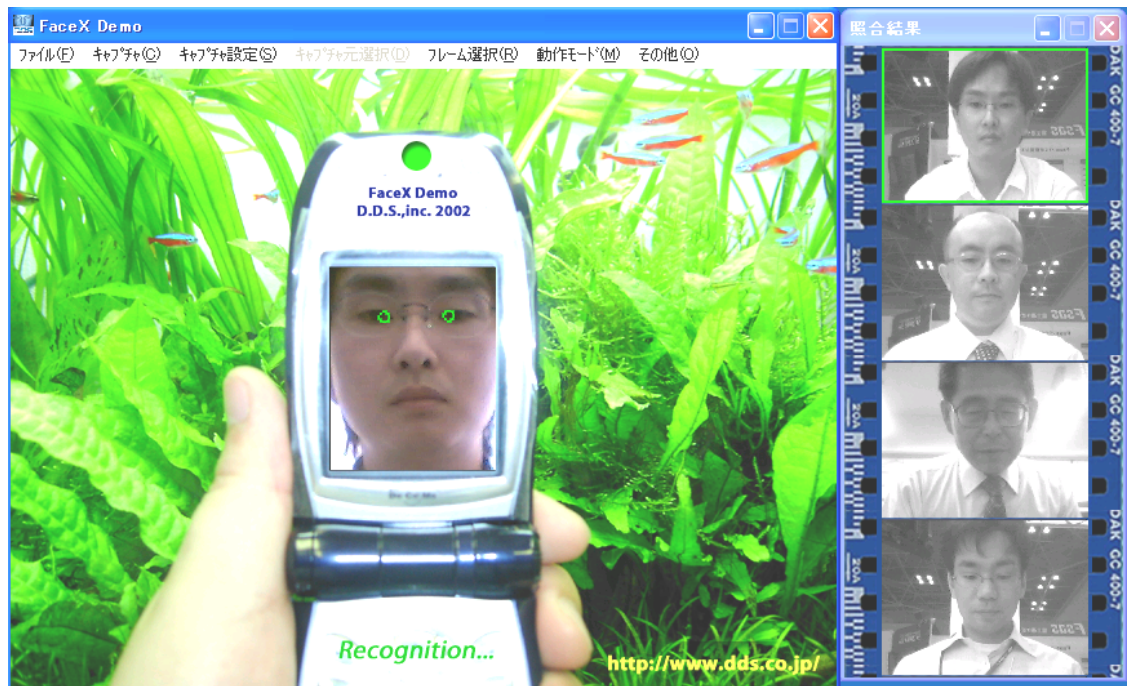


図3-7. 顔認識プログラム「FaceX」

3.6 むすび

携帯電話や PDA 等，処理能力の低い組み込み機器での使用を目的とする顔認識システムを提案した．

大きな処理時間を必要とし，照合精度に大きな影響を与える正規化処理において顔特徴点の抽出処理に着目し，特徴点位置の決定に使用者の介助を前提とすることにより処理時間を短縮した．また，PC 上で動作するデモシステムを構築して展示会等で試用した．処理速度の向上だけでなく，ゲーム感覚で位置合わせを行うことができる等，装置としての面白さも加わり高い評価を得た．

顔認識処理では，高速処理可能かつ位置ずれなどの影響を受けにくいケプストラムを特徴量とした．顔の向きや撮影距離の影響から，平均で 15[%] 程度の本人拒否が発生したが，同一データベースを使用したモザイク画像による照合実験に比べ 10[%] 程度改善することができた．

今後は撮影環境や経時変化へのロバスト性を向上させる為，特徴量や前処理の改善を考えている．

第4章 顔の特徴点検出

4.1 まえがき

人の疲労度測定法の一つとして鼻の表面温度変化と疲労度の相関を利用するものがある。鼻部の平静時の皮膚温度を測定しておき基準とする。その後、鼻部を赤外線カメラ等で撮影し、基準温度との差から疲労度を判定する。この方法により非接触型センサで人間の疲労度をチェックすることが可能である。しかし実環境への応用を考えると、顔が上下・左右に移動あるいは回転した場合にも温度測定点である鼻位置を正確に知る必要がある。鼻の形状や大きさは人によって異なり、更に表情変化の影響のため不特定者に対する正確な特徴部位検出は困難な問題である。

これまでの代表的な特徴部位検出法としてテンプレートマッチング法があげられるが、不特定者に対応するためにテンプレートを数多く保持する必要がある。記憶容量上の問題が生じる。形状変化が微小な部分をテンプレートとして持つことで個人性を排除したものもあるが、二値化画像を使用するため、閾値設定による影響が大きい。適応型二値化による口部領域抽出法も提案されているが、予め求めた唇領域の画像情報に基づいたルール設定により検出するため、撮影条件等の影響を受け易い。また、エッジ画像から得られる特徴点の輪郭情報に構造モデルを当てはめて抽出する方法も提案されている。しかしながら、照明条件により影の位置が変化する場合等においてエッジ画像が大きく影響を受けるため、特徴点の抽出が困難になる。以上の方法は、総じて正面から撮影された顔画像を対象としており、特徴点の形状変化を伴う顔の上下方向や水平方向への回転に対して対策が講じられていないため、適用範囲が限られる。

ここでは、人間の疲労度を測定に有用な鼻位置検出法として、ニューラルネットワーク(NN)を用いる方法を提案する。本手法は顔の向きや撮影条件等に頑強であり、測定対象者に特別な装置などを必要としないため、自然な状態での

測定が可能である。また、評価実験においてテンプレートマッチングによる手法と比較し、本手法の有効性を示す。

4.2 鼻位置の抽出方法

4.2.1 ニューラルネットワークモデル

鼻の位置検出には、3層の階層型ネットワークを使用する。ユニットの出力変換関数 f に(4-1)式で表されるシグモイド関数を用いる。ここで、 u は関数への入力値を表す。 U_0 はシグモイド関数の傾きで、ユニットの応答特性を調整する役目を持つ。

$$f(u) = \frac{1}{1 + e^{-\frac{u}{U_0}}} \dots\dots\dots (4-1)$$

鼻位置検出に使用するネットワークモデルを図 4-1 に示す。入力層、中間層、出力層の各ユニット数をそれぞれ 16x16、100、16x16 とする。

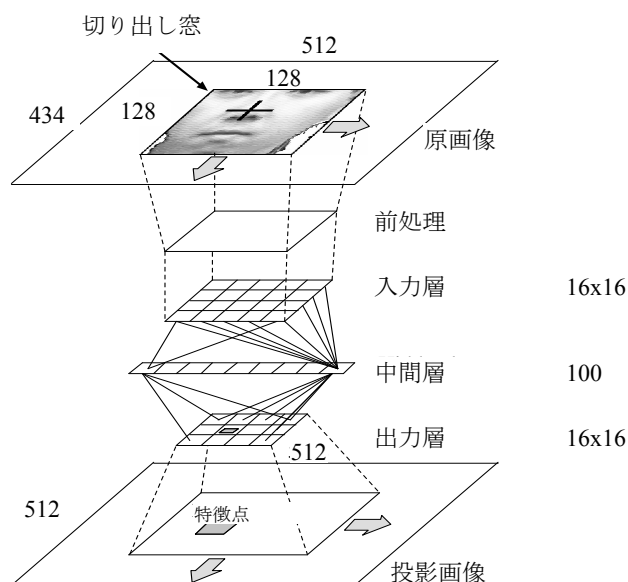


図4-1. ネットワークモデル

4.2.2 NN の学習方法

以下に、学習の処理手順を示す。学習データとして、4.3で述べる顔画像データベースから無作為に抽出した男性5名、女性3名の正面から撮影した顔画像、1人につき2枚、計16枚を使用する。

(1) 学習画像の切り出し

縦横 434x512 画素の原画像から鼻を含む 128x128 画素を切り出す。鼻が中心位置に来た場合、個人差はあるが両目・口・唇の一部が切り出し領域に含まれるように考慮し、切り出し位置は乱数により決定する。切り出し画像の例を図 4-2(a) に示す。

(2) エッジ強調

前処理として、3x3 サイズの sobel フィルタを使用し、エッジ強調を行う。図 4-2(b) はエッジ強調後の画像例である。顔と背景間の輝度差が大きいため、顔の輪郭が強調されやすい。

(3) 平滑化

エッジ強調された目、鼻、口唇及び顔輪郭部等は個人性が多いため、そのまま NN に入力すると、特定の人物にのみ反応するネットワークとなる可能性がある。個人性情報を低減し“顔らしさ”を表現するため、平滑化処理により 128x128 画素を 1/8 に圧縮して、16x16 画素にする。

(4) NN の学習

NN の入力層に入力画像、出力層に教師画像を提示し、誤差逆伝播学習則(バックプロパゲーション法)で学習を行う^[9]。入力画像と教師画像の例を図 4-2(c),(d) に示す。入力画像中の鼻位置に反応する NN を設計するため、教師画像は、目視で決定した鼻位置を 1、その他を 0 とする。最大学習回数は 50,000 回とする。

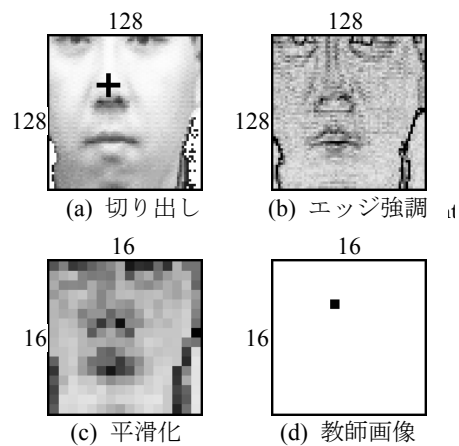


図4-2. 入力画像と教師画像の例

4.2.3 位置検出

NN を用いた鼻の位置検出手順を以下に示す.

- (1) 4.2.2と同様に原画像から切り出した画像の平滑化を行い, NN に入力して出力値を計算する.
- (2) 16x16 サイズの NN 出力を, 原画像サイズの 128x128 に拡大して投影し加算する.
- (3) 図 4-3のように, 探索窓を x, y 両方向に一定の間隔(ここでは 16)でシフトしながら探索領域全体を走査する. その間(1)~(2)の処理を繰り返し行う.
- (4) 投影加算した画像中で, 値の最も大きな位置を鼻位置とする.

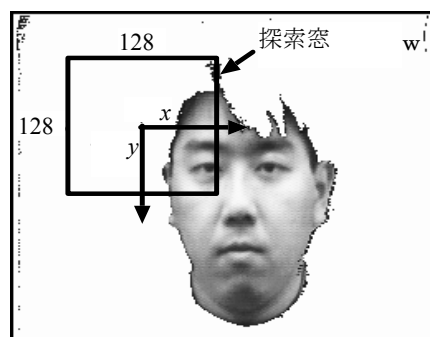


図4-3. 鼻位置の検出方法

目視で決定した鼻位置とのユークリッド距離により検出判定を行う。基準位置を (x_0, y_0) 、NN による検出位置を (x', y') とすると、2 点間のユークリッド距離 d は次式で表される。

$$d = \sqrt{(x_0 - x')^2 + (y_0 - y')^2} \dots\dots\dots(4-2)$$

入力画像の圧縮率が 1/8 である場合、 $d \leq 8$ [画素]のとき検出成功とする。すなわち、誤差の許容範囲を圧縮画像の 1 画素以内とする。

4.3 顔画像データベース

実験に使用する顔画像は、光軸及び光路長を一致させた赤外線カメラと通常のビデオカメラで被験者を撮影し、ビデオ画像を赤外線画像でマスキングしたものである。赤外線カメラは温度に反応するため、通常のカメラのように被写体の光量でなく温度で濃度差が現れる。そのため、温度が高い顔の皮膚領域のみを抽出できる。撮影は室内で行い、カメラを被験者の正面に設置して座った状態で顔の向きを変化した。画像の大きさは縦 434 画素、横 512 画素、白黒 256 階調である。

データベースは、正面の他に顔を上下・左右に回転して撮影した画像により構成される。回転角度は 0° 、 22.5° 、 45° で、それぞれ 1 枚ずつである。1 名分の顔画像の内訳を表 4-1 に示す。撮影人数は男性 26 名、女性 12 名の計 38 名であり、全画像数は 570 枚である。図 4-4 に顔画像データの一例を示す。

表 4-1. 顔画像データベースの内容

回転方向	一名分の枚数
正面	3
上	3
下	3
左	3
右	3
計	15

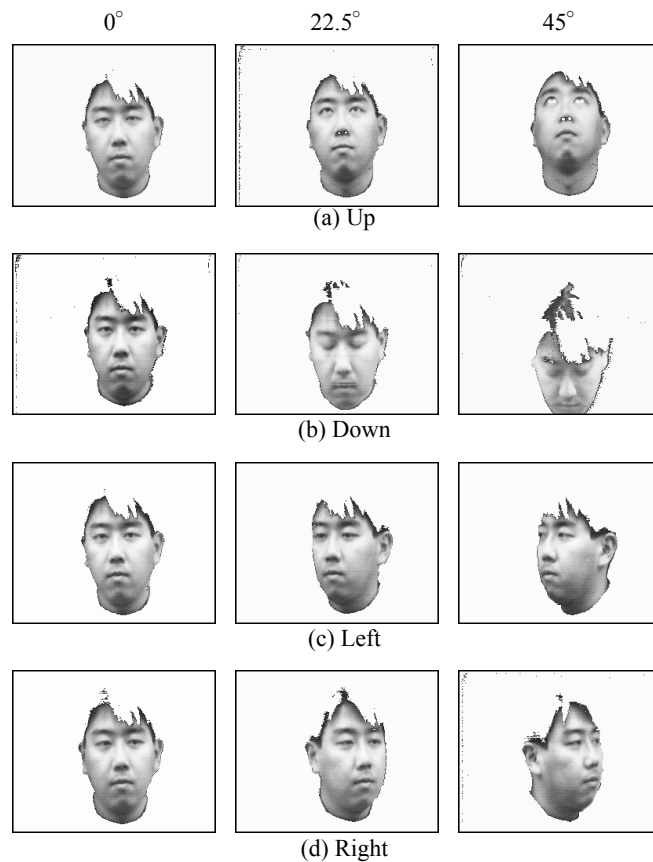


図4-4. 回転顔画像

4.4 テンプレートマッチングによる検出

4.4.1 使用テンプレート

NN 法との比較のため, 2 種類のテンプレートマッチングによる鼻位置検出を行う. テンプレート用画像には4.2.2で述べた方法で, 鼻位置を中心に 128x128 で切り出した画像をエッジ強調後 2 値化した画像を使用する. 検出の正否判定も同条件である.

