

# 赤外線画像を一次元の観点から見てDPマッチングを適用した人物の行動認識 A Study on Recognizing Human Action Using Thermography applied DP-maching

西野 聰 山本 敦司

Satoshi NISHINO Atsushi YAMAMOTO

あらまし 本研究では、人物の行動認識を、赤外線カメラでとらえた赤外線画像により、時系列で変わることの異なる人物の画素数差を用い、DPマッチングを適用して動作の認識をすることを試みた。さらに、データベースを2人の平均のデータとすることにより認識率が上がることを確認した。

キーワード 行動認識、赤外線画像、DPマッチング

## 1. まえがき

人物の行動認識の検討はさまざまに行われている[1], [7]が本研究では、赤外線カメラでとらえた赤外線画像により動作の認識をすることを試みた。赤外線画像は対象物の持つ温度値を画像化してとらえるので、人体を人物の持つ体温を利用して、ロバスト的にかつ簡単な操作で背景から切り出すことができる。

一般的の画像認識に用いられるメッシュデータを使用した手法は適用画像に対する一般性に優れている。しかし、適用分野が限定されている場合には、むしろ過大な演算であることが多いため、演算時間がかかり、動画像処理に必要なリアルタイム性が失われかねない。

平面的な動作が連続した場合は画素数差による認識は有効ではないが、体のねじりや、体と腕が時間的に重なったり離れたりする動作では、一定方向から撮影すると、人体の画素数が時系列的に変化するので、この変化を用いて、認識が可能である。人体の大きさの個人差は正規化することで影響を除去できる。

本研究は、テニススイングの認識のみに限定するとの立場と、リアルタイム性を追求する立場から、時系列で変わる人物の画素数差のみを用いて認識を行った。

## 2. 基本的な考え方

物体をカメラで撮影し画像化することは、三次元データを平面の二次元データに置換することに対応する。本研究では、この二次元データを、さらに、人体の画素数という一次元の観点から見て、時系列的な画素数変化を見ることで、認識できることを示す。

例えば、数字の認識は、一般にはメッシュにかか

るデータの位置情報で認識する。しかし、一定の枠内に一つの印刷の0～9の数字しか入らないという限定した条件下での認識が対象であるとすれば、画素数で認識することが可能となる。図1に示す数字は、この研究に使った数字で、画面サイズは、本研究で使用している赤外線画像のサイズと同じ320×240で、文字サイズは100ポイントである。また、表1は、2種類の字体の0～9の数字の画素数であり、値が全て違うことから、画素数のみで認識することが可能であることが分かる。また、桁数が多くても1桁ずつ認識することで全体の数字を認識することができます。

この認識結果を本研究の人体の動画像行動認識に置き換えると、動作によって画素数が異なり、この動作時系列の画素数変化が各動作により異なれば認識可能であることが推定できる。

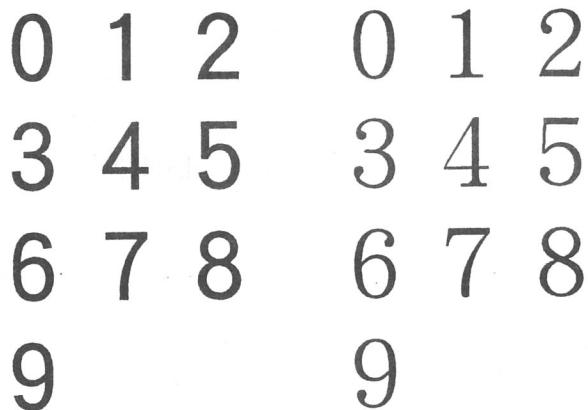
次に、部屋のドアから一定距離に視野を固定して赤外線カメラを設置して、人物の部屋への入退室を認識することを考えると次のアルゴリズムで認識可能であることが分かる。

1. 人物の切り出し
2. 人物の画素数の時系列変化を描出
3. DPマッチングによる画素数の変化対応
4. 入室：画素数が時間とともに増加  
退室：画素数が時間とともに減少

これは文献[7]で述べられている「選択的注視機構」—対象の動作段階と画面上の特定の領域（注目領域）内での画像の変化（イベント）を対応付け、動作段階に対応するイベントを順次検出することによって、ある既知の動作が起きたことを判定する機構を「選択的注視機構」と呼ぶ。この機構は、動作の時系列を表す一次元状態系列からなる状態遷移モデルによって構成される—の1カテゴリーといえる。同様に、本手法もこの機構を利用した手法の一

表1：各数字による画素数

	JSゴシック	JS明朝
0	2779	2427
1	1435	1525
2	2700	2433
3	2754	1306
4	2840	2215
5	3077	2333
6	3098	2411
7	1943	1721
8	3633	2416
9	3154	2506



(a) : JS ゴシック

(b) : JS 明朝

図1：2種類の字体の数字

つであるといえる。

### 3.動画像の特徴量

#### 3.1 時系列の始点の決定法

6種類のスイングの赤外線画像を図2に示す。画素数変化は、80コマの画像の中から、スイング開始点を見つけて、64コマにしたもの認識に用いる。

- スイング開始を見つけ64コマにする方法は、
- 1区間を4コマとし、区間内の画素数総変化量(絶対値)を求めその平均を求める。
  - 平均が最小の区間の最初のコマを、スイング開始とする。
  - そのコマから、64コマ分切り取る。

