画像情報による人間の実時間行動判別法*

平塚 誠 良^{*1}, 大場 光太郎^{*2}
梶川 伸 哉^{*3}, 猪岡 光^{*4}

Real-Time Human Motion Classification with Visual Information

Shigeyoshi HIRATSUKA, Kohtaro OHBA,
Shinya KAJIKAWA and Hikaru INOOKA

This paper describes a real-time system to classify several human motions using the principle component analysis, i.e. eigen space method. In this paper, we proposed to utilize the silhouette images instead of original black/white images, which can solve the drawback of the original eigen space technique. And also to make a stable correspondence between dictionary points and input points in the eigen space, a spline function had been used. Experimental results show the validity of this proposed method.

Key Words: Human Interface, Image Processing, Pattern Recognition, Eigen Space Method, K-L Expansion, Spline Interpolation, Human Motion, Silhouette Image

1. 緒 言

近年, 人間と日常生活空間を共有し, 人間の能力の介助や共同作業を行うロボットが求められてきている。例えば, 病院内での介護ロボットや, 老人福祉向けのお手伝いロボットなどが挙げられる。こうしたロボットには, 人間の行動に柔軟に適応する能力が求められ, ロボットが人間の行動を理解・予測することにより実現される⁽¹⁾⁽²⁾⁽³⁾⁽⁴⁾。

人間の行動理解の手法として, 接触状態での人間とロボットの協調動作に関しては, 力による情報交換が有効であると言われている⁽⁵⁾。しかしながら非接触状態ではロボット同士のような通信手段を持たないため, 通信に取って代わる意思伝達手段が必要となる。このような意志伝達手法を考えた場合, 外界から得る情報の80%以上を視覚から得ていると言われていることから, 画像情報を用いる手段が有効であると考えられる。

こうした視覚ベースのマン・マシン・インタフェー

スの必要性から, 画像を用いた人間の手足の動きを認識する研究⁽⁶⁾⁽⁷⁾⁽⁸⁾や人間の行動の検出や認識をする研究⁽⁹⁾⁽¹⁰⁾⁽¹¹⁾⁽¹²⁾⁽¹³⁾が盛んに行われている。これらの研究の中で, 人間の骨格モデルに基づいて画像から関節角などの特徴量を抽出する手法では, 得られる情報が関節角パラメータなどの有用性の高いものであるが, 実画像の曖昧性やノイズの影響から実画像とモデルのフィッティングに時間を要するなどの問題点が指摘されてきた。また, 画像データを用いたマッチング手法には, 全体あるいは特徴を表す部分的なパターンマッチング手法などがあるが, 対象や状況に応じて画像内で使用する特徴を人間がヒューリスティックに決定する必要があることと, 画像のデータベースが巨大になることが指摘されてきた。

一方最近では, “固有空間法”と呼ばれる高次元な画像データを主成分分析することにより低次元の固有空間に投影し, 検出や認識を行う行動をあらかじめ低次元の固有空間で学習し, 観測画像と学習画像の固有空間への投影点の類似度を評価することで認識を行う手法が試みられている⁽¹⁴⁾⁽¹⁵⁾⁽¹⁶⁾⁽¹⁷⁾⁽¹⁸⁾⁽¹⁹⁾。しかしながら固有空間法は“見え”に基づくマッチング手法であるため, 実画像を用いた場合, 同じ行動であっても人間の外観や背景画像の違いによって, 固有空間への

* 原稿受付 1997年11月20日。

^{*1} 准員, 東北大学大学院(☎980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉)。^{*2} 正員, 機械技術研究所(☎305-8564 つくば市並木1-2)。^{*3} 正員, 宮城工業高等専門学校(☎981-1239 名取市愛島塩手字野田山48)。^{*4} 正員, 東北大学大学院情報科学研究科。

投影軌跡が異なる。また、人間の行動判別においては、固有空間に投影された離散的な点同士のマッチングを行うことで類似度の評価を行うため、辞書画像のサンプリングと入力画像のサンプリングが合わないことにより、類似度の評価を行うためのしきい値の設定が容易ではなく、誤った対応付けが起り得る問題があることが報告されている⁽¹⁸⁾。

そこで本論文では、固有空間法を動画画像へ応用し、辞書画像のサンプリングと入力画像のサンプリングの違いによる固有空間内の点同士の対応付けの問題の解決手法を提案するとともに、実時間で人間の行動判別を行う手法について検討し、その有効性を検証する。ここではまず、観測画像から背景画像を差分処理し、対象となる人間のみを抽出したシルエット画像を用いる⁽²⁰⁾⁽²¹⁾。また、人間の行動推定においては、従来の固有空間に投影された離散的な固有空間内の点同士のマッチングではなく、動画画像に対して連続的に得られる固有空間内の近似曲線を求め、それを学習軌跡として利用する方法を提案する。ここでは近似曲線を求める方法としてスプライン近似を用いる。このことにより、辞書画像のサンプリングと入力画像のサンプリングが合わない場合でも、入力画像の投影点の対応づけが容易になり、行動判別の精度向上が期待できる。また、投影点と投影点の間を補間することで、学習画像のフレーム数を低減できるため、固有空間を短時間に構成することが可能である。ここで扱う画像は、監視システムで人間の不審行動などを検出することを想定し、人間の歩行動作を検出対象とした。