方法 I N 個のテンプレートを合成して, 図 4-5 のような合成テンプレートを 1 枚作成する. この顔画像は合成人数分の特徴を保持するため, 不特定パターンに対して汎化性が向上するとされるマルチテンプレート法

のように多数の画像を登録する必要がない。このパターンをテンプレートとする。

方法Ⅱ 入力画像に対して、 N 個のテンプレートとマッチングを行う。入力画像との画像間距離を計算し、 N 個の結果から距離値が小さい上位 k 個の平均位置を算出し、これを鼻検出位置とする。

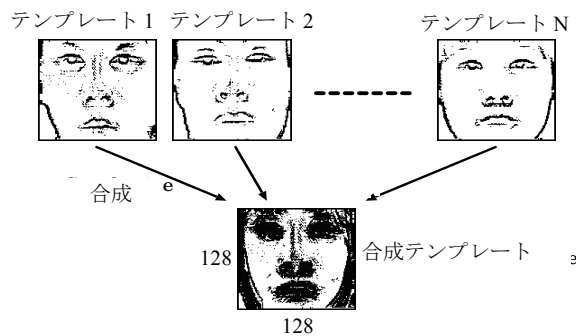


図4-5. 合成テンプレート

4.4.2 検出手順

テンプレートマッチングによる鼻位置検出の手順を以下に示す。

- (1) 未知入力画像から 128x128 画素のサイズで画像を切り出し、3x3 の sobel フィルタを使用してエッジ強調処理を行う
- (2) 画像を2値化する
- (3) 切り出された入力画像とテンプレートとの画像間距離 D を以下の式から求める。なお $I(i, j)$ 、 $T(i, j)$ はそれぞれ切り出し画像、テンプレート内の座標 (i, j) での階調値である

$$D = \sum_{i=0}^{127} \sum_{j=0}^{127} |I(i, j) - T(i, j)| \dots \dots \dots (4-3)$$

- (4) 切り出し位置を入力画像の左上から右下まで、 x, y 方向共に2画素間隔でシフトさせ、画像全体を走査する。その間、(1)~(3)の処理を繰り返す
- (5) D が最小となる切り出し画像領域の中心を鼻位置とする

方法 I では合成顔テンプレート 1 枚のみでマッチングを行うが、方法 II ではテンプレートが N 枚あるため、単純に方法 I の N 倍の処理量が必要である。

4.5 NN 法による鼻位置検出

データベースから正面画像のみ使用した実験を行い、ニューラルネットワークの最適設計法を検証する。

4.5.1 シグモイド関数の傾き

図 4-6 にシグモイド関数の傾き U_0 を 0.7 及び 1.25 とした場合の学習誤差曲線の例を示す。 $U_0 = 0.7$ の場合、誤差は振動しながら 20,000 回付近まで減少するが、それ以降では逆に上昇している。一方、 $U_0 = 1.25$ では、学習の進行と共に誤差は平均的には全時点で減少している。このように U_0 を様々に変えて実験した結果、 U_0 を極端に小さくすると学習開始直後から誤差が減少しなくなり、反対に大きくしすぎると、誤差の収束が大幅に遅くなることが分かった。以下の実験では、収束性の観点から $U_0 = 1.25$ のネットワークを採用した。

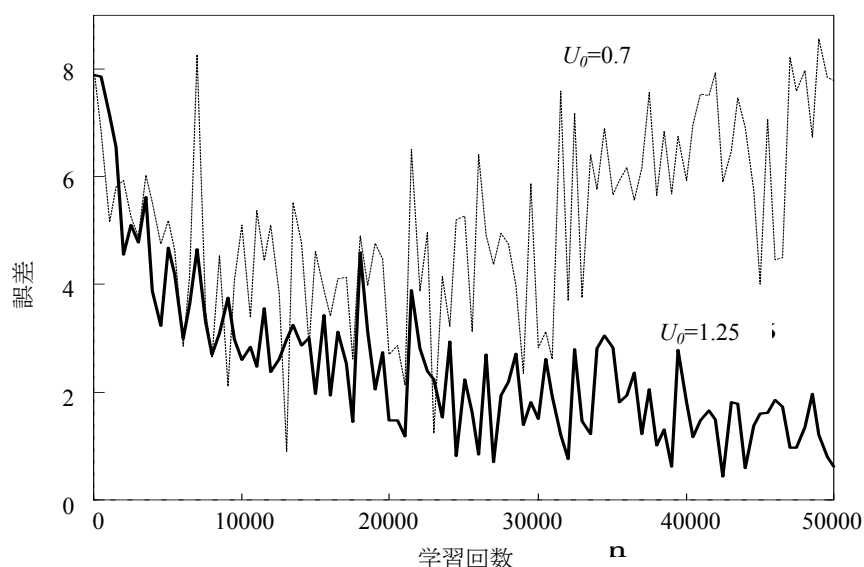


図4-6. 学習誤差曲線

4.5.2 顔の左右非対称性の利用

人の顔は、厳密には左右非対称であるため、実写した顔画像をミラーリング(左右反転)して得られた画像も学習画像として利用でき、見かけ上のデータ数を増やすことが可能である。また、左右方向に回転した顔画像にも一枚で対応できるというメリットもある。

図 4-7に実画像とそのミラーリング画像の例を、表 4-2 に学習用顔画像に実画像のみを使用した場合とミラーリング画像も加えた場合の比較結果を示す。各画像について目視で決定した鼻位置と NN 法で検出した位置とのユークリッド距離の平均値を検出誤差とする。16 名の実画像 16 枚で学習させた場合と 8 名の実画像 8 枚及びそのミラーリング画像 8 枚、計 16 枚で学習させた場合では、前者の検出率が高い。これは学習画像数が少なく、人による顔の変動を NN が十分に吸収できなかったためと考えられる。一方、実画像及びミラーリング画像それぞれ 16 枚、計 32 枚で学習した場合、実画像 16 枚の場合と検出率ではほとんど差はないが検出誤差が約 2 画素向上しており、ミラーリング画像を使用した学習の効果が現れている。

表 4-2. ミラーリング画像学習時の検出率

学習データ	検出率 [%]	検出誤差 [画素]
実画像 16+ ミラー16	99.2 (264/266)	3.6
実画像 8+ ミラー8	99.6 (265/266)	3.7
実画像 16	100.0 (266/266)	3.6

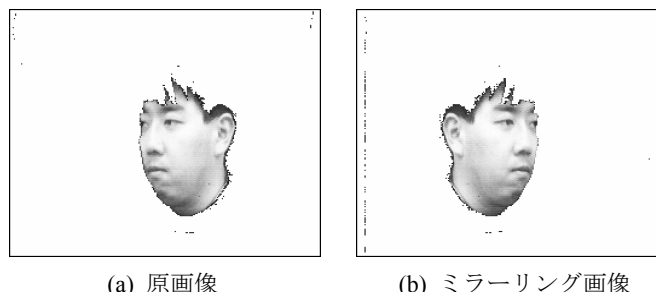


図4-7. ミラーリング画像の例

4.5.3 抑制学習

入力画像中の目的部位以外に反応しない NN を設計するため、目的部位に類似した画像や目的部位の特徴が少ししか含まれていない画像に対しては抑制学習が有効である。顔領域が切り出し画像にどの程度含まれるかを示す“顔含有率”を定義し、ある割合以下の画像では抑制学習を行う。顔含有率は以下のように計算する。切り出し画像の面積を S_w ，顔領域を長方形で近似した面積を S_f とすると、切り出し画像の顔含有面積 S_s は次式で表される。

$$S_s = S_w \cap S_f \dots\dots\dots (4-4)$$

S_s の S_f に対する割合、すなわち顔含有率 R は次式となる。

$$R = \frac{S_s}{S_f} \times 100 \dots\dots\dots (4-5)$$

図 4-8 に学習パターン例を示す。顔含有率を 20, 30, 40[%] と変化させ、抑制学習を行った場合の検出実験を行う。興奮学習は 4.2.2 と同様である。

実験結果を表 4-3 に示す。顔含有率の増加と共に検出率は向上している。顔含有率 40[%] で 100.0[%] の検出率が得られた。顔含有率を考慮しない学習では、背景、鼻筋、目頭付近への誤りが多く見られたが、抑制学習により改善されている。検出例を図 4-9 に示す。黒線の円と十字は、それぞれ NN の反応強度及び検出位置を示している。NN の反応が鼻に集中しており、背景への反応誤りが消えていることが分かる。

以上の結果から、正面画像に関して高精度に位置検出できることが判明した。

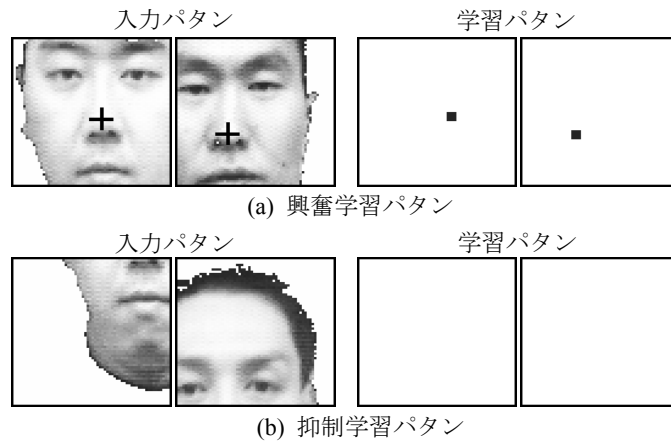


図4-8. 抑制学習画像の例

表 4-3. 抑制学習時の検出率

顔含有率 [%]	検出率 [%]	検出誤差 [画素]
20	99.2 (264/266)	3.6
30	99.6(265/266)	3.7
40	100.0 (266/266)	3.6

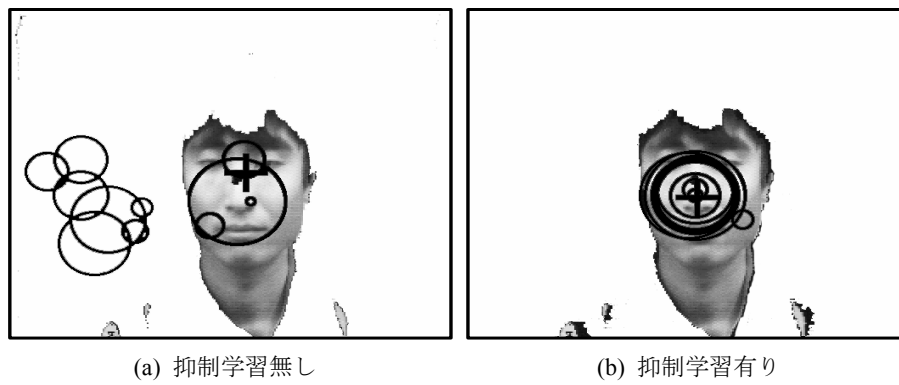


図4-9. 抑制学習の効果

4.6 テンプレートマッチング法との比較

4.6.1 検出能力

各検出法の能力を比較するため、正面画像 266 枚のみを用いて実験を行う。

テンプレートマッチングでは、顔サイズのばらつきを考慮し、最適なマッチング領域を特定するため、テンプレートの x 方向サイズを 128~68 画素まで 10 画素毎に縮小して実験を行った。検出率の推移を図 4-10 に示す。方法 I, II 共に最高検出率 99.6 (265/266)[%]を得たが、テンプレートの最適な x 方向サイズはそれぞれ 78 画素、98 画素と異なる。これは、複数人物の画像を重ね合わせた合成テンプレートでは、顔輪郭線がノイズとなり x 方向サイズを小さくすることで、ノイズの影響が低減したためと思われる。また、方法 I, II 共に同じ画像で検出に失敗している。この画像は撮影時の照明条件が悪く、顔領域のコントラストが不明瞭である。テンプレート法では目・口・眉等の輪郭をエッジ強調処理により抽出しているが、この処理は画像明度に依存するため、検出に失敗したものと考えられる。

一方、NN 法では、撮影時の照明条件に大きな影響を受けずに検出が可能である。これは、画像圧縮により、個人や環境による変動の影響が小さい顔全体の大まかな特徴から鼻位置を判定しているためと考えることができる。

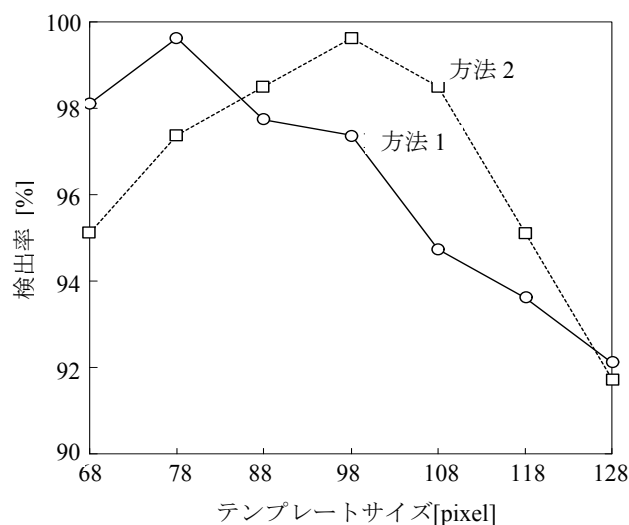


図4-10. 二種のテンプレートマッチング法での検出率

4.6.2 検出所要時間

テンプレートマッチング法，NN 法での鼻位置検出に要する時間を表 4-4 に示す．なお，計算機は Alpha AXP500 (CPU Alpha21164A 500[MHz])を使用した．その結果，両テンプレート法と比較して NN 法では 1/3 以下の時間で検出が可能であることが判明した．4.6.1の実験では，鼻検出時の探索窓シフト幅がテンプレート法は 2 画素，NN 法は 16 画素であるが，テンプレート法のシフト幅を NN 法と同条件にして実験を行った．その結果，検出時間は NN 法に匹敵またはそれ以下に短縮されたが，検出率が約 60%と大幅に低下した．

シフト幅が過度に大きいと未知入力パターンを粗く探索することになり，正しい位置でマッチングが行われないため，検出率が低下する．

表 4-4. 処理時間の比較

検出方法	所要時間 [min]	検出率 [%]
テンプレート (1)	36.9	99.6 (265/266)
テンプレート (2)	700.5	99.6 (265/266)
NN	11.3	100.0 (266/266)
探索窓シフト幅: 16 [画素]		
テンプレート (1)	2.1	59.8 (159/266)
テンプレート (2)	14.0	65.8 (175/266)

4.7 回転顔画像による実験

4.7.1 正面画像のみの学習

これまでの実験では，学習と評価実験に正面顔画像のみを使用した．ここでは，正面画像のみで学習した NN の回転した顔画像に対する対応を検証する．評価用画像として，22.5° 及び 45° 回転した顔画像を使用する．なお 0° 回転

を正面画像とする。

この結果、 22.5° 回転の顔画像で $83.6(127/152)[\%]$ 、 45° 回転で $60.5(92/152)[\%]$ の検出率を得た(図 4-10)。顔の回転に対してある程度対応できているが、高精度な検出は望めないことが明らかである。

4.7.2 回転画像を含む学習

顔の回転に対処するため、学習データとして、(1)正面+ 22.5° 回転、(2)正面+ 22.5° 回転+ 45° 回転の 2 種類のデータベースを作り NN を学習する。回転した顔画像は 8 名分で、1 人につき 2 枚、計 16 枚を使用する。選択する人物は先の実験と同一人物とする。評価実験方法は 4.7.1 と同様である。

この条件で学習した NN の評価結果を図 4-11 に示す。データセット(1)で学習した NN より(2)の検出率が全体に高く、正面画像で $99.6(265/266)[\%]$ 、 22.5° 回転で $92.1(140/152)[\%]$ 、 45° 回転で $77.6(118/152)[\%]$ という結果を得た。4.7.1 で示した正面画像のみ学習の NN と比べて検出率が大幅に向上しており、2 種類の回転顔画像を学習に加えたことが有効に作用している。位置検出に失敗した画像のうち、大多数が下・左・右を向いている画像である。これらの画像は目、鼻、口等の隠れが生じており、変形が正面画像や上向きの画像に比べて大きいいため、検出に失敗したと考えられる。