である。また、画素数総変化量を求める式は、

$$\text{画素数総変化量} = \frac{\sum_{n=1}^3 \sum_{m=2}^4 (|n\text{コマ目} - m\text{コマ目}|)}{3}$$

である。

本研究では、不特定多数のフォームの認識を試みているので、人体の大きさはバラバラである。そこで、このバラツキを吸収するために正規化を行う必要がある。正規化の式は次のようになる。

$$\text{正規化画素数} = \frac{\text{GASO}_{\text{DATA}} - \text{GASO}_{\text{MIN}}}{\text{GASO}_{\text{MAX}} - \text{GASO}_{\text{MIN}}}$$

GASO<sub>MAX</sub>:最大画素数、GASO<sub>MIN</sub>:最小画素数  
GASO<sub>DATA</sub>:実データ

### 4.DPマッチングによる時間軸の補正と認識

#### 4.1 DPマッチングの基本原理

データベースとテストデータのパターンが全く同じなら、1対1の対応付けで累積距離は0になり、テストデータはそのデータベースの動作と認識できる。しかし、不特定多数のスイングの場合、人によりスイング速度がそれぞれ異なり、1対1の対応付けでは認識できないので、DPマッチングを使う必要がある。DPマッチングは、1対1の対応付けの他に、テストデータの配列番号を変えて、前後のデータとも対応付け、最も累積距離が小さいものを探す。これにより、時間軸の補正が行われる。

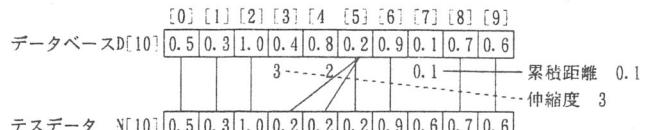


図3：DPマッチングの例

図3は、DPマッチングを適用してデータベースとテストデータを対応づけたものである。図3の伸縮度は、対応付けるときに距離値の差を補正するための係数である。伸縮度は、なるべく小さい程良く、大きくなると、データベースからやや離れたデータであることを示す。