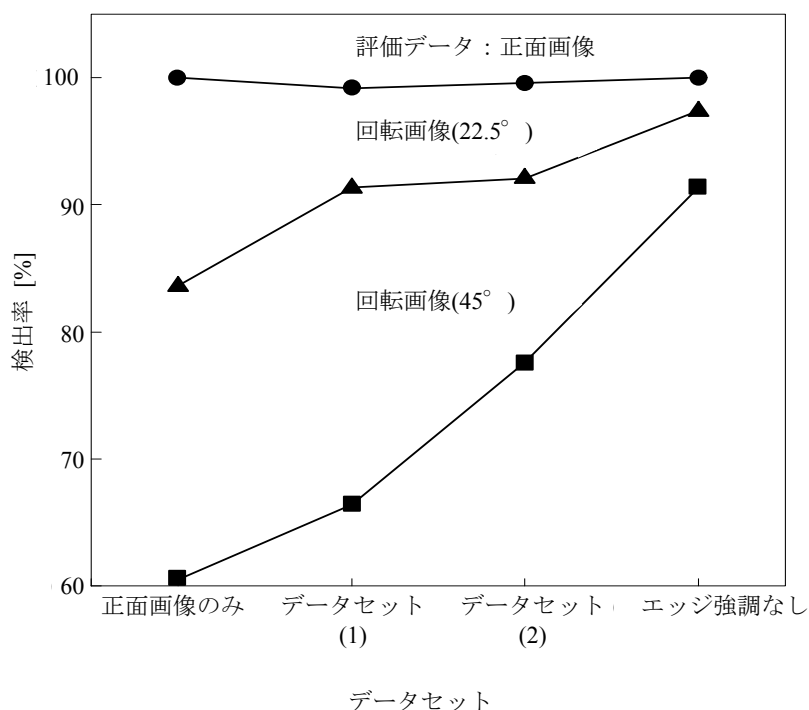


図4-11. データセット毎の検出率

4.7.3 エッジ強調無しの学習

これまでの実験では、NN の学習パターンとして画像にエッジ強調を施し、平滑化したものを使用した。回転角が大きい顔画像では、照明の当たる角度が変化し影位置等が変化する。また、下を向いた顔は両眼が閉じられ、顔の垂直方向距離が減少するため、正面画像と比較して顔全体の特徴変化が激しい。このような画像にエッジ強調処理を施すと、特徴変化を強調することになる。このため、ネットワークの学習が困難になり、結果として照合率が低下すると考えられる。そこで、エッジ強調処理を省いた画像を NN の学習に使用する。図 4-12 にエッジ強調後に平滑化したものと、強調せずに平滑化した学習パターンを示す。なお、学習・評価方法は4.7.2と同様である。

この結果、正面画像では 100.0 (266/266)[%], 22.5° 回転画像, 45° 回転画像では 97.4 (148/152)[%], 91.4 (139/152)[%]となり、回転した顔画像に対する汎化能力が向上した。エッジ強調処理により鼻以外の特徴(影など)が強調され、検出率に悪影響を与えていたことが分かる。

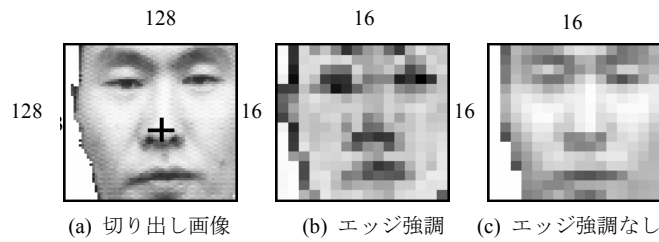


図4-12. 種々の学習パターン

4.8 むすび

ニューラルネットワークを使用した顔の向きに依存しない顔部品抽出法を提案し、評価実験によりその有効性を示した。本手法は、学習パタンの切り出し位置を変化させることで、鼻位置の変動に対応している。また、画像を左右反転したミラーリング画像を使用することで、学習データ数を見かけ上増加し、より高精度な検出が可能となることを示した。更に、学習パターン中の顔含有率を考慮した抑制学習を行うことで、鼻以外への反応を抑え、検出精度の向上を図った。この結果、正面画像では 100[%]の検出率を得たが、回転した顔画像に対しては急激に検出率が低下した。

そこで、学習データに回転顔画像を加え、エッジ強調処理を行わずに学習することで、 22.5° 回転の顔画像に対して 97.4[%]、 45° 回転では 91.4[%]と検出率を向上させることができた。従来困難とされてきた回転した顔画像からの特徴点抽出に対しても本手法の有効性を確認した。

第5章 ナンバープレートの自動認識

5.1 まえがき

これまでに、ナンバープレートの固有情報を用いた交通の監視、車両検出、駐車場の入出庫などさまざまな手法が提案されてきた。ナンバープレートの位置検出では、ナンバープレートの特徴をニューラルネットワークで学習して検出する方法やナンバープレート中の数字を検出することにより位置を特定する方法などがある。また、事前に車両の検出をしておくことによりナンバープレート検出精度を向上している例もある。これらの手法は静止画を対象としたものであり、動画像として時系列情報を利用していない。また、カメラは固定位置に設置されているため、認識可能な車両は、ある地点を通過するものに限られる。現在、盗難車両や違法駐車などの探索は、車両上から人間の目視により行われている。しかし、対象となるナンバープレートは膨大で、多大な労力と費用が必要となる。本稿では、走行中の車両上から撮影される動画像を利用し、前方及び後方車両を停止することなく、登録されているリスト(盗難車や指名手配車など)と一致する車両を自動的に照会・発見するシステムを提案する(ただし、今回は前方車両のみを対象とする)。カメラ以外のセンサを特に必要とせず、画像情報のみから対象の有無を判別するため、低コストで装置設計が可能となる。

走行中の動画像では、車体色の環境変化やカメラの画像ぶれを伴い、文字の切り出し率が安定しない。従来法では、明暗の影響を無くすため、特殊カメラを使用したり、ニューラルネットワークで4桁の数字領域を検出したりして環境変化の影響を低減している。また、プレートの大きさや位置が既知である場合、文字テンプレートを利用して文字位置をマッチドフィルタで探索することができる。このように、従来法ではナンバープレートの形状や数字の位置情報を利用している。日本国内のプレート形状は既知であり、数字の桁数は一定であるが、海外のものは年代や車種により、レイアウトや桁数が異なる場合もあ

る。そこで、米国で使用されているナンバープレートの認識を目指し、フレーム毎の認識対象文字列を時系列情報として用いることで、桁数にとらわれず高精度に認識する手法について述べる。

本手法では、前フレームで切り出された文字列と現フレームの文字列を DP マッチングにより対応点を求め、切り出し位置のずれを吸収し、時系列データの桁位置ごとに出現頻度の高い文字を最終認識結果とすることで、文字列認識精度の向上を図る。これは、一般に文字列を切り出すときに、セグメンテーション誤りにより、プレート左右の輪郭を“1”と切り出す場合を特に考慮したものである。

5.2 ナンバープレート認識システム

ナンバープレート認識システムの構成を図 5-1 に示す。走行車両に CCD カメラを搭載し、視野前方を撮影する。CCD カメラには、輝度変化に対応するためにダイナミックレンジが広いものを用いる。この画像を用いて、車内の計算機により実時間で文字列の認識処理を行う。ナンバープレート認識の処理過程は、①ニューラルネットワークを用いてプレートの中心位置を検出する位置検出部と、②その画像から英数字を切り出し認識する文字認識部、③認識文字列の桁位置ずれを補正する文字切り出し補正処理部から構成される。

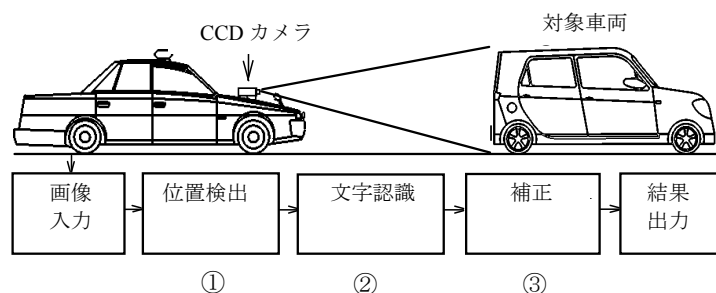


図5-1. システム構成

5.3 位置検出処理

ナンバープレートの位置検出には3層型ニューラルネットワーク(以下 NN と略す)を用いる(図 5-2). 前処理としてエッジ抽出を行った画像(図 5-3(b))から 192×96 [pixel]の検索窓により切り出す. NN の入力には, 切り出した画像を 32×16 [pixel]に圧縮したものを用いる(図 5-4(b)).

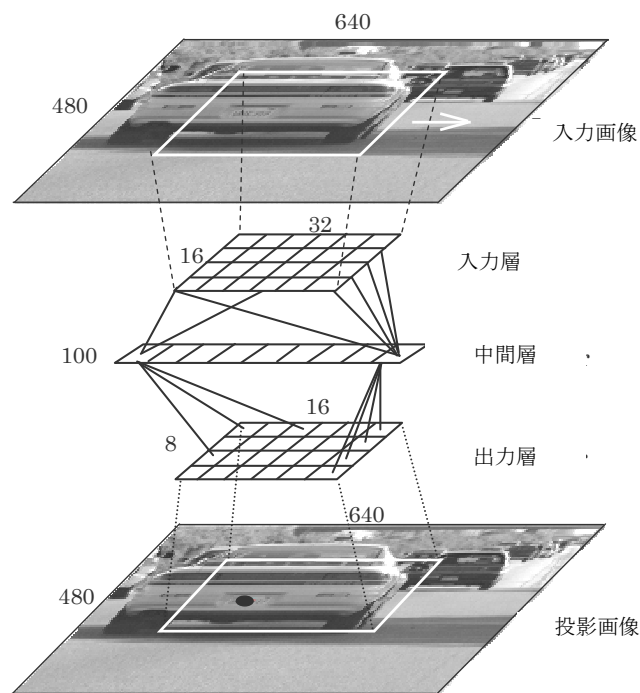


図5-2. 位置検出 NN の構成図

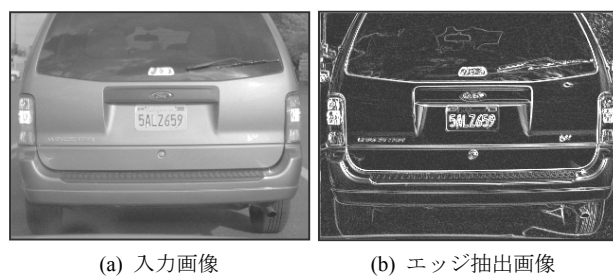


図5-3. 入力画像例

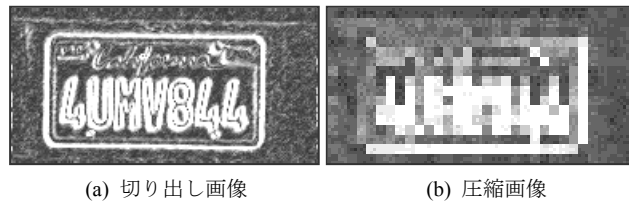


図5-4. 位置検出の前処理

NN にはナンバープレートの重心座標を学習させる．このとき，テールランプやエンブレムなど，ナンバープレートの形状に類似しているものは抑制学習を行う(図 5-5)．また，少ない学習画像にて汎化性の高い神経を作り上げるため，学習データにはランダムにノイズを付加，切り出し位置を変化，サイズを変化させる．

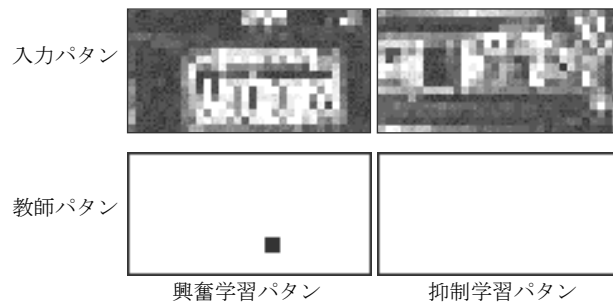


図5-5. 学習パターン例

学習には評価画像と同等の条件で撮影した未使用シーンをを用いる．学習データはナンバープレートが存在するシーンと存在しないシーンの割合を評価データの比率(7:3)に合わせ，無作為に選択したものを使用する．学習枚数別で30000回学習させたときの学習誤差曲線を図 5-6に示す

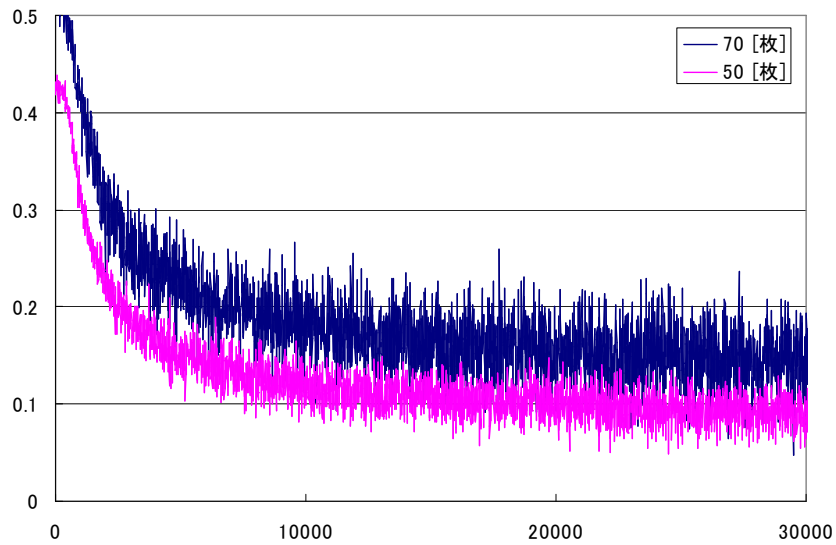


図5-6. 学習誤差曲線

位置検出処理では画像の左上から右下に向け探索窓で切りだし、前処理した画像を位置検出 NN 入力し、得られた重心位置出力画像(16×8[pixel])を原画像サイズに投影して加算する。このように探索窓毎に得た出力の累積加算値が最大となる場所を重心位置とする。ただし、重心位置の累積値が閾値以下の場合には、重心位置の検出に失敗したとする。投影時にガウスフィルタを掛けることで、近似的に連続的な分布を作り、位置検出精度を上げる。また、前フレームで文字列が検出されている場合は、その位置情報を元に、次フレームの探索範囲を限定し、トラッキングを行うことで認識速度の向上を図る。位置検出処理により切り出された画像例を図 5-7に示す。



図5-7. 位置検出例

5.4 文字認識処理

位置検出 NN を用いて切り出した部分画像から英数字認識を行う。車載カメラで撮影するナンバープレートの大きさは、車間距離や時間の経過とともに変化する。また、車体にフレームを使用して設置している場合は、文字列の下端とフレームが接触し、セグメンテーション誤りを起こす。そこで、セグメンテーションを行う前に、文字列の縦幅をあらかじめ求めておく。縦幅の算出には垂直方向エッジ情報を用いる。

垂直エッジ画像を、水平方向に投影してヒストグラムを作成し、画像中心から上下に探索を行い、閾値処理により文字列の上下端を決定する。この手法を用いることで、文字列下端に接触しているフレームを適応的に除去でき、セグメンテーション誤りを減らすことができる。垂直エッジ情報を用いた文字列縦幅の算出例を図 5-8 に示す。