#### 4.2 DPマッチングの基本理論

DPマッチングは、時間軸を非線形に伸縮する時間正規化を行う手法である。

図4に示す様なA、Bからなる平面を考えると、A、B両パターンの時間軸の対応付けは、この平面上の格子点c=(i,j)の系列

$$F = c_1, c_2, \dots, c_k, \dots, c_n \quad c_k = (i_k, j_k)$$

で表すことができる。また、2つの特徴ベクトル

## 赤外線画像を一次元の観点から見てD P マッチングを適用した人物の行動認識

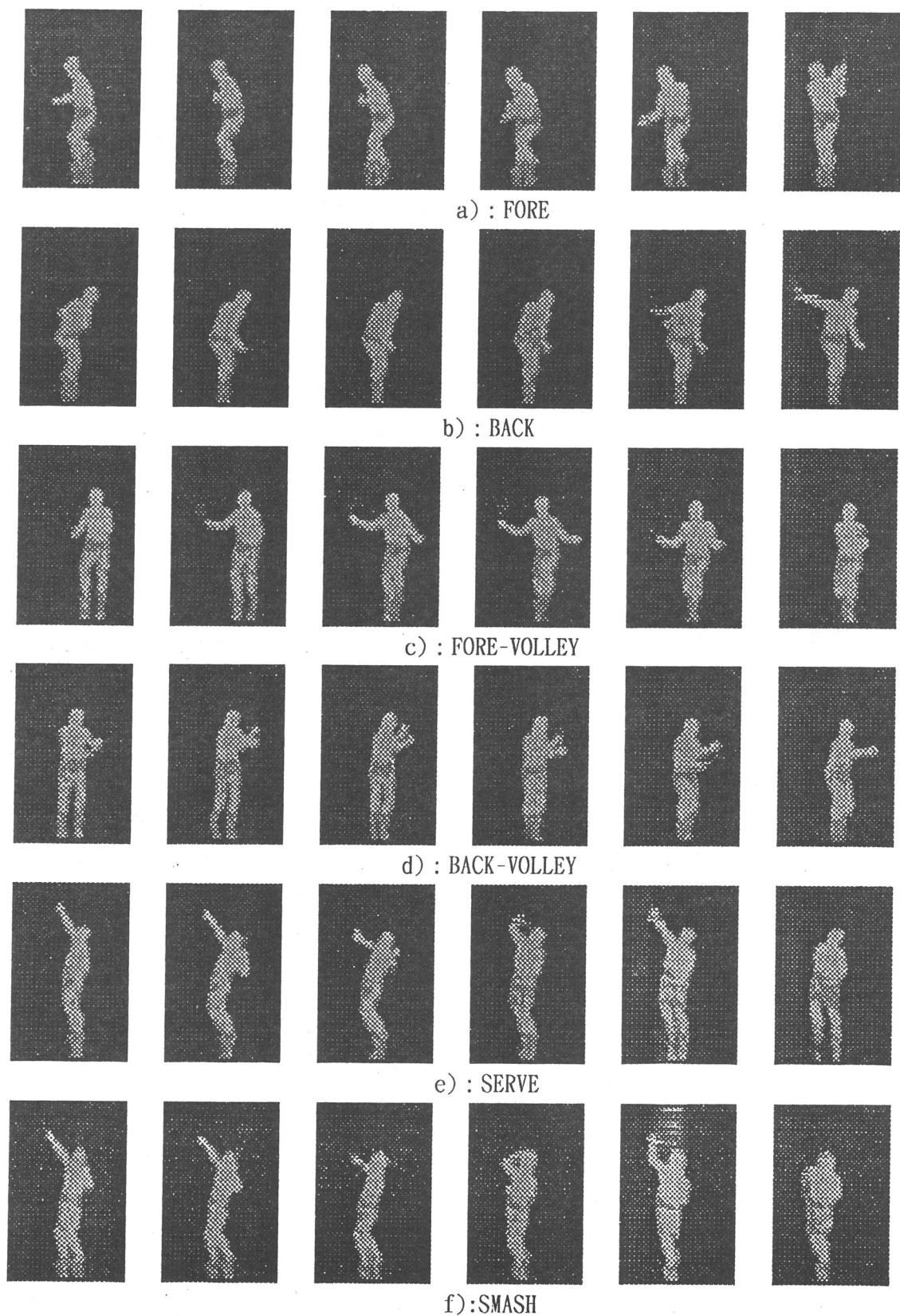


図 2：各スイングの画像

$a_i$  と  $b_j$  とのスペクトル距離を  $d(c) = d(i, j)$  S で表すと, F に沿った距離の総和は

で表すことができ, この値が小さいほど A と B の対応付けがよいことを示す.

上式を F に関して最小化することを考える条件として,

### ① 単調性と連続性の条件

$$0 \leq i_k - i_{k-1} \leq 1, 0 \leq j_k - j_{k-1} \leq 1$$

### ② 境界条件

$$i_1 = j_1 = 1, i_K = I, j_K = J$$

### ③ 整合窓の条件; 極端な伸縮を防ぐため r を定数として

$$|i_k - j_k| \leq r$$

上記の条件より, 部分点列  $c_1, c_2, \dots, c_k$  ( $c_k = i, j$ ) に対する部分和を考えると,

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

となる. 従って,  $g(1, 1) = 2d(1, 1), j=1$  として, 整合窓の範囲内で  $i$  を変えながら常識を計算し, 次に増加させて,  $j = J$  となるまで同様の計算を繰り返せば, 最後に  $g(I, J) / (I + J)$  として, A, B 2つの時系列間の時間正規化後の距離が決まる.

## 4.3 認識率向上のための処理

### ・重心DPマッチング

サーブとスマッシュは, フォームが似ているため, 画素数変化だけではうまく認識できない. しかし, サーブのフォームは上下の動きが大きく, スマッシュは動きが小さい.

これより, 画素数の比較結果がサーブとスマッシュの場合のみ, 重心の時系列変化に対して DP マッチ

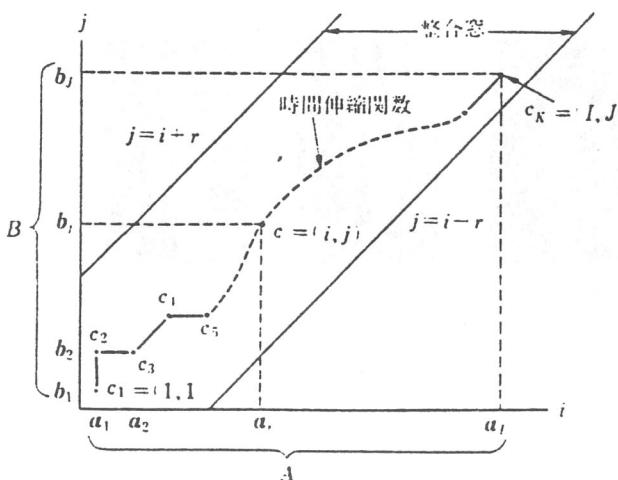


図 4 : A, B 2つの時系列の時間軸の対応付け

ングを適用すれば, これらの認識が可能である.

図 5 に, 重心移動の時系列変化を示す.

### ・左右判別

人体を重心の X 座標を中心に左右に分けると、フォアとフォアボレーは右側に, バックやバックボレーは左側に多く存在する. この傾向を使えば, 6 種類のうち, 2 種類は消すことが出来るので, 認識率は向上すると考えられる.

左右を判別する方法を次に示す.

① 図 6 のように重心の X 座標を中心いて, 人体を 2 つに分けて, それぞれの人体の画素数を求める.

② 各コマごとに, 左右どちらの画素数が多いか調べ, 多い方をカウントする. これを 80 枚全ての画像において行う.

③ 80 枚全ての画像で, 右の画素数が多かった画像の枚数が多ければ, 画素数を書き込んだファイルの最後尾 (65 行目) に "1" を書き込み, 左が多ければ "0" を書き込む. (同じ場合は, "1" を書き込む)

右の画素数の方が多かった枚数

$\geq$  左の画素数の方が多かった枚数

ファイルに "1" を書き込む

右の画素数の方が多かった枚数

< 左の画素数の方が多かった枚数

ファイルに "0" を書き込む

## 5. 認識実験

### 5.1 実験条件

認識対象の動作は, フォア・バック・フォアボレー・バックボレー・サーブ・スマッシュの 6 種類で, 画像サイズは  $320 \times 240$  画素とする.

各スイングの動画像は, 30 [コマ/秒] でコマ分けしてとる. そこから画素数を求めて, 64 コマに

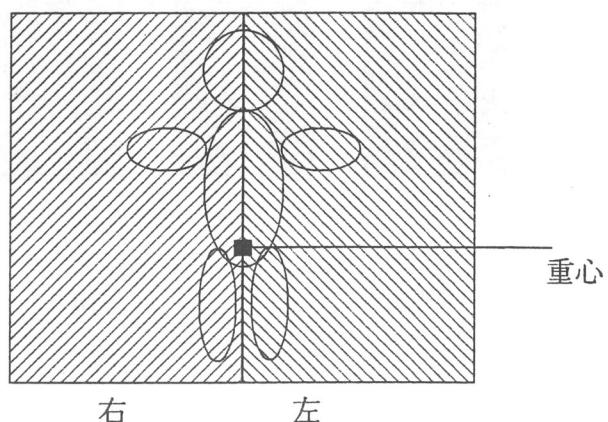
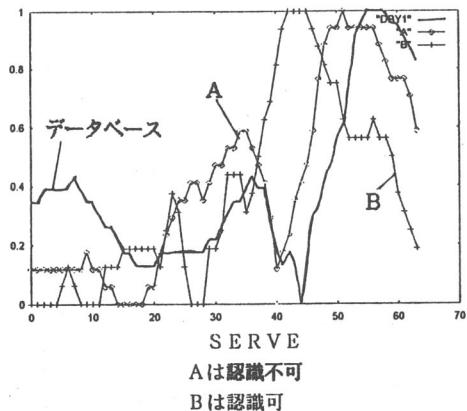
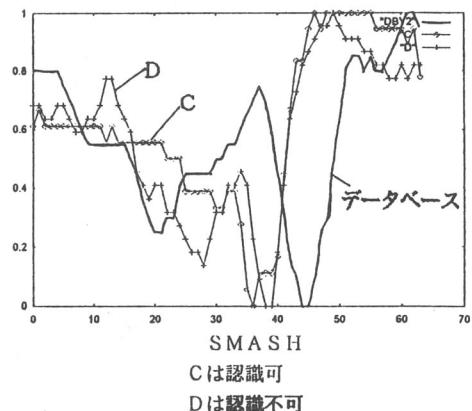
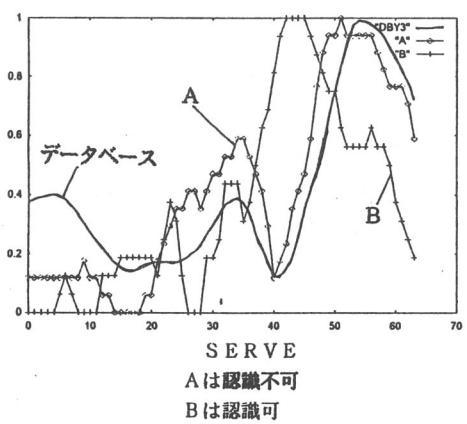


図 6 : 左右判別

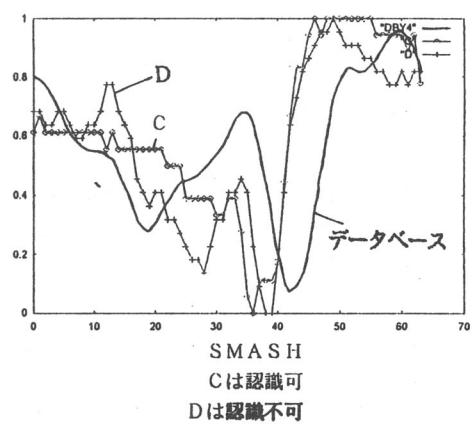
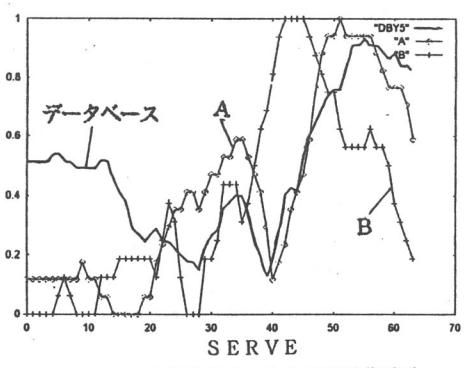
## 赤外線画像を一次元の観点から見てDPマッチングを適用した人物の行動認識



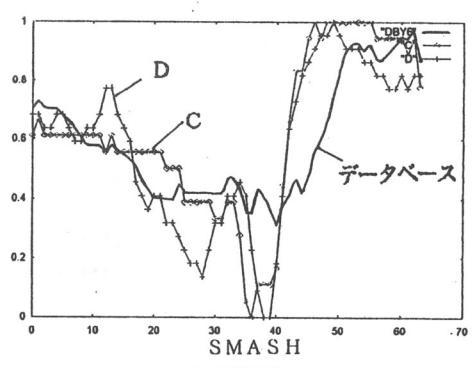
(a) : データベースを1人のデータとした時の重心移動

Cは認識可  
Dは認識不可

(b) : データベースを移動平均のデータとした時の重心移動

Cは認識可  
Dは認識不可

(c) : データベースを2人の平均のデータとした時の重心移動

Cは認識可  
Dは認識不可

し、画像特徴量とする。各動作の時間は、約2秒間である。

実験における、3種類のデータベースとテストデータの数について説明する。

① 画像をとった5人の中から、ある一人のデータをデータベースとする。(以下、1人のデータと記す)

テストデータは4人のデータの22種類とする。

(一人、4スイングしかとれなかったのがあるため)

② 1人のデータの移動平均法を取りデータベースとする。(以下、移動平均のデータと記す)