図5-8. 文字列縦幅の算出

文字と背景を適応的に分離するために、判別分析法による 2 値化を行う^[7]。その画像に対し、あらかじめ求めた文字列の上下端情報を用いてノイズ除去を行う(図 5-9)。

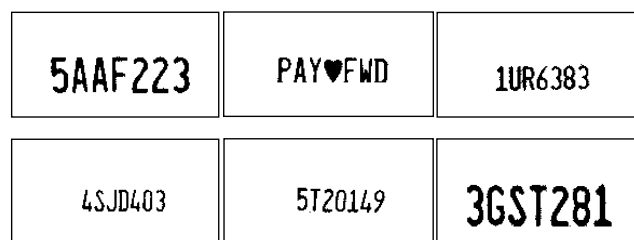


図5-9. ノイズ除去の例

ノイズ除去の後、ラベリングされた文字の大きさを 12×24 [pixel] に正規化し、3層型英数字認識 NN に入力する(図 5-10)。識別する英数字は“0~9”，“A~Z”，“その他”の合計 37 文字とする。ここでは NN の規模を抑えるため，“その他”としてハートマークやハイフンなど(図 5-12(b))，出現頻度の小さなものを総合した。各桁 37 文字の中で，最も出力値が高いものを現フレームでの認識結果とする。また，画像中のナンバープレートサイズが極端に小さい場合などでは，前述のヒストグラムの閾値処理による文字列切り出し処理において，ヒストグラムの絶対値が極端に小さくなるため文字列未検出フレームとする。

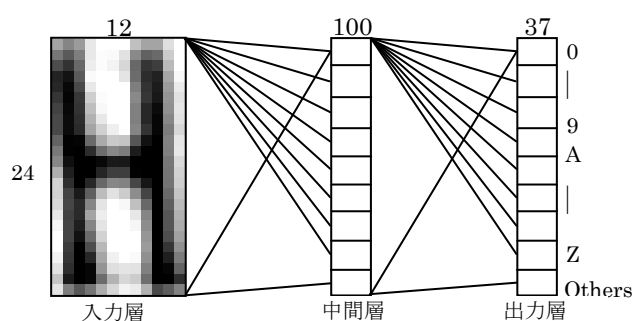


図5-10. 文字認識 NN の構成図

5.5 文字切り出し補正処理

動画像におけるフレーム毎のナンバープレート文字切り出し精度は，環境変化や車体色などに影響を受けるために安定しない。

さらに，車両走行中は画像ぶれがあるため，頻繁に切り出しミスが起こり，ケタ数も誤る場合が多い。バンパーとプレートの境目を切り出して“1”と判定してしまう現象は，その典型的な例である。

日本のナンバープレートは桁数が既知であり，陸支コードや車種コードなど，文字が小さい部分を除けば数字のみで構成されている。これらは位置情報を用いて補正を行うことも可能であるが，海外では桁数が異なる場合もある。また，英数字の組み合わせでパターンも多く，誤判別しやすい。

そこで，前フレームの認識結果を用いて，現フレームの文字切り出し結果を補正する手法を適用する。本手法では，認識対象とする文字列の桁数は未知と仮定し，前フレームの切り出された文字列と現フレームの文字列の対応点を求

めて、切り出し位置のずれを吸収することで誤りを補正する。

対応点の算出には、DP マッチングを用いる。(5-1)式を用いて、前フレームと現フレームとの認識文字列間の最短距離を算出し、その位置を現フレームの補正結果とする。また、位置補正処理後の文字列を、時系列データとして文字列スタックに投票する。ケタ位置ごとに最も出現頻度の高い文字を最終認識結果とする(図 5-11)。

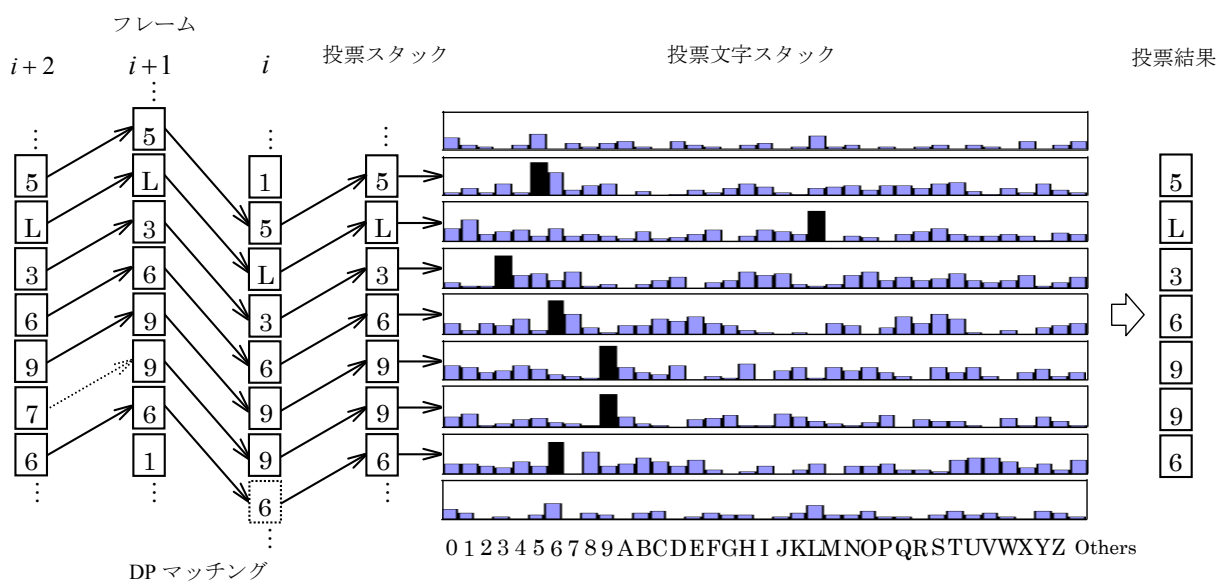


図5-11. DP マッチングによる桁位置修正

$$g(i, j) = \min \left\{ \begin{array}{l} g(i-1, j) + d(i, j) \\ g(i-1, j-1) + 2d(i, j) \\ g(i, j-1) + d(i, j) \end{array} \right\} \dots\dots\dots (5-1)$$

ここで i, j は、それぞれ、現フレーム、前フレーム内の認識文字の桁位置、 $d(i, j)$ は現フレームの i 桁目の文字と全フレームの j 桁目の文字が同じであれば 0、違う場合は 1 とする。 $g(i, j)$ は認識文字列の始端から文字 (i, j) までの累積距離である。この距離の最短となる位置を、現フレームの補正位置とする。

5.6 画像データベース

評価実験で使用する画像データは、米国カリフォルニア州で高速道路を走行中に視野前方を CCD カメラで撮影したものを用いる。画像サイズは 640×480 [pixel]、輝度変化に対応するため、ダイナミックレンジの広い CCD カメラを用いる。モノクロ 10[bit]で撮影した画像をカメラモジュールに内蔵されている FPGA により有用範囲 8[bit]で切り出した画像を使用する。

画像データベースにはナンバープレートが存在する 46 種のシーンを用いる。なお、目視でも文字列が読み取れないシーンはデータベースから除去してある。表 1 に画像データ数を示す。画像データは大きく分けてフレームが取り付けられているものとフレームがないものに分類される。また、7 桁の英数字列のものを標準レイアウト(図 5-12(a))とし、そうでないものを特殊レイアウト(図 5-12(b))とする。



図5-12. 評価画像例

5.7 実験結果

提案手法を上記データベースに適用した結果について述べる。

5.7.1 位置検出処理

評価実験では、位置検出 NN の学習データとして、画像データベース 16392 枚から、ナンバープレートが全て異なるようにランダムに取り出した 53 枚を用いる。また、車のテールランプ部分やエンブレムなど NN が誤反応しやすい部分が含まれる 17 枚を抑制学習に用いる。

位置検出処理において、前フレームでナンバープレートの重心位置が判明している場合には、現フレームを探索するとき画像全体を検索する必要はない。また、画像ぶれなどによりエッジが不鮮明な場合は、位置検出 NN が背景などに誤反応することもある。そこで、ナンバープレートの位置が、前フレームの処理で判明している場合は、次フレームでその座標近傍のみを探索することで、計算量を最小限に抑え、処理速度を向上させる。

評価に用いた動画データでのナンバープレートの大きさは x 軸方向が 35～293[pixel]、 y 軸方向は 14～182[pixel] である。ナンバープレートフレーム間移動距離は x 軸方向が最大 35[pixel]、 y 軸方向は 25[pixel] である。フレーム間移動距離の分布を図 5-13 に示す。これを元に x 方向 ± 35 [pixel]、 y 方向 ± 25 [pixel] に探索領域を制限する。

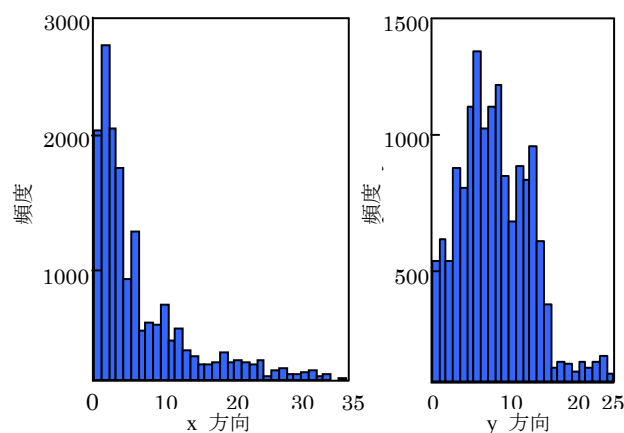


図5-13. フレーム間移動距離

各フレームを全検索する場合(方法 1)と比べ、現フレームの位置検出座標から、次フレームの検索領域を制限することで(方法 2)、位置認識率が 87.1[%] (14283/16392)から 94.2[%] (15446/16392)となり、文字認識処理を含む平均フレームレートは 7.8[fps]から 13.8[fps]と大幅に向上した。さらに、文字認識処理において、英数字が 1 文字も認識できない場合には、非存在フレーム、もしくはナンバープレート重心位置の誤検出と判断することで(方法 3)、認識率は 95.1[%] (15583/16392)、平均フレームレートも 14.3[fps]に向上した。誤検出を判定することにより探索範囲がリセットされ、ナンバープレート以外の領域から認識を行うことが回避されるため、認識率が向上したと考える。結果を図 5-14 に示す。

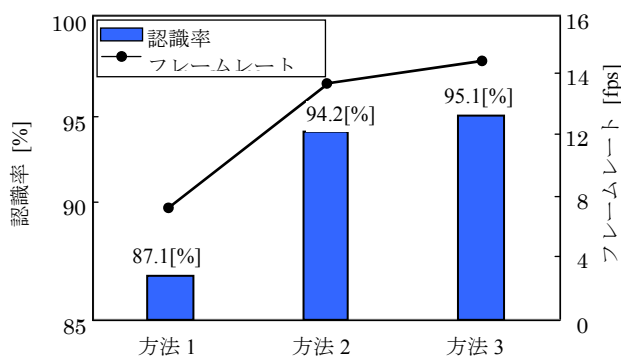


図5-14. 探索領域限定による効果

5.7.2 文字認識処理

位置検出処理により切り出されたフレームなしのナンバープレート画像 10674 枚、フレームありの 4909 枚を用いて英数字認識を行う。

垂直方向エッジ情報を用いて、文字列の上下端を推定することで、文字列下端のフレーム設置部などの周辺ノイズを効果的に除去できる。文字の上下端は、予備実験によりヒストグラムの最大頻度に対する閾値を決定し、0.085 とした。

この手法により、フレームなしのナンバープレート英数字 89.1[%] (9511/10674)に加え、フレームありの英数字 83.5[%] (4099/4909)を切り出すことができた。次に切り出された文字を英数字認識 NN に入力する。

数字認識 NN の学習には、ショッピングモールの駐車場で撮影したナンバープレート画像から、本システムと同様の手法で切り出した英数字を各 30 文字、計 1110 枚用いた。認識実験の結果、英数字認識率は 72.5[%] (77674/107136)を得た。

5.7.3 文字切り出し補正処理

文字認識処理で得られた文字列情報を用いて、DP マッチングにより前フレームの文字列との対応点を求め、桁位置補正処理を行う。今回使用したデータベースにおいて、英数字認識 NN のみの場合の認識率は 72.5[%]であるが、DP マッチングを用いた文字列補正処理を加えたことで、桁位置ずれや文字の脱落による誤認識が補正され、認識率 97.8[%]を得た。認識改善例を図 5-15に示す。補正処理なしの場合は、シーンの最後まで誤認識フレームが存在するのに対し、DP マッチングを用いた補正処理を加えた場合は、始めの 25 フレームで認識結果が確定し、誤認識フレームが補正されていることを確認できる。本実験では DP マッチングが安定する前の 25 フレームを含めた認識実験を行っており、実環境では、事実上このような準備期間が無視できるようになるため、さらに高い実用性が期待できる。1 フレーム毎の認識結果補正例を図 5-17に示す。文字列先頭のセグメンテーション誤りによる誤認識や、輝度変化による脱落誤りが生じた場合も認識結果が補正されることがわかる。パターン別の認識例を図 5-16に示す。

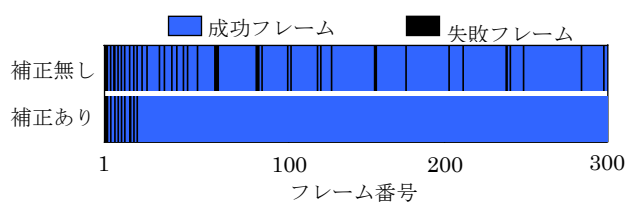


図5-15. DP マッチングによる認識改善例



図5-16. ナンバープレートの認識結果例.

	i	$i+1$	$i+2$	$i+3$	$i+4$	$i+5$
	5ASC359	5ASC359	5ASC359	5ASC359	5ASC359	5ASC359
補正前	5ASC359	5ASC359	5ASC359	5ASC359	5ASC359	5ASC359
	補正の不要な画像例					
	3UPF631	3UPF631	3UPF631	3 PF631	3 PF631	3UPF631
補正前	F3UPF631	3UPF631	3UPF631	3 PF631	3 PF631	3UPF631
				↓	↓	
補正後	F3UPF631	3UPF631	3UPF631	3UPF631	3UPF631	3UPF631
	補正が必要な画像例					

図5-17. 文字切り出し補正処理の例

5.8 むすび

車両搭載型のナンバープレート認識システムとその評価実験について述べた。

従来の NN 法による位置検出処理と文字認識処理に、動画像としての時系列情報を加えることで、車両搭載カメラで撮影する場合のように、撮影環境がリアルタイムに変化していくシーンにおいても、高精度に認識できることを確認した。また、従来法では困難であった文字列にナンバープレートのフレームが隣接しているような場合においても、DP マッチングを利用することにより適応的に文字列を分離することができた。

これにより、ナンバープレートの認識率 95.1[%]、文字の認識率 97.8[%]を得た。処理速度は Pentium4 プロセッサ 2.8[GHz]を用いた場合、ナンバープレートの位置検出から文字認識までで平均 14.3[fps]と高速に処理できる。これは実時間で使用できるレベルと考えられる。また、3 層型ニューラルネットワークは簡単な数値演算の繰り返しであるため、ハードウェア化することで、更なる高速化が見込める。処理速度が向上すれば、本手法で複数の車両を同時に認識することも可能となる。