テストデータは22種類とする。

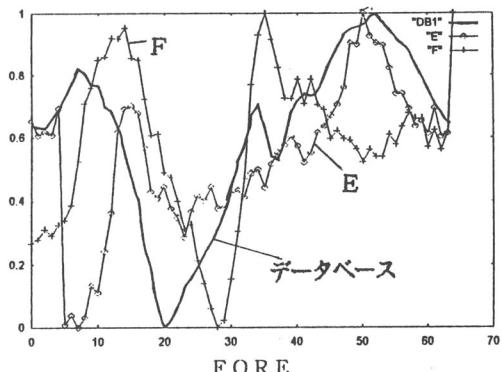
③ 5人の中から、ある2人のデータの平均を取りそれをデータベースとする。(以下、2人の平均のデータと記す)

テストデータは5人分の28種類とする。  
各テストデータのデータベースとの伸縮度を0～10として、比較した。  
これより各伸縮度ごとの総認識率は、  
1人のデータ、移動平均のデータの場合

$$\text{総認識率 [%]} = \frac{\text{認識成功数}}{22\text{カテゴリー}} \times 100$$

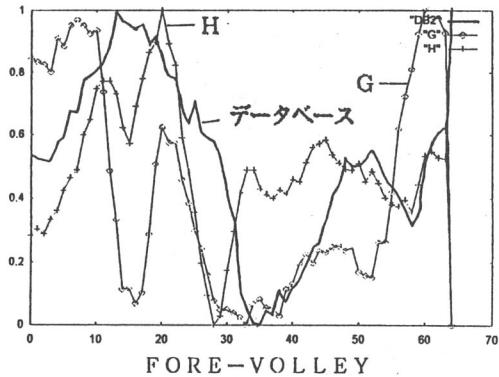
2人の平均のデータの場合

$$\text{総認識率 [%]} = \frac{\text{認識成功数}}{28\text{カテゴリー}} \times 100$$

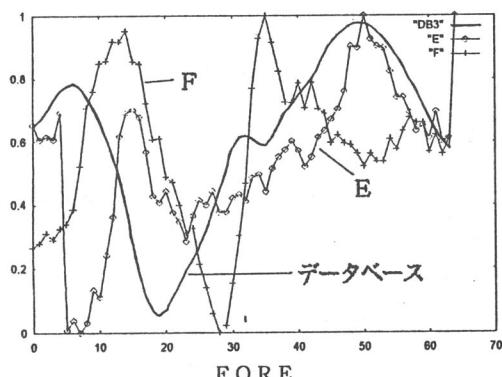


Eは伸縮度が3～5の時のみ認識不可  
Fは認識可

(a) : データベースを1人のデータとした時の画素数変化

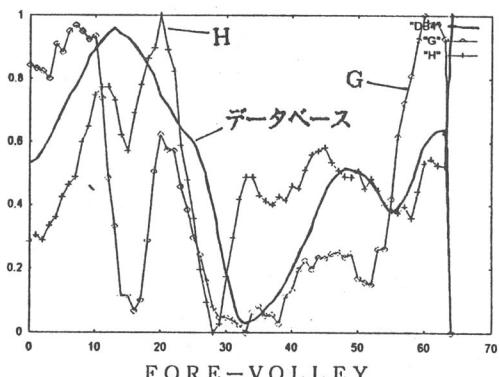


Gは左右判別で失敗し、認識不可  
Hは認識可

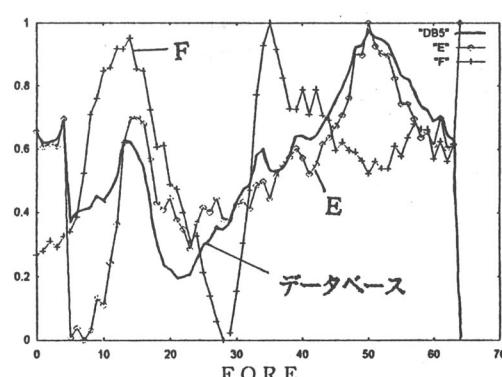


Eは伸縮度が1～5の時認識不可  
Fは伸縮度が0～5の時認識不可

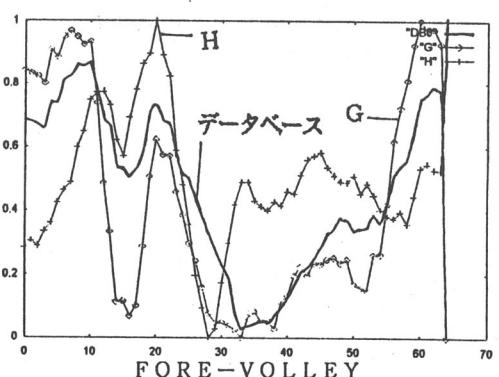
(b) : データベースを移動平均のデータとした時の画素数変化



Gは左右の判別で失敗し、認識不可  
Hは認識可



E, F共に認識可



Gは左右判別で失敗し認識不可  
Hは認識可

(c) : データベースを2人の平均のデータとした時の画素数変化

図7 : 各データベースでのFOREとFORE-VOLLEYの画素数変化

## 赤外線画像を一次元の観点から見てDPマッチングを適用した人物の行動認識

となる。

それぞれの人体画素数変化例を図7示す。

## 5.2 プログラムの流れ

認識するプログラムの流れを説明する。

- (1) 認識させたいテストデータを入力する。
- (2) テストデータの最後尾(65個目)に書かれてある左右判定値を読み込み、その値により、テストデータを比較するデータベースの数を4つに限定する。

左右判定値 = "1"(右)