第6章 ライン画像による移動物体検出

6.1 まえがき

昨今、犯罪の発生率急増と多様化から、重要施設でのセキュリティ対策への関心が高い。なかでも、無人施設においては、不審者侵入等の非常事態が発生した際に迅速な対応措置が要求される。

従来、こうした環境下において、監視カメラや赤外線を用いた侵入検知器の警報機能を利用して異常を検知する方法が用いられているが、監視場所の環境変化や小動物の移動に対して敏感に反応するケースが多く、不審者か否かを判断する際に支障をきたすことがある。さらに、監視員によるカメラ映像の確認作業は多くの時間と労力が必要であり、画像処理による移動物体検出手法を用いた監視業務の自動化が推進されている。

これまでの移動物体検出方法として、監視カメラで捉えた移動物体を差分処理により追跡する手法が多く提案されている。事前に選択された背景画像との差分を利用する方法が提案されているが、この手法では照度などに変化に対応するため、背景画像を自動更新する必要がある。時系列の画像間の差分を計算し、移動物体の領域情報を得る方法もある。この場合、物体の大きさや移動速度により輪郭が粗く検出されたり、領域内の移動検出に失敗したりする。

これらの手法は、画像中に存在する移動物体を検出しているという共通の特徴がある。このため、画像中に移動物体を分断するようにポールや標識などの障害物が存在する場合、移動物体の正確な認識が困難となる。この問題を回避するため、複数の監視カメラを設置して多方向から撮影することで、監視範囲を拡張し、障害物が存在する場合でも移動物体を見失うことなく検出・追跡する方法が提案されている。しかし、このようなシステムを実現するにはカメラ設置エリアの制限やコスト面での制限を考慮しなければならない。また、複数のカメラ間での連携動作が必要であり、設置時にキャリブレーションが必要となる場合が多い。また、障害物の影響を軽減するため、背景差分法により取得

した差分画像を重畳する手法も提案されている。この場合、差分画像中の移動物体は常に移動しており、位置ずれを考慮した重畳を考える必要がある。

そこで、監視カメラから得られる画像に短冊領域を設定して移動物体の検出に用いる方法を提案する。画像中に短冊領域を設定して移動物体の情報を得る手法は、その移動速度や移動方向を得るため、物体の移動方向に平行な短冊を設定する方法が提案されている。

ここでは、検出対象として画面を横方向に通過する移動物体を、画像中に障害物が存在するような条件でも検出することを目的とする。短冊領域を移動方向と垂直に配置し、短冊領域を画面横方向に通過する移動物体を時系列処理により検出する。検出対象である移動物体の一部をなす断片画像を短冊領域から取得・連結処理することにより移動物体の形状を復元・取得する。本手法では、監視映像の一部に障害物が存在したとしても、障害物のない短冊領域を検出領域として移動物体の画像を取得することができる。このとき、移動物体の速度を計測して、アスペクト比を維持したパターン生成を行い、物体の抽出精度向上を図る。

切り出した移動物体パターンは、あらかじめ用意した登録パターンと DP マッチングにより比較・識別処理を行い、種別を分類する。これにより、監視用途では移動物体の種類に応じた対応措置が可能となる。実際に屋外にて撮影した映像から移動物体を抽出し、その種別を識別する実験を行い、本手法の有効性を示す。

6.2 短冊画像による移動物体パターン取得

監視カメラから得られる画像(図 6-1)の一部分から移動物体パターンを取得する処理過程を述べる。



図6-1. 監視映像の例

6.2.1 検出領域の設定と短冊画像切り出し

カメラより得られる動画フレームから、図 6-2に示すように障害物の存在しない部分から任意の領域を選択して、移動物体の検出領域とする。図 6-2 では、説明のため障害物を含まないように高さ方向をクリッピングしているが、高さ方向には画像全体を検出領域とする。検出領域幅は任意の固定幅値とする。以降、本領域から切り出した画像を短冊画像と呼ぶ。また、検出領域を複数設置することも可能である。この場合、以降で説明する処理を各領域について繰り返す。

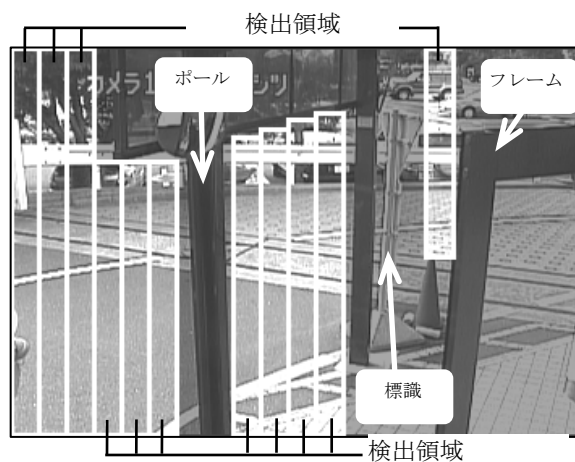


図6-2. 画像中の障害物と検出領域候補

6.2.2 短冊画像の前処理

得られた短冊画像はグレースケール化処理により白黒濃淡画像に変換する。さらに、平滑化処理を行い画像内の微小ノイズを除去する。

6.2.3 フレーム間差分法

フレーム間差分法は、図 6-3 に示すように時刻 t と $t-i$ の画像の差分をとることにより、画像内の移動物体を抽出する手法である。この手法は、動的な環境変化に適応的であることが特徴である。本稿においては、短冊画像に対して隣接フレームの差分をとることにより移動物体の検出を行う。

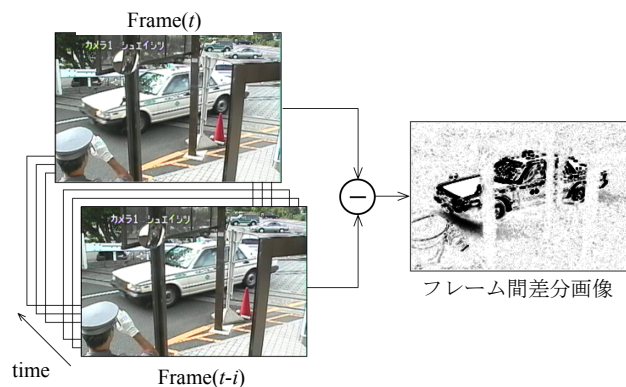


図6-3. フレーム間差分法

時刻 t および $t-i$ における入力フレームのピクセルの濃淡値が $I_x(t)$ および $I_x(t-i)$ であるとき、差分ピクセル $S_x(t)$ は(6-1)式で求まる。この操作を全てのピクセルについて行うことで、差分画像が得られる。

$$S_x(t) = |I_x(t) - I_x(t-1)| \dots\dots\dots (6-1)$$

($x = 0, 1, \dots, N-1$: N はピクセル総数)

差分画像に移動物体が存在するかどうかの判定には、(6-2)式,(6-3)式による閾値処理を用いる。ここで、 P は画像濃淡のパワー値、 M は移動物体の有無を判定する値である。

$$M = \begin{cases} 1 & (P \geq Th) \\ 0 & (P < Th) \end{cases} \dots\dots\dots (6-2)$$

$$P = 10 \log_{10} \left(\frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} S_x^2(t) \right) \dots\dots\dots (6-3)$$

6.2.4 短冊画像の連結

フレーム間差分法を用いて、移動物体が検出領域を通過するときに得られる差分短冊画像を収集して連結する。これにより、移動物体パターンを再構成する。

まず、6.2.3 節で述べた移動物体の存在判定を、時刻ごとに得られる差分短冊画像に対して行う。次に、移動物体を含む差分短冊画像が連続的に得られる間において連結処理を行い、移動物体パターンのサンプルを得る。ここでは、次に示す3種類の連結手順について考える。

(1) 固定幅ライン画像による連結処理

移動物体が差分短冊画像中に存在する間、短冊画像より幅 1 ピクセルのライン画像を収集しながら連結を行う。移動物体が検出領域を通過後、連結済み移動物体パターンを得る(図 6-4).

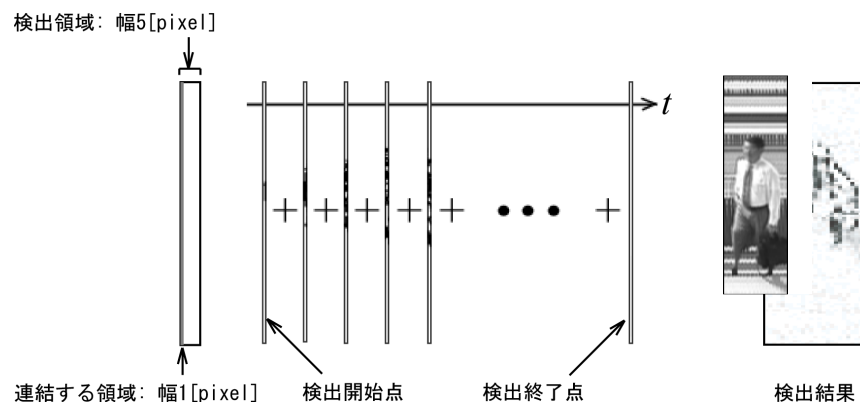


図6-4. 短冊画像の連結処理

本手順は、検出領域に移動物体が存在する間にパタンの連結が行えるため、移動物体パタンの容易な取得が可能である。なお、実験ではパワー計算のため幅 5 ピクセルの短冊画像を用いる。

(2) 通過速度を考慮した連結処理

移動物体が差分短冊画像中に存在する間、差分短冊画像を構成する全ての幅 1 ピクセルのライン画像を動画フレーム毎に保持する(即ち、差分短冊画像の全領域を保持することに等しい)。移動物体が検出領域を通過後、以降に示す速度計算アルゴリズムにより動画フレーム当たりの物体の移動量(平均物体移動量)を求め、連結に使用するライン画像幅とする。差分短冊画像の連結処理はこのライン画像幅を基準に行い、連結済み移動物体パターンを得る。

ここで、平均物体移動量の具体的な計算方法について述べる。まず、差分短冊画像内における移動物体の位置情報を求めるため、短冊画像を構成する全てのライン画像について、(6-2)式、(6-3)式に基づく存在判定を行う。短冊画像内での移動物体端位置を位置情報とする。このとき、位置情報は移動物体の検出領域進入時および退去時に得られた短冊画像でのみ得られる。なお、進入および退却するときとは、短冊画像中に移動物体端を含む場合である。進入・退却時以外では、短冊画像中に移動物体の中間部のみが存在し、端の部分は存在しな

い.

各短冊画像における移動物体の位置情報を得ることにより、移動物体の進行方向および通過速度の計算が可能となる。例えば、図 6-5左端の短冊画像(画像幅 15[pixel])では、13[pixel]のところから移動物体が存在するので、移動物体端の位置情報は 13 とする。進行方向は進入時および退去時における移動物体端の位置（検出領域の右または左側）から、通過速度は(6-4)式に示すように位置変量の平均値から求められる。なお、(6-4)式の分子において加算するのは、移動物体が進入および退却する時の短冊画像内の移動物体端位置である。平均物体移動量は、通過速度を四捨五入により丸めた値と定める。

$$V = \frac{\sum \{x(i-1) - x(i)\}}{N_p} \dots\dots\dots(6-4)$$

i : 短冊画像番号

$x(i)$: 短冊画像内の移動物体端の位置

N_p : 侵入及び退去時の短冊画像数

移動物体が検出領域へ進入・退出する際の通過速度をより正確に計算するためには、広い短冊画像幅が必要となるため、実験の際には幅 15 ピクセルの短冊画像を用いる。また、移動物体の進行方向が定まらない(移動物体の存在位置の変化が「右(R)→左(L)」または「左(L)→右(R)」とならない場合、または通過速度の計算に必要な位置変量が得られない場合は、移動物体が検出領域を通過していないものとみなし、パタンの再構成を中止する。本手順で示した処理に対して、識別実験に用いる動画データを適用して移動物体種別毎に各移動速度のパターン数をまとめた結果を表 6-1 に示す。

表6-1. 平均物体移動量別の移動物体パターン

		平均物体移動量 [pixel/frame]							
		1	2	3	4	5	6	7	Err
入力	人	13	33	6	2	0	0	0	2
	自転車	1	5	7	11	4	2	0	0
	車	0	1	2	5	4	2	0	0
	バス	0	0	1	3	4	0	0	0

‘Err’ エッジが不明瞭で物体種別を判定できないもの

これより、各移動物体種別における平均物体移動量の分布が得られ、実際の移動物体のものとほぼ同じであることを確認した。また、速度計算不可と判断された移動物体は、実際は一方向に検出領域を通過していない場合に該当しており、不正な移動物体パターン生成の抑止効果を確認した。移動物体検出例を図 6-5 に示す。



図6-5. 移動物体検出例

(3) 逐次移動量を考慮した連結処理

時刻が隣接する短冊フレーム差分画像のすべての組において、画像中に含まれる移動物体の移動量(ずれ量)を逐次確認する。得られたずれ量を動画フレーム単位の物体移動量とすることで、短冊フレーム差分画像の切り取り幅を決定する。本処理により、平均通過速度による連結処理で生ずる移動物体の形状歪みや間延びの解消が期待される。

移動物体の水平方向移動量はブロックマッチングにより対応領域を探索して決定する。移動物体が差分短冊画像中に存在する間、短冊フレーム差分画像を保持する。移動物体が検出領域を通過後、動画フレーム毎の物体移動量を求める。このとき、隣接時刻における短冊フレーム差分画像間でブロックマッ

ングを行い，両画像に共通する断片領域(重複領域)を確認する．ブロックマッチングの結果から両画像間の水平方向ずれ量を決定し，動画フレーム間の物体移動量とする．

ブロックマッチングは(6-5)式のように，画像 A と画像 B の重複領域における濃淡 I_A (画像 A)と I_B (画像 B)の二乗誤差 $\delta(x',y')$ が最小となるときの x' ， y' を求める．画像差分処理により動体部分を抽出したフレーム画像間では， x' ， y' が水平・垂直方向のずれ量であり，物体の移動量である．連結処理では，移動物体の水平方向の移動のみを考慮するものとし，水平移動量 x' を計算する ($y'=0$)．

$$\delta(x',y') = \frac{\sum \{I_A(x,y) - I_B(x+x',y+y')\}^2}{(W-x')(H-y')} \dots\dots\dots (6-5)$$

W, H : 短冊検出領域幅，移動物体の高さ

この処理を，移動物体が検出領域に存在する間に得られるすべての短冊フレーム差分画像対に対して行い，時刻毎の物体移動量を求める．得た移動量を短冊画像から切り取る際の幅に使用し，切り取った部分短冊画像を水平方向に連結し，連結済み移動物体パターンを生成する．なお，連結処理の方向は移動量の符号により決定する．

短冊検出領域の幅 W は 15[pixel]とする．移動物体の高さ H は，動体検出中の短冊フレーム差分画像から，閾値処理により高さ方向の動物体領域を決定して使用する．幅 W を 15[pixel]としたため， $-15 < x' < 15$ の範囲で最適な x' を探索する．ブロックマッチングで得られた水平ずれ量の符号が一定でない場合は，移動物体が検出領域を通過していないものとしてパターンの再構成処理を中止する．

平均通過速度を用いて連結処理を行う場合，検出領域への進入時と退去時に得られる平均移動量から連結する短冊画像の幅を決定するため，移動物体の速度が変化した場合は連結幅の適応ができない．逐次移動量を考慮することにより，移動物体の速度が変化した場合でも連結幅の適応が可能である．これらの処理を比較すると，前者に比べて後者の移動物体パターンは移動物体形状の歪み

や間延びが改善される。図 6-6に、これらの方法で連結した画像例を示す。単純に連結すると、検出領域幅やフレームレートと移動物体の速度により伸縮を生じる(図 6-6(a)). 通過速度を考慮することにより、移動物体が検出領域に進入から退去まで、等速度で移動すればないが、速度が変化すると伸縮を生じる(図 6-6(b)). 逐次移動量を考慮することにより、検出領域を通過中に移動物体の速度が変化した場合でも、正しく結合される(図 6-6(c)).

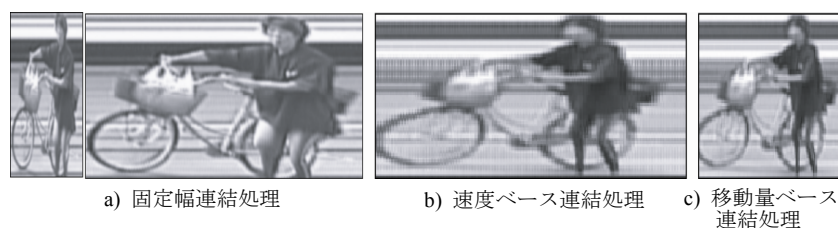


図6-6. 画像連結結果例

6.2.5 移動物体パタンの加工

6.2.4 で得られた移動物体パターンは、移動物体の検出位置や検出時の速度により濃淡度合いや大きさが異なるが、識別処理においてはパターン比較の観点から予め統一しておく必要がある。本節では、識別処理に用いる移動物体パタンの加工処理について述べる。

まず、移動物体パターンに対してフレーム画像間の差分処理のより、移動物体領域とそれ以外の領域を区別する。ところで、パターン内の移動物体は、検出領域の通過箇所により、位置や大きさが変化する。後の識別処理は、移動物体種別を決定することが目的であるが、例えば、同じ「歩行者」の識別のために、比較的小さく映る「道路の向こう側を通過する対象」と、比較的大きく映る「手前を通過する対象」を予め区別しておくことは好ましくない。そこで、連結画像内の移動物体の高さ正規化を行い、識別対象となる移動物体パターンを得る。

高さ正規化を行うため、(6-6)式を用いて短冊フレーム差分画像における水平方向のピクセルの平均濃淡値 を求める。

$$a(h) = \frac{1}{W} \sum_{i=0}^{W-1} f(h,i) \dots\dots\dots (6-6)$$

W, h : パターン幅, 高さ ($0 \leq h \leq H$)

次に, 各 における平均濃淡値を画像の上端および下端から走査して, 予め定めた閾値以上の濃淡値が初めて現れた垂直方向の位置を特定する(図 6-7). この範囲に対して伸縮を行い, 高さ の正規化済み移動物体パターンを得る. このとき, 高さの伸張率に比例して対象の横幅を同様に伸張することで, 移動物体本来の大きさに対するアスペクト比を保持した正規化が可能となる.

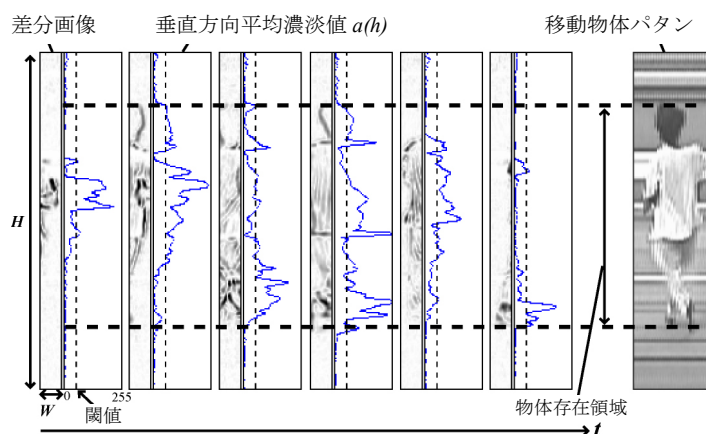


図6-7. 垂直方向の領域決定

6.2.6 垂直方向の位置補正

移動物体が検出領域に進入する方向は, 必ずしも検出領域に水平とは限らない. 移動物体が水平に進入しない場合, 得られる移動物体パターンの外郭にジャギーが発生する. この発生を抑制するため, 連結処理に用いる短冊フレーム画像間で DP マッチングを行い, 垂直方向のずれを検出・補正する. すなわち, 時系列に連続した 2 枚の短冊フレーム画像について, 時刻 t の画像をリファレ

ンスとし、もう一方の画像の各ラインがリファレンスのどのラインに対応するかを決めていく。各ライン間の距離を(6-7)式とし、後述する物体識別に用いる DP マッチングと同じ方法で短冊フレーム画像間の類似度を計算し、その類似度に至る経路を逆トレースすることにより、ライン毎の対応状態を得る。

$$l(i, j) = \frac{1}{W} \sum_{k=0}^{W-1} (f_t(k, j) - f_{t-1}(k, i))^2 \dots\dots\dots(6-7)$$

$$(0 \leq i \leq H_{t-1}, 0 \leq j \leq H_t)$$

f_t, f_{t-1} : 時刻 $t, t-1$ での短冊フレーム画像の濃淡値

H_t, H_{t-1} : 時刻 $t, t-1$ での短冊フレーム画像の高さ

W : 短冊フレーム画像の幅

短冊画像間の垂直方向のずれを確認するため、事前に得られる移動物体の水平方向移動量をもとに、短冊画像間における重複領域を特定する。各短冊画像における重複領域は移動物体の共通する断片が含まれるため、この領域の画像を DP マッチング処理の入力として比較を行う。時系列に連続した短冊フレーム画像間において、各ライン間の垂直方向ずれを DP マッチングにより決定し、対応関係を線でつないだものを図 6-8 に示す。

垂直方向のずれ量の大部分が一定であると仮定し、短冊画像間における垂直方向ずれ量の最頻値と水平方向の移動量から移動物体の傾き角を計算する。このパラメータを用いてスキュー処理(せん断変形)を行い、移動物体断片の歪みを補正する。

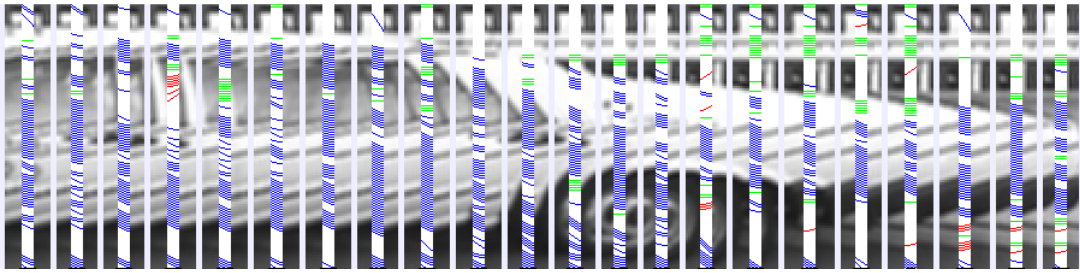


図6-8. 垂直方向の位置補正

6.3 DP マッチングによる移動物体識別

移動物体の識別には、事前に同じ撮影環境で取得した映像から、識別対象種別毎に移動物体パターンを抽出して登録パターンとする。登録パターンと未知パターンの比較は、始端と終端に自由度を与える端点フリーDP マッチングを用いる。図 6-9に示す対称型パスを用いた DP マッチングにおいては、(6-8)式による最小累積距離 $g(i, j)$ を計算する。フレーム間距離 $d(i, j)$ は(6-9)式と定義する。また、端点フリー区間は 3 と設定する。

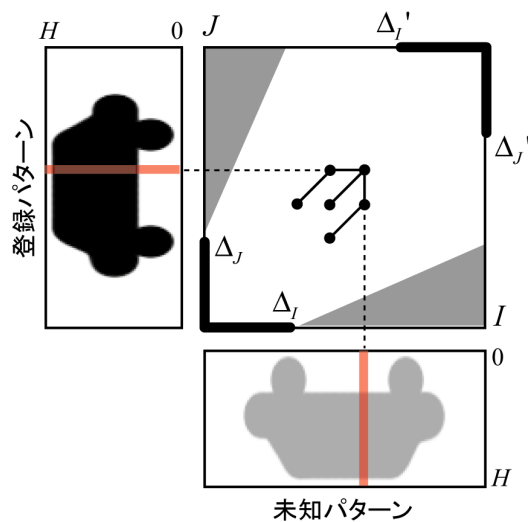


図6-9. DP マッチング

$$g(i, j) = \min \left\{ \begin{array}{l} g(i-1, j-2) + 2d(i, j-1) \\ g(i-1, j-1) + d(i, j) \\ g(i-2, j-1) + 2d(i-1, j) \end{array} \right\} + d(i, j) \quad \dots\dots\dots (6-8)$$

$$d(i, j) = \frac{1}{H} \sum_{k=0}^{H-1} (x_{ref}(j, k) - x_{tes}(i, k))^2 \quad \dots\dots\dots (6-9)$$

$$(0 \leq i < W_{tes}, 0 \leq j < W_{ref})$$

x_{ref}, x_{tes} : 登録, 未知パタンのピクセル濃淡値

W_{ref}, W_{tes} : 登録, 未知パタンの幅

H : パタンの高さ

始端点フリー区間においては, (6-10)式に示すような $(j+1)$ および $(i+1)$ で重み付けされたパスを用いる.

$$\left\{ \begin{array}{l} g(0,0) = 0 \\ g(1, j) = g(0,0) + (j+1)d(i, j) \\ g(i,1) = g(0,0) + (i+1)d(i, j) \end{array} \right. \quad \dots\dots\dots (6-10)$$

$$(1 \leq i \leq \Delta_i, 1 \leq j \leq \Delta_j)$$

終端点フリー区間においては, (6-11)式,(6-12)式で示される正規化累積距離 $G(I, J)$ の最小値を正規化最小累積距離 D として, 識別の距離尺度に用いる.

$$D = \min \left\{ \begin{array}{l} G(i, J) \quad (I - \Delta_i' \leq i < I) \\ G(I, j) \quad (J - \Delta_j' \leq j < J) \end{array} \right. \quad \dots\dots\dots (6-11)$$

$$G(i, j) = \frac{g(i, j)}{i + j} \quad \dots\dots\dots (6-12)$$

(6-8)式により定義される対称型パスを使用する場合，識別処理可能なパターンに制約が生じる．このパスは，図 6-9のマップ中に示される灰色領域に最小累積距離のパス軌跡を描かない．即ち，未知データは登録データのパターン幅の 1/2 から 2 倍の範囲の長さであるときに限り，距離計算が可能となる．この制約のため，識別処理をする際，未知パタンのパターン幅の確認をするとともに，登録パターンとして選定する移動物体パターンが未知パターンに対して十分に受理可能であるかを把握する必要がある．

6.4 評価実験

昼夜対応の屋外監視カメラを用い，朝から夕刻かけて撮影された動画データを用いて，提案手法による移動物体の検出および識別の実験を行う．評価用データは，フレーム解像度が 360×240 [pixel]，フレームレートは 30 [fps]，24 ビット RGB カラー，インターレース解除した映像である．識別実験では，本映像から得られる短冊フレーム画像を用いて抽出した全ての移動物体パターンから，識別に必要な登録パターンと識別の対象となる未知パターンをそれぞれ選定したものをを用いる．

6.4.1 識別に用いる移動物体パターン選定

識別実験に用いる移動物体パターンには，1.移動物体領域以外にノイズの混入が無い，2.複数の移動物体が検出領域に続けて進入していない，3.ノイズの影響により高さの正規化に失敗したものは除く，4.移動物体の本来の形状のうち一部分でも欠けたものは除く，5.複数の移動物体が検出領域上で重ならない条件のものを使用する．

また，6.3で述べた DP マッチングの制約条件をクリアするため，評価用映像から得られる有効な移動物体パターンについて，分類ごとにパターン幅の分布を求め（図 6-10参照），平均的な長さのパターンを登録用に選定して，その他を未知とする（表 6-2，図 6-10参照）．

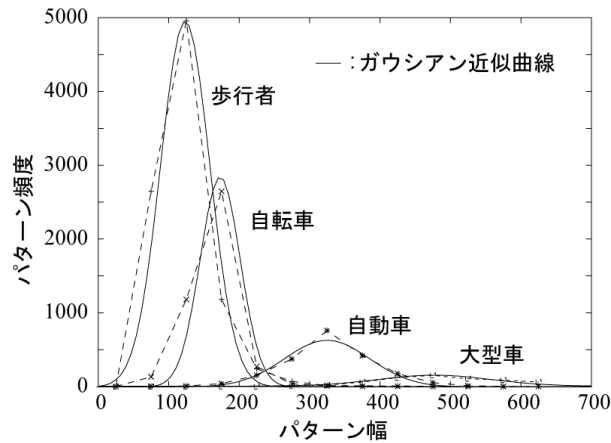


図6-10. 物体パターン幅の分布

表6-2. 移動物体パターン数

	人	自転車	車	バス
登録画像数	2	2	2	1
試験画像数	54	28	12	6

6.4.2 移動物体識別実験

選定した移動物体パターンを用いて移動物体識別実験を実施した。固定幅連結時のパターンを使用した場合の Confusion Matrix と識別率を表 6-3に、通過速度考慮時のパターンを使用した場合を表 6-4に示す。

比較の結果、通過速度を考慮する場合は、そうでない場合に比べてより高い識別率を得た。これは、固定幅連結処理により得られるパターンを用いた場合に、高速移動する自転車のパターンが歩行者のパターンと類似することで生じる識別エラーが、パターン幅の是正により抑制されたためである。しかしながら、通過速度を考慮する場合においても、歩行者および自転車の識別エラーが依然として存在する。これは、歩行者のパターンが多様な形状を取りうるためである。対して、自転車や自動車のパターンは形状変動が小さいため、比較的安定した識別が可能である。

表6-3. 識別結果（固定幅連結時）

















入力	識別結果				識別率[%]
					
	38	14	2	0	70.4
	10	17	1	0	60.7
	0	1	11	0	91.7
	0	0	0	6	100
				全体	72.0

表6-4. 識別結果（通過速度考慮時）

入力	識別結果				識別率[%]
					
	46	8	0	0	85.2
	3	25	0	0	89.3
	0	0	12	0	100
	0	0	0	6	100
				全体	89.0

6.4.3 歩行者と自転車の識別性能改善

歩行者と自転車の識別率向上を図るため、歩行者あるいは自転車と識別された場合には検出物体の縦横比を識別パラメータに加えた。また、画像中に検出領域を複数配し、多数決により移動物体の種別を決定した。ここでは幅 15[pixel]の検出領域を、領域を重複しながら 1[pixel]ずつずらして計 346 個配置した。各検出領域の処理を同期させるため、移動物体が画像全体を通過した後に、まとめて検出・識別処理を行う。また、各検出領域での移動物体検出状況を互いに