フォア・フォアボレー・サーブ・スマッシュ  
左右判定値 = "0"(左)

- バック・バックボレー・サーブ・スマッシュ
- (3) DPマッチングを適用して、テストデータがどのデータベースに近いか比較。
- (4) 結果がサーブかスマッシュに近い場合、そのテストデータの重心移動をDPマッチングで比較する。
- (5) 認識結果を出力する。

以上の流れを、伸縮度0~10において行う。

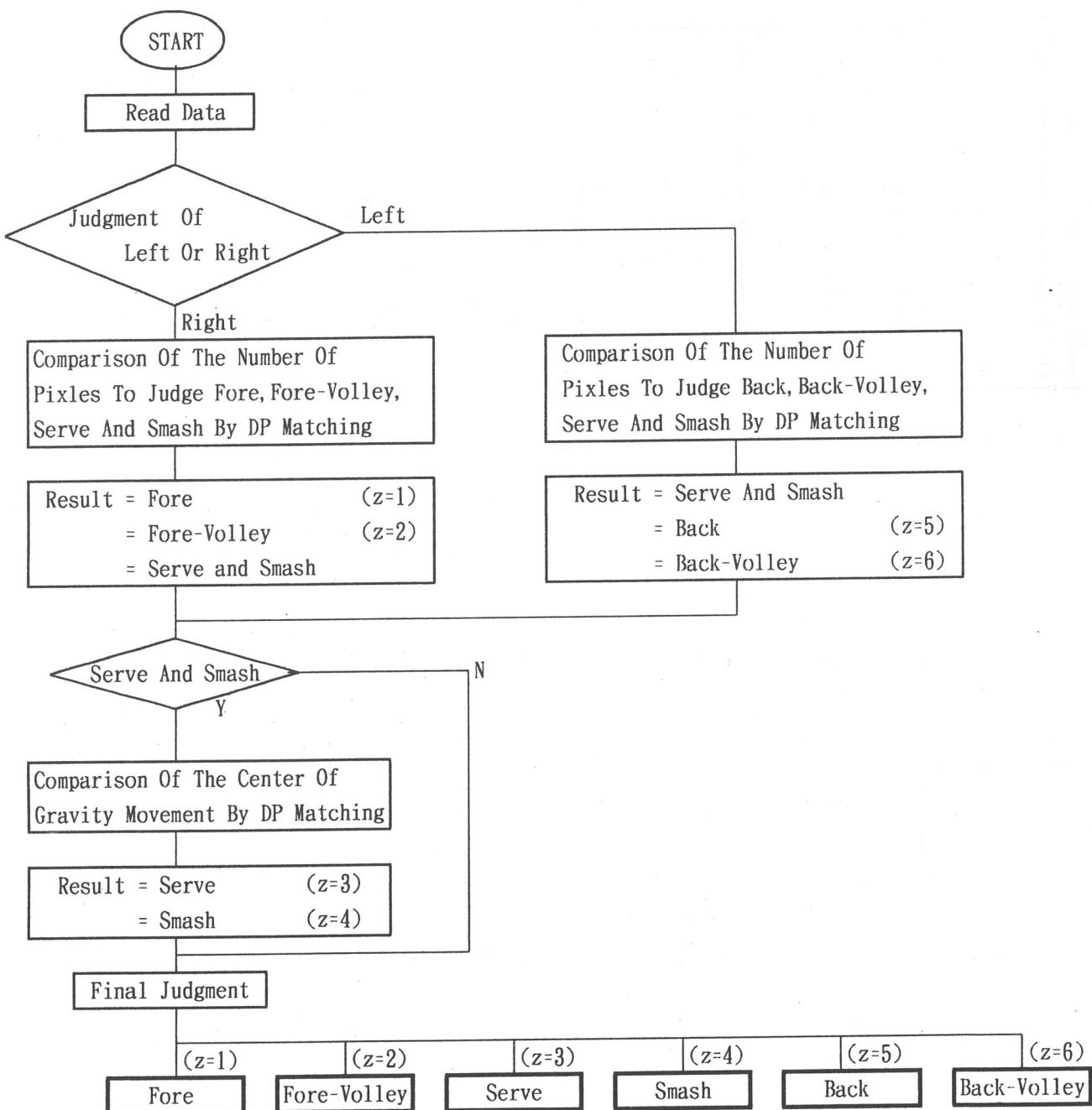


図8：認識プログラムのフローチャート

このプログラムのフローチャートを図8に示す。

## 6. 認識結果

### 6.1 結果及び考察

3種類のデータベースを使って得られた総認識率を表2に示す。また、3種類のデータベースのうち、データベースを1人のデータとしたときの結果を表3に、移動平均のデータとしたときの結果を表4に、2人の平均のデータとしたときの結果を表5に示す。

表2：データベースごとの認識率

	1人のデータの 認識率[%]	移動平均のデータ の認識率[%]	2人の平均のデータ の認識率[%]
伸 縮 度	0	68.2	50
	1	63.6	54.5
	2	68.2	54.5
	3	63.6	54.5
	4	63.6	54.5
	5	68.2	59.1
	6	72.7	68.2
	7	68.2	68.2
	8	68.2	68.2
	9	68.2	68.2
	10	68.2	68.2

表2の結果を見ると、データベースを1人のデータとした時は伸縮度が6の時が一番認識率が良く72.7%で、他の伸縮度でも、60%台の認識率となっている。しかし、伸縮度は、小さいほどデータベースに近いデータであることを示し、大きくなるほどデータベースから遠ざかっていることを示すので、一番認識率が高かった伸縮度が6というのは、データベースとテストデータの時間的距離がやや離れていると考えられる。