共有し、移動物体の進入を検出した際に、隣接する検出領域でも移動物体が検出されていた場合には、それらの移動物体は同一とみなす。

通過速度を考慮した連結処理では、歩行者と自転車の縦横比による識別曲線は図 6-11 のようになり、平均で 98.0[%] の識別率を得た(表 6-5)。

逐次移動量を考慮した連結処理では、形状歪みや間延びの軽減により縦横比の識別曲線も改善された(図 6-12)。この結果、全体での識別率として 100[%] を得た(表 6-6)。

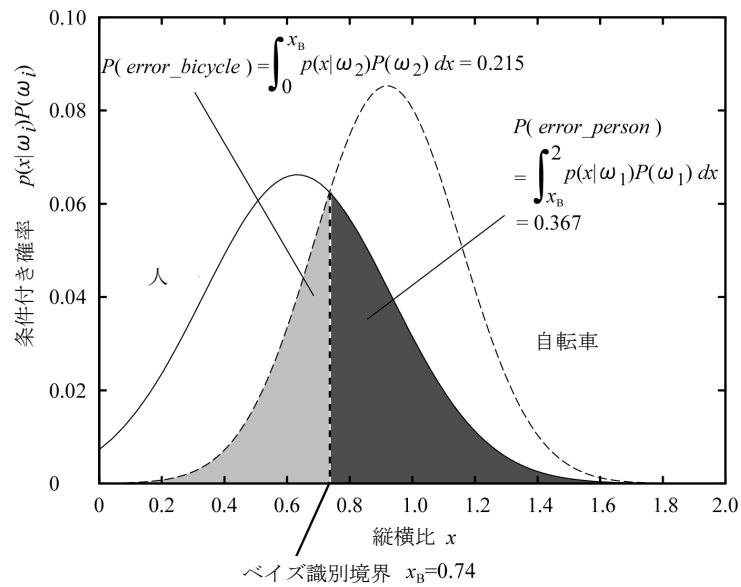


図6-11. 条件付き確率密度分布とベイズ境界(通過速度考慮)

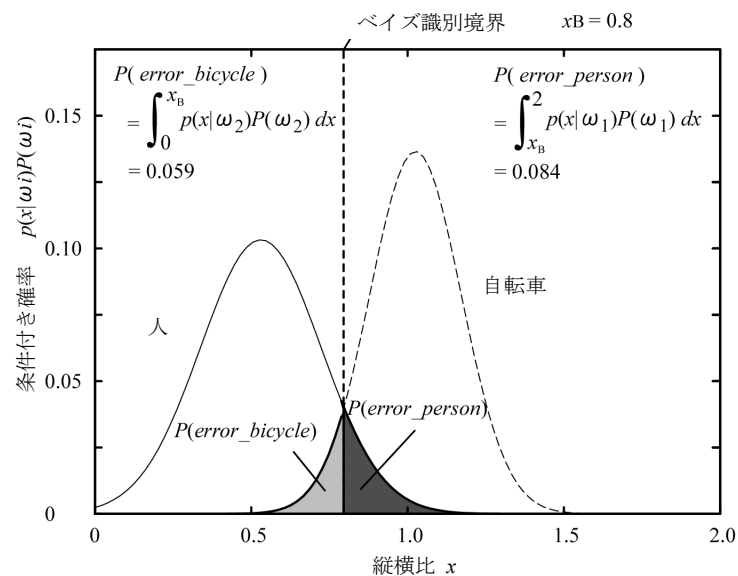


図6-12. 条件付き確率密度分布とベイズ境界(逐次移動量考慮)

表6-5. 識別結果（通過速度考慮，縦横比有）

















入力	識別結果				識別率[%]
					
	54	0	0	0	100
	2	26	0	0	92.9
	0	0	12	0	100
	0	0	0	6	100
				全体	98.0

表6-6. 識別結果（逐次移動量考慮，縦横比有）

入力	識別結果				識別率[%]
					
	54	0	0	0	100
	0	8	0	0	100
	0	0	12	0	100
	0	0	0	6	100
				全体	100

6.4.4 ジャギー補正

短冊領域から取得した断片画像を連結して得た移動物体パターンにおいて，ジャギーが発生した領域と動画フレームに存在する移動物体の対応領域とを比較し，その補正効果を確認した．動画フレーム内の対応する部分を原信号とし，移動物体パターンとの差をノイズとして信号対雑音比を計算する．動画フレームから取得した原信号領域は，移動物体パターンの対応領域と形状が異なるため，あらかじめ形状を変形しておく．このようにして得た 10 組の移動物体パターンから SN 比を計算したところ，平均 21.5dB を得た．

図 6-13にジャギー補正例を示す．補正前後を比較すると，補正前ではジャギー成分が縞状の紋様として現れていることがわかる．対して，補正後の画像で

は縞が抑制され、淡い濃淡として表現されている。本比較実験では、移動物体パタンの部分領域に対するオリジナルの領域を疑似的に再現しているため、表に示す領域の濃淡が全てジャギーによるノイズとは限らない。しかし、補正前後の SN 比の差を求めると、10 組の移動物体パターン全てにおいて SN 比が向上(平均で約 2.8[dB]向上)しており、ジャギー補正処理が有効に動作していると言える。本ジャギー処理により、移動物体検出時により鮮明な画像を保存することが可能である。

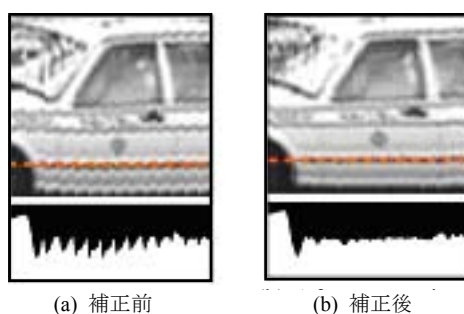


図6-13. ジャギー補正の例

6.5 むすび

短冊フレーム画像による移動物体検出手法を提案した。

実験より、移動物体の通過速度を考慮してパターンを作成する場合、固定幅ライン画像の連結処理によるパターン作成より検出の信頼性が高いことがわかる。また、識別処理においても、速度を考慮したパターンを用いる場合はそうでない場合よりエラーが抑制される効果が確認された。さらに、パターン幅の分布に基づく登録パタンの選定や、DP 距離の統計情報を反映することにより、移動物体の識別率がより向上することがわかる。

本手法では複数の検出領域を配置するとともに、その数を調整することにより、処理速度と検出精度のバランスを調整することができる。このため、用途や動作環境に応じたカスタマイズが容易である。なお、移動物体パタンの前処理から識別に要する処理時間の実測値は、検出領域を 1 つとした場合で約 46[ms] (PentiumIV 2.53GHz の Windows PC)である。また、障害物の存在する位

置を事前登録することなく，障害物の存在する検出領域が自動的に無効化され，初期設定が最小となり設置が容易というメリットもある．本手法の課題として画像中に複数の物体が存在する状況での検出手法の検討がある．複数の移動物体が互いに重なっていない状況では，複数の検出領域を配することにより各々の移動物体を異なる検出領域により検出することが可能である．

1 物体当たりから取得するサンプル数の増加や，パターンデータの詳細な解析により，移動物体の検出および識別性能を高められることが期待できる．これらを踏まえ，今後は，移動物体パターン取得方法の改善，パタンの作成精度の向上，および移動物体の形状特性を取り入れた識別方法について検討する．

第7章 むすび

統合的なセキュリティシステムの構築を目的としてセキュリティの要素技術開発について検討した。セキュリティ確保には人や車の検出および識別が重要である。これらを実現することで、敷地内への不正侵入などの物理的なセキュリティ対策だけでなく、情報セキュリティの入り口である本人確認によりソフト的な対策を行うことができる。このため、セキュリティにおける重要要素として、大きく人を識別する方法と車両を識別する方法を検討した。また、これらの動作を統合する際に必要な識別処理のトリガーとして、人や車の存在検出を実現する動体検出方法について検討した。

人を識別する方法として、トラベラーズチェックなど署名の真偽判定を実現する筆跡照合法を検討した。ガウシアンフィルタにより交点等の特徴を抽出した後に DP マッチングを行う照合法を組み合わせ、ハイブリッド化したオフライン筆跡照合法を検討した。従来のオフライン型筆跡照合法では、十分な照合性能を得ることができていない。そこで複数の照合アルゴリズムを複合することにより照合性能の向上を実現した。

次に顔画像による個人識別法を検討した。個人の特徴分析には周波数解析法を使用した。周波数解析法では、顔画像を横方向にスライスした各ラインを一次元の信号として解析するため、高速計算可能で携帯端末や監視カメラのような組み込み機器でも利用することができる。前処理として撮影距離や位置・回転の影響を補正するため、目や鼻などの顔部品検出法を検討した。顔部品の自動検出方法にはニューラルネットワークを利用した。三層の階層型ニューラルネットワークに目や鼻を含む顔の部分画像を学習させ、顔画像中をスキャンして目鼻の位置を検出した。

車両識別では、車両に付された車両番号(ナンバープレート)を認識することにした。ナンバープレートの位置を検出する方法としてニューラルネットワークを利用した方法を検討した。従来から固定カメラで撮影した映像中の位置検

出は実現されており、ここではカメラが車両など移動体に搭載さえしている場合の位置検出を検討した。施設への車両の入出管理だけでなく、取り締まり車両などに搭載することが可能となり、周辺車両のナンバープレートを自動的に検出して、車両の照会を行うことも可能である。

最後にセキュリティシステムとしての統合を目指し、識別対象物体の存在を検出する方法を検討した。提案手法の特長として、二次元の画像をそのまま利用するのではなく、そこから切り出したライン画像(矩形画像)を使用する移動物体検出法を検討した。

現在のセキュリティシステムに利用されている物体検出方法の多くは、事前に設定された領域の時間的な変化量を観察して対象物体の存在を確認する。しかし、監視対象の領域に障害物が存在するなど対象物体の形状が分断されたり、対象領域に木々などが存在すると風の影響で常に大きな変化を生じたりする可能性がある。また、使用環境を熟知した人が事前に対象領域を設定しておく必要があり、システムの設定にはノウハウが必要となる。そこで、これらの問題を解決すべく、画像中に短冊状の検出領域を配置し、その領域を時間経過と共に観察・取得して検出対象物体の画像を再構築する移動物体検出法を検討した。単一の検出領域を配置する場合を考えると、検出領域は容易に障害物を避けて配置することができる。この場合、検出領域は使用者が適当な場所を選択して配置する必要がある。しかし、このような検出領域を画像の全領域に複数配置して、各々の判定結果から総合的に判定することにより、これらの設定を排除することができる。また、いくつかの検出領域に障害物や木々などのノイズが存在しても、他の検出領域から総合的に判断することにより移動物体を検出することができる。さらに、本手の特徴として、検出精度と計算量が容易に調整できることである。一般に検出領域数と検出精度は比例関係にあるため、精度が必要な場合には検出領域数を増やし、計算機の性能が低い場合には検出領域数を少なくすることで、システムの精度と計算量を調整した設計ができる。

このように、ライン画像を用いた移動物体検出手法は、システム設置に係るユーザの設定容易性を確保しつつ、システムの運用条件に合わせた精度と計算量の関係を簡単に調節できる。このため、セキュリティシステムにおいて個人使用から重要施設への入退出監視まで幅広く応用が可能である。また、本手法は先に述べたような様々な個体識別手法と組み合わせることにより、さらに有

用なシステムとすることができる。

セキュリティ関連への注目は高く，特に個体識別や物体検出への要求は大きく様々な精度を要求される．本論文では，セキュリティ確保に重要な人と車の個体識別に関してとりあげ，また，それらの存在を検出する手法について検討した．人の個体識別法は種々の異なる認証要素について検討したが，より多種の個体識別法を検討していきたい．また，移動物体検出についても，様々な条件下で検出できるようロバスト性の向上について検討していきたい．また，統合セキュリティシステムの構築に向け，特に従来技術を補完する技術を検討した．今後，これらの個別技術を結合したシステムを構築して検討を行いたい．

謝辞

本研究を行うにあたり，終始懇切丁寧なるご指導を頂きました名古屋工業大学大学院工学研究科 梅崎太造教授，岩田彰教授，佐藤淳教授に謹んで感謝いたします。

また，本研究を行うにあたりご協力頂いた，梅崎研究室メンバー各氏に感謝します。

最後に，私が名古屋工業大学大学院博士課程後期課程に進むことを快諾してくださった，株式会社ディー・ディー・エス，ならびに株式会社ディー・ディー・エス 三吉野健滋社長，他各氏に深く御礼申し上げます。

参考文献

第2章 ハイブリッド型筆者照合法

- [1] 吉村ミツ, 吉村功: “筆者認識研究の現段階と今後の動向”, 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU96-48, Vol.9, pp.81-90, 1996.
- [2] 吉村ミツ, 木村文隆, 吉村功: “筆者認識と文字認識の異同について”, 電子通信学会技術研究報告, PRU82-7, Vol.82, No.31, pp.44-56, 1982.
- [3] M.Yoshimura, Y.Kato, S.Matsuda, I.Yoshimura: “On-line Signature Verification Incorporating the Direction of Pen Movement”, Trans. IEICE, Vol.E74, No.7, pp.2083-2092, 1991.
- [4] 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”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J80-D-II, No.7, pp.1764-1773, 1997.
- [5] 吉村ミツ, 吉村功: “旅行小切手における署名照合の試み”, 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU93-152, Vol.3, pp.73-80, 1994.
- [6] 吉村ミツ, 吉村功: “DP マッチング法の逐次適用による日本人署名のオフライン照合法”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J81-D-II, No.10, pp.2259-2266, 1998.
- [7] 吉村ミツ, 木村文隆, 藤田宏昭, 吉村功: “筆者識別に影響する要因の分析”, 電子通信学会論文誌, Vol.J66-D, No.1, pp.1-8, 1983.
- [8] 吉村ミツ, 吉村功: “筆者情報に関する構造変数と濃度変数の比較”, 電子通信学会論文誌, Vol.J66-D, No.7, pp.819-826, 1983.
- [9] 吉村ミツ, 吉村功: “局所円弧パターン法を用いた筆者識別”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J74-D-II, No.2, pp.230-238, 1991.

- [10] 吉村ミツ, 木村文隆, 吉村功: “手書き文字の個性が現れる特性の機械的計測化とその解析”, 電子通信学会論文誌, Vol.J63-D, No.9, pp.795-802, 1980.
- [11] 吉村ミツ, 木村文隆, 吉村功: “わく内自由手書き片仮名の筆者識別法の比較”, 電子通信学会論文誌, Vol.J63-D, No.10, pp.819-826, 1980.
- [12] T.Konda, M.Yoshimura, T.Umezaki, I.Yoshimura: “An off-line signature verification method based on a hidden Markov model using column images as features”, Proc. Biennial Conference of then International Graphonomics society, pp.78-82, 1999.
- [13] 山崎恭, 小松尚久: “カテゴリー化された筆跡情報に基づく個人性抽出手法”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J79-D-II, No.8, pp.1335-1346, 1996.

第 3 章 顔認識

- [14] 保黒政大, 長坂保典, 梅崎太造, 鈴木宣夫: “ニューラルネットワークによる顔の特徴点検出”, 電子情報通信学会技術研究報告, PRU94-75, pp.56-63, 1994.
- [15] 赤松茂: “コンピュータによる顔の認識—サーベイ—”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J80-D-II, No.8, pp.2031-2046, 1997.
- [16] 松本憲幸, 佐藤省三, 藤吉弘亘, 梅崎太造: “LPC 分析に基づく指紋照合法の評価”, 電気学会論文誌(C), Vol.122, No.1, pp.799-807, 2002.
- [17] 古井貞熙: “デジタル音声処理”, 東海大学出版会, 1985.