次に、データベースを移動平均のデータとした時は、認識率が高いのは伸縮度が6～10の時で、68.2%とやや低い。また、伸縮度が0～5の時は、全て50%台で、3種類のデータベースの中でもっとも低い。この理由として考えられるのは、移動平均のデータは移動平均を取って作成したものであり、データはなだらかな変化になっている。それに對し、テストデータは変化が激しいので、認識できなかったのだと思う。

データベースを2人の平均のデータとした時の最大認識率は、78.6%で伸縮度が0と1の時である。しかも、他の伸縮度でも、60～70%台と比

較的高い認識率を得ている。また、認識率が高いときの伸縮度が0と1であることから、かなり正確な認識が出来たと考えられる。

これより、何人かのデータの平均を取ったものをデータベースとして用いれば、認識率が上がるということがいえる。また、今回は2人のデータの平均を取ってデータベースを作成したが、この人数を増やせば、さらに認識率が上がると考えられる。

### 6.2 誤認識のケース

表3、4、5の結果を見ると、認識できなかったデータあのうち、5fore, 2f-v, 3f-v, 5f-vは誤認識としてバックやバックボレーとなっている。これは、同じスイングでも人により多少フォームが異なり、人によっては体が左側によってしまい、左右の判定を行うことが判定できなかったためである。従って、今後の課題としては、左右の判定を何らかの方法で、正確に判定できるようにすることがあげられる。

## 7. むすび

人物の画素数の時系列変化にDPマッチングを適用することで、人物の行動認識が可能なことをテニスのスイングの認識を例に示した。

実際の認識では、画素数に人体の重心移動のDPマッチングを併用させることで、認識率を約78%まで向上させることが出来た。現段階ではこれらの処理が連続して自動的に行えるように構築されていないので、リアルタイム処理が実現していない。しかし、従来の二次元データを使用した手法に比較して、扱うのは一次元データなので処理速度が速く、リアルタイム処理の可能性は大きい。

## 赤外線画像を一次元の観点から見てDPマッチングを適用した人物の行動認識

表3：データベースを1人のデータとした時の認識結果

		伸縮度										
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
フ	sei_3fore	100	100	100	0	0	0	100	100	100	100	100
	誤認識				ス	マッ	シ	ュ				
オ	sei_4fore	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識											
ア	sei_5fore	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	誤認識	パ	ツ	ク	ボ	レ	ー	バ	ック	バ	ック	ボ
フォア認識数		2	2	2	1	1	1	2	2	2	2	2
フォア認識率[%]		66.7	66.7	66.7	33.3	33.3	33.3	66.7	66.7	66.7	66.7	66.7
バ	sei_3back	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識											
ツ	sei_4back	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識											
ク	sei_5back	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識											
バック認識数		3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
バック認識率[%]		100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
フ	seif_y	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識											
オ	sei_3fy	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	誤認識	パ	ツ	ク	ボ	レ	ー					
ボ	sei_4fy	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識											
レ	sei_5fy	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	誤認識	バ	ック	ボ	レ	ー	ス	マ	ツ	シ	ュ	バ
フォボレ認識数		2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
フォボレ認識率[%]		50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50
バ	sei_b_y	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識											
ツ	sei_3by	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識											
ク	sei_4by	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識											
ボ	sei_5by	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	誤認識	ス	マ	ツ	シ	ュ						
バックボレ認識数		3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
バックボレ認識率[%]		75	75	75	75	75	75	75	75	75	75	75
サ	sei_serve	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識											
セ	sei_jserve	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	誤認識	ス	マ	ツ	シ	ュ						
イ	sei_iserve	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識											
ブ	sei_5serve	100	0	0	0	0	100	100	0	0	0	0
	誤認識						スマ	シ	ュ	スマ	シ	ュ
サーブ認識数		3	2	2	2	2	3	3	2	2	2	2
サーブ認識率[%]		75	50	50	50	50	75	75	50	50	50	50
ス	sei_smash	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識											
マ	sei_3smash	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識											
ツ	sei_4smash	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	誤認識	サ	ー	ー	ー	ー	ー	ー	ー	ー	ー	ー
シ	sei_5smash	0	0	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識	バ	ック	ボ	レ	ー						
スマッシュ認識数		2	2	3	3	3	3	3	3	3	3	3
スマッシュ認識率[%]		50	50	75	75	75	75	75	75	75	75	75
総認識数		15	14	15	14	14	15	16	15	15	15	15
総認識率[%]		68.2	63.6	68.2	63.6	63.6	68.2	72.7	68.2	68.2	68.2	68.2