第 4 章 顔の特徴点検出

- [18] 菊本誠, 吉田倫幸, 源野広和, 松本和夫: “連続トラッキング作業に伴う鼻部皮膚温度の変動”, 日本人間工学会誌, 第 31 巻, 特別号, pp.392-393, 1995.
- [19] 石川恵子, 菊本誠, 源野広和, 鈴木龍司, 大隅正人: “顔皮膚温を主とした単調作業ストレスの評価”, E 第 12 回ヒューマン・インタフェース・シンポジウム論文集, pp.237-240, 1995.

- [20] 長谷川浩史, 那須靖弘, 志水英二: “多重解像度画像処理(全域的, 局所的)を用いた顔画像の特徴点抽出の一方法”, 電子情報通信学会技術研究報告, PRU89-26, pp.57-62, 1989.
- [21] D.J.Beymer: “Face Recognition Under Varying Pose”, AI Memo, MIT Artificial Intelligence Laboratory, No.1461, 1993.
- [22] 宋欣光, 李七雨, 徐剛, 辻三郎: “部分特徴テンプレートとグローバル制約による顔器官特徴の抽出”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J77-D-II, No.8, pp.1601-1609, 1994.
- [23] 黒田英夫, 光田和臣, 池本雄一郎: “顔画像からの口部領域の自動抽出法”, 電子情報通信学会技術研究報告, IE91-3, Vol.91, No.17, pp17-24, 1991.
- [24] 光本浩士, 岡崎耕三, 梶見直樹, 田村進一, 河合秀夫, 副井裕: “エネルギー関数とオプティカルフローを用いた口唇輪郭の抽出・補間と追跡”, 情報処理学会論文誌, Vol.31, No.3, pp.444-453, 1990.
- [25] 坂本静生・宮尾陽子・田島譲二: “顔画像中からの目の特徴点抽出”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J76-D-II, No.8, pp.1976-1804, 1993.
- [26] Rumelhart D.E, McClelland J.L., PDP Research Group: “Parallel Distributed Processing”, MIT Press, 1986.

第5章 ナンバープレートの自動認識

- [27] 藤吉弘亘, 今村友彦, 梅崎太造, 金出武雄: “ニューラルネットワークによるナンバープレートの位置検出”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J80-D-II, No.6, pp.1627-1634, 1997.
- [28] 菅沼直樹, 灌仁洙, 包躍, 藤原直史: “ニューラルネットワークを用いたナンバープレートの動的検出”, 日本機械学会論文誌(C), Vol.64, Np.626, pp.3833-3838, 1998.
- [29] 黒田淳, 杉本喜一, 早川祥史, 浦田秀夫: “ITS 向け車両検知・ナンバープレート認識カメラの開発”, 三菱重工技報, Vol.40, No.3, pp.170-173, 2003.

- [30] 内藤貴志, 塚田敏彦, 山田啓一, 山本新: “環境の明るさの変化にロバストな走行車両のナンバープレート認識”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J81-D-II, No.9, pp.2019-2026, 1998.
- [31] 佐藤省三, 藤吉弘亘, 梅崎太造, 金出武雄: “ナンバープレート内の一連番号の切り出しと認識”, 電気学会論文誌(C), Vol.121, No.8, pp.1354-1361, 2001.
- [32] 江浪寧彦, 山口順一: “マッチドフィルタを用いたナンバープレート文字認識”, 第9回画像センシングシンポジウム講演論文集, pp.129-132, 2003.
- [33] 大津展之: “判別および最小2乗基準に基づく自動しきい値選定法”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.63-D, No.4, pp.349-356, 1980.

第6章 ライン画像による移動物体検出

- [34] F.Shuai, T.Shi-zong, X.Xin-he, Z.Zhi: “A Method of Target Detection and Tracking in Video Surveillance”, Proc. The 3rd International Conference on Image and Graphics, pp.84-87, 2004.
- [35] 島田竜也, 柳下達也, 河口尚広, 熊谷拓哉, 内藤 恵介, 山田博三, 森晃徳: “屋内侵入者検知システムの開発”, 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU2002-143, Vol.102, No.531, pp.87-92, 2002.
- [36] 天本直弘, 藤井明宏: “画像処理技術による障害物検出と移動物体追跡方法”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J81-A, No.4, pp.527-535, 1998.
- [37] D.Toth, T.Aach: “Detection and recognition of moving objects using statistical motion detection and Fourier descriptions”, Proc.12th International Conference on Image Analysis and Processing, pp.430-435, 2003.
- [38] A.J.Lipton, H.Fujiyoshi, R.S.Patil: “Moving target classification and tracking from real-time video”, Proc.IEEE Workshop on Application of Computer Vision, pp.8-14, 1998.
- [39] 藤吉弘亘, 小村剛史, 矢入(江口)郁子, 香山健太郎, 吉水宏: “歩行者 ITSのためのフレーム間差分による移動体検出法とその評価”, 情報処理学会 CVIM 研究会論文誌, Vol.45, No.SIG13, 2004

- [40] 畠田聡, 安達文夫: “逐次マッチングによる移動物体の切出し”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J76-D-II, No.10, pp.2196-2203, 1993.
- [41] 堀口昌彦, 竹内義則, 大西 昇: “複数カメラの連携による移動物体追跡”, 電子情報通信学会ソサイエティ大会講演論文集, Vol.1998 年.情報・システム, pp.303, 1998.
- [42] 森大樹, 内海章, 大谷淳, 谷内田正彦, 中津良平: “非同期多視点画像による人物追跡システムの構築”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J84-D-II, No.1, pp.102-110, 2001.
- [43] 長谷川為春, 全炳東: “複数視点観測による交通流監視”, 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU2000-196, Vol.100, No.634, pp.23-28, 2001.
- [44] 仲西正, 塩昭夫, 石井健一郎: “時空間画像処理による走行車両画像自動抽出法”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J77-D-II, No.9, pp.1716-1726, 1994.

研究業績一覧

査読付論文

- [1] Masahiro Hoguro, Taizo Umezaki, Masahide Sugiura, “Evaluation of the Off-line Signature Verification by the Hybrid Model”, 7th Multi-Conference on Systemics, Cybernetics and Informatics (SCI2003), Proc. SCI2003, Vol.7, pp.122-125, 2003.
- [2] Masahiro Hoguro, Taizo Umezaki, Mitsuru Sugai, “Evaluation of the Feature Extraction Method for the Face Using an Artificial Neural Networks”, International conference on Computer, Communication and Control Technologies (CCCT2003), Proc. CCCT2003, Vol.1, pp.210-215, 2003.
- [3] Masahiro Hoguro, Taizo Umezaki, Naruhiro Kimura, “Automatic Synthesis of Facial Expression with Speech”, 5th IASTED International Conference on Signal and Image Processing (SIP2003), Proc. SIP2003, pp.693-699, 2003
- [4] 保黒政大, 菅井満, 梅崎太造, 佐藤省三, “ニューラルネットワークによる顔の向きにロバストな特徴点検出法”, 日本福祉工学会誌, Vol.6, No.1, pp.26-31, 2004.
- [5] Hideyo Takeuchi, Noriyuki Matsumoto, Kiyooki Kuwayama, Masahiro Hoguro, Taizo Umezaki, “Evaluation of the Fingerprint Images Captured from Optical Fingerprint Scanner”, 8th Multi-Conference on Systemics, Cybernetics and Informatics (SCI2004), Proc. SCI2004, pp.327-332, 2004.
- [6] Hideyo Takeuchi, Noriyuki Matsumoto, Kiyooki Kuwayama, Masahiro Hoguro, Taizo Umezaki, “The Method of Discriminating Remnants from Fingerprint Images Captured by Optical Fingerprint Scanner”, 6th IASTED International Conference on Signal and Image Processing (SIP2004), Proc. SIP2004, pp.74-79, 2004.

- [7] Ricardo Sánchez, Taizo Umezaki, Yuki Inoue, Masahiro Hoguro, Masahiko Fujino, “Detection and Classification of Passing Objects for a Security System”, 5th IASTED International Conference on Visualization, Imaging, and Image Processing (VIIP2005), Proc. VIIP2005, pp.71-76, 2005.
- [8] Masahiro Hoguro, Hiroshi Tsuzuki, Jo Ikeyama, Taizo Umezaki, “The Development of the Tracking Robot “ASKA” and Its Application to Security System”, 36th International Symposium on Robotics (ISR2005), Proc. ISR2005, 2005.
- [9] 保黒政大, 岡本直樹, 能勢隆, 梅崎太造, “車両搭載型ナンバープレート認識システム”, 電気学会論文誌(C), Vol.126, No.5, pp.589-595, 2006.
- [10] 竹内英世, 保黒政大, 松本憲幸, 梅崎太造, “指紋領域・輪郭情報を用いた指紋画像の回転補正法”, 電気学会論文誌(C), Vol.127, No.4, pp.497-505, 2007.
- [11] Masahiro Hoguro, Yuki Inoue, Taizo Umezaki, Takefumi Setta, “Detection and Classification of Moving Objects with Slit Images for a Surveillance System”, International Conference on Robotics, Vision, Information and Signal Processing (ROVISP2007), Proc. ROVISP2007, pp.380-384, 2007
※ Best paper award を受賞
- [12] Ricardo Sánchez-Sáez, Alfons Juan, Taizo Umezaki, Yuki Inoue, Masahiro Hoguro, Takefumi Setta, “Improvements in Detection and Classification of Passing Objects for a Security System”, 8th International Workshop on Pattern Recognition in Information Systems (PRIS2008), Proc. PRIS2008, pp.205-212, 2008.
- [13] Hideyo Takeuchi, Masahiro Hoguro, Tatsuki Yoshimine, Taizo Umezaki, Takefumi Setta, “Skin Diagnosis Algorithm for Analysis of Skin Images Captured from a Fingerprint Sensor”, The 5th International Conference on Information Technology and Applications (ICITA2008), Proc. ICITA2008, pp.789-794, 2008
- [14] 保黒政大, 井上祐貴, 梅崎太造, 説田武文, “短冊フレーム画像を用いた移動物体検出”, 電気学会論文誌(C), Vol.128, No.8, pp.1277-1285, 2008

研究会技術報告

- [1] 保黒政大, 長坂保典, 梅崎太造, 鈴木宣夫, “ニューラルネットワークによる顔の特徴点検出の評価”, 電子情報通信学会 パターン認識・理解, PRU94-75, pp.22-30, Dec. 1994.
- [2] 保黒政大, 中田和秀, 山下祥宏, 梅崎太造, “組み込み機器向け顔認証システムの開発”, 第 9 回画像センシングシンポジウム, G-5, pp.515-518, Aug. 2003.
- [3] 保黒政大, 申吉浩, 前田勝之, 安田浩, “Consensual Disclosure を実現する実用的な追跡不能アクセス制御方式”, 情報処理学会 ユビキタスコンピューティングシステム研究会, 2006-UBI-12, pp.63-70, Nov. 2006.
- [4] 小栗隆行, 岡本直樹, 保黒政大, 梅崎太造, 松谷章憲, “セラミックス部品の不良検査”, 第 9 回画像センシングシンポジウム, B-19, pp.123-128, Jun. 2003.
- [5] 井上祐貴, 梅崎太造, 保黒政大, 藤野雅彦, 岩田彰, “ライン型フレーム画像による動体検出”, 第 11 回画像センシングシンポジウム, E-25, pp.193-196, Jun. 2005.
- [6] 説田武文, 井上祐貴, 保黒政大, 梅崎太造, 岩田彰, 藤野雅彦, “ライン型フレーム画像を用いた移動物体識別”, 電子情報通信学会光ファイバ応用技術, OFT2005-43, pp.41-44, Nov. 2005.
- [7] 説田武文, 井上祐貴, 梅崎太造, 保黒政大, 岩田彰, “ライン型フレーム画像を用いた移動物体識別精度の向上”, 電気学会 通信研究会, CMN-07-12, pp.19-22, Jan. 2007.
- [8] 申吉浩, 和田康, 平岡真樹, 前田勝之, 保黒政大, “追跡不能アクセス制御プロトコルとその実装”, 情報処理学会ユビキタスコンピューティングシステム研究会, 2007-UBI-13, pp.187-194, Feb. 2007.

解説記事

- [1] 白阪一郎, 小林勝美, 盛岡篤志, 前畑文雄, 松村聖子, 大元一弘, 保黒政大, “マルチシステム制御処理装置”, N E C 技報, NEC, Vol.51, No.12, pp.30-33, 1998.
- [2] 高橋淳, 岡佳司, 山崎茂雄, 池田淳一郎, 保黒政大, “電子ディスク装置 (EDS800) の開発”, N E C 技報, NEC, Vol.54, No.10, pp.66-68, 2001.
- [3] 保黒政大, “携帯電話/PDA 組み込み用顔認証ソフトウェア”, 自動認識, 日刊工業出版, No.9, pp.61-64, 2004.
- [4] 保黒政大, “顔認証アルゴリズム”, インターフェース, CQ 出版社, No.3, pp.69-70, 2005.
- [5] 梅崎太造, 保黒政大, “防犯用動体認識ソフトの開発”, OHM, オーム社, Vol.97, No.7, pp.4-5, 2008

特許出願

- [1] 排他制御処理システムの障害復旧方式, 特願平 8-220357.
- [2] FC-AL スイッチおよび通信方法、並びに記録媒体, 特願平 11-067203.
- [3] FC-AL スイッチにおけるデータの転送先を決定するシステム及び方法, 特許 3424740.
- [4] プライベートデバイス用 FC-AL スイッチの実現方法, 特許 3606163.
- [5] 顔画像照合装置、携帯端末装置、顔画像照合方法及び顔画像照合プログラム, 特願 2003-146402.
- [6] 操作入力装置及び操作入力プログラム, PCT/JP2004/5845.
- [7] 肌評価方法及び肌評価装置, PCT/JP2005/3315.
- [8] ピッチ抽出方法、歌唱力評価方法、歌唱訓練プログラム及びカラオケ装置, 特願 2006-186158.
- [9] 音程変化量抽出方法、ピッチの信頼性算出方法、ビブラート検出方法、歌唱訓練プログラム及びカラオケ装置, 特願 2006-186161.

- [10] ビブラート検出方法、歌唱訓練プログラム及びカラオケ装置, 特願 2006-186164.
- [11] 歌唱力評価方法及びカラオケ装置, 特願 2006-186167.
- [12] 歌唱力評価方法及びカラオケ装置, 特願 2006-188742.
- [13] 指紋画像の回転角度算出装置、指紋画像回転装置、指紋照合装置、指紋画像の回転角度算出プログラム、指紋画像回転プログラム及び指紋照合プログラム, 特願 2007-49694.
- [14] 指紋画像の回転角度算出装置、指紋画像回転装置、指紋照合装置、指紋画像の回転角度算出プログラム、指紋画像回転プログラム及び指紋照合プログラム, 特願 2007-49719.
- [15] ハイブリッド生体認証装置、ハイブリッド生体認証方法、ハイブリッド生体認証用コンピュータプログラム及び記憶媒体, 特願 2008-18402