表4：データベースを移動平均のデータとした時の認識結果

		神 締 度										
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
フ	sei_3fore	100	0	0	0	0	0	100	100	100	100	100
	誤認識		サ	一	ブ							
オ	sei_4fore	0	0	0	0	0	0	100	100	100	100	100
	誤認識		フ	オ	ア	ボ	レ	一				
ア	sei_5fore	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	誤認識		バッ	ク	ボ	レ	一	パ	ツ	ク	バッ	ク
フォア認識数		1	0	0	0	0	0	2	2	2	2	2
フォア認識率[%]		33.3	0	0	0	0	0	66.7	66.7	66.7	66.7	66.7
バ	sei_3back	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識											
ツ	sei_4back	0	0	0	0	0	100	100	100	100	100	100
	誤認識		バッ	ク	ボ	レ	一					
ク	sei_5back	0	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識		バッ	ボ	レ	一						
バック認識数		1	2	2	2	2	3	3	3	3	3	3
バック認識率[%]		33.3	66.7	66.7	66.7	66.7	100	100	100	100	100	100
フ	sei_fv	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識											
オ	sei_3fv	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	誤認識		パ	ツ	ク	ボ	レ	一				
ボ	sei_4fv	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識											
レ	sei_5fv	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	誤認識		パ	ツ	ク	ボ	レ	一				
ハグボレ認識数		2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
ハグボレ認識率[%]		50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50
バ	sei_bv	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識											
ク	sei_3bv	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識											
ボ	sei_4bv	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識											
レ	sei_5bv	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	誤認識		ス	マ	ツ	シ	ユ					
ハグボレ認識数		3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
ハグボレ認識率[%]		75	75	75	75	75	75	75	75	75	75	75
サ	sei_servere	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識											
リ	sei_3serve	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	誤認識		ス	マ	ツ	シ	ユ					
ブ	sei_4serve	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識											
ブ	sei_5serve	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	誤認識		ス	マ	ツ	シ	ユ					
サーブ認識数		2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
サーブ認識率[%]		50	50	50	50	50	50	50	50	50	50	50
ス	sei_smash	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識											
マ	sei_3smash	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識											
ッ	sei_4smash	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	誤認識		サ	一	ブ							
シ	sei_5smash	0	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	誤認識		ハグボレ									
スマッシュ認識数		2	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
スマッシュ認識率[%]		50	75	75	75	75	75	75	75	75	75	75
総認識数		11	12	12	12	12	13	15	15	15	15	15
総認識率[%]		50	54.5	54.5	54.5	54.5	59.1	68.2	68.2	68.2	68.2	68.2

表5：データベースを2人の平均のデータとした時の認識結果

		伸縮度										
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
フ sei_2fore 誤認識		100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
オ sei_3fore 誤認識		100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
ア sei_4fore 誤認識		100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
ア sei_5fore 誤認識		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ワ オア 認識数		3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
ワ オア 認識率[%]		75	75	75	75	75	75	75	75	75	75	75
バ sei_2back 誤認識		100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
ツ sei_3back 誤認識		100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
ク sei_4back 誤認識		0	0	0	0	0	100	100	100	100	100	100
ク sei_5back 誤認識		100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
ハック 認識数		3	3	3	3	3	4	4	4	4	4	4
ハック 認識率[%]		75	75	75	75	75	100	100	100	100	100	100
フ sei_fy 誤認識		100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
オ sei_2fv 誤認識		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ア sei_3fv 誤認識		バ	ツ	ク	ボ	レ	一					
ボ sei_4fv 誤認識		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
レ シ ハック 認識数		2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
レ シ ハック 認識率[%]		40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40
バ sei_b_v 誤認識		100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
ツ sei_2b_v 誤認識		100	100	100	100	100	100	100	0	0	0	0
ク sei_3b_v 誤認識		100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
ボ sei_4b_v 誤認識		100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
レ シ sei_5b_v 誤認識		100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
ハックボレ 認識数		5	5	5	5	5	5	5	4	4	4	4
ハックボレ 認識率[%]		100	100	100	100	100	100	100	80	80	80	80
サ sei_serve 誤認識		100	100	100	100	0	0	0	0	0	0	100
サ sei_2serve 誤認識		100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
シ sei_3serve 誤認識		100	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0
シ sei_4serve 誤認識		100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
シ sei_5serve 誤認識		100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	0
ス サーブ 認識数		5	5	4	4	3	3	3	3	3	3	3
ス サーブ 認識率[%]		100	100	80	80	60	60	60	60	60	60	60
ス sei_smash 誤認識		100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
マ sei_2smash 誤認識		100	100	100	100	100	100	0	0	0	0	0
マ sei_3smash 誤認識		100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
シ sei_4smash 誤認識		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
シ sei_5smash 誤認識		100	100	100	100	0	0	0	0	0	0	0
スマッシュ 認識数		4	4	4	4	3	3	2	2	2	2	2
スマッシュ 認識率[%]		80	80	80	80	60	60	40	40	40	40	40
総認識数		22	22	21	21	19	20	19	18	18	18	18
総認識率[%]		78.571	78.571	75	75	67.857	71.429	67.857	64.286	64.286	64.286	64.286

## &lt;参考文献&gt;

- [1]大和,大谷,石井”隠れマルコフモデルを用いた動画像から的人物の行動認識”,電子情報通信学会論文誌D-Vol.J76-D-no.12(1993.12).
- [2]久野治義,”赤外線工学”,電子情報通信学会,1994.3.
- [3]金谷健一,形状C A Dと図形の数学,共立出版,1998.
- [4]小沢一雅,パターン情報工学,森北出版,1999.
- [5]石井健一郎,上田修功,前田英作,村瀬洋,パターン認識,オーム社,1998.
- [6]舟久保登,パターン認識,共立出版,1991.
- [7]和田俊和,佐藤正行,松山隆司,”選択的注視に基づく複数対象の動作認識”,電子情報通信学会論文誌,’vol.J82-D no.6, pp1031-1041 (1999.6)
- [8]古井貞熙,”ディジタル音声処理”東海大学出版会,1985.

「受理年月日 1999年9月30日」