2. 固有空間法

2.1 固有空間の作成 ここでは、K-L展開を用いた固有空間の作成方法について述べる。

まず、学習する M 個の実画像より次のマトリックスを作成する。

$$[\mathbf{z}_1 \ \mathbf{z}_2 \cdots \mathbf{z}_M] \cdots \cdots \cdots (1)$$

ここで、画像データ $\mathbf{z}_i$ はそれぞれ $N \times N$ の行列を、長さが N^2 の列ベクトルに変換したものである。したがって、行列 (1) は、 $N^2 \times M$ の行列となる。

次に、(1) 式で表される行列から平均画像 $\mathbf{c}$ を差し引き、辞書行列 $\mathbf{Z}$ を作る。

$$\mathbf{Z} = [\mathbf{z}_1 - \mathbf{c} \ \mathbf{z}_2 - \mathbf{c} \cdots \mathbf{z}_M - \mathbf{c}] \cdots \cdots \cdots (2)$$

これより、 $N^2 \times N^2$ の共分散行列 $\mathbf{Q}$ を計算する。

$$\mathbf{Q} = \mathbf{Z}\mathbf{Z}^T \cdots \cdots \cdots (3)$$

K-L展開により固有方程式、

$$\mathbf{Q}\mathbf{e}_i = \lambda_i \mathbf{e}_i \cdots \cdots \cdots (4)$$

を満たす固有値 λ_i と固有ベクトル $\mathbf{e}_i (i = 1, \dots, N^2)$ が求まる。この固有値の大きい方から k 個を抽出し、十分小さい要素である高次元の因子を無視することにより、それに対応する固有ベクトル $\mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_k$ を基底ベクトルとする固有空間が得られる。このことは、それぞれの画像データを、固有値と固有ベクトルの和によって表すことを示し、それぞれの固有値 λ_i は各因子である固有ベクトル $\mathbf{e}_i$ の重みとなっていることを示している。

ここで、共分散行列 $\mathbf{Q}$ は巨大となり、固有値・固有ベクトルの計算は大きな計算コストを要するが、実際に計算を行う際には次元を低く抑えて計算を行なう方法や、逐次計算手法など幾つかの簡便な手法が報告されており、ここではその中の一つの手法を用いて計算を行う⁽²²⁾。

2.2 固有空間への投影 学習用サンプル画像データを用い、主要な固有ベクトル

$$\mathbf{E} = [\mathbf{e}_1 \ \mathbf{e}_2 \cdots \mathbf{e}_k] \cdots \cdots \cdots (5)$$

を用い、次式を用いて次元が N^2 である画像を固有空間上の点 ζ_i に投影する。

$$\zeta_i = \mathbf{E}^T(\mathbf{z}_i - \mathbf{c}) \cdots \cdots \cdots (6)$$

この固有空間表現を用いることで画像の次元 N^2 を固有空間の次元 k に落とすことが可能となる。

2.3 次数の決定法 上記の固有空間手法において次元を小さくする場合、次元を決定する尺度として累積寄与率 W_k

$$W_k = \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{i=1}^{N^2} \lambda_i} \geq T_s \cdots \cdots \cdots (7)$$

を用いる。ここで T_s は適当に決めたしきい値である。

3. 固有空間への動画画像の投影

3.1 実動画画像を用いた場合 CCDカメラを用いて、辞書行列 $\mathbf{Z}$ の作成に用いる動画画像の学習用サンプル動画画像データを撮影する。ここでは行動サンプルとし

Fig. 1 Real images of the walking motion

Table 1 Types of motion images

Image sequence	Experimental condition
Training-Sequence (TS)	Motion A
Image-Sequence1 (IS-1)	Motion A(same image sequence as TS, but different sampling step)
Image-Sequence2 (IS-2)	Motion A

て簡単な動作(動作A)を取り上げ、画面左端から右方向へ歩く動作を取り上げる。

ここで実験に用いる動画画像の種類を表1に示す。まず辞書画像として用いる Training-Sequence (TS) を図1(a)に示す。この辞書画像(a)を用い、式(4)により固有値と固有ベクトルを計算する。このとき、CCDカメラからコンピュータへ取り込まれる画像は白黒、解像度128(pixel)×128(pixel)、学習画像枚数は15フレームである。また Image-Sequence1 (IS-1) は、Training-Sequence (TS) と同じ被験者、同じ環境で、サンプリングが辞書画像と異なる(フレーム数:32)動画画像であり、Image-Sequence2 (IS-2) は辞書画像と異なる被験者、異なる環境で撮影された動画画像(フレーム数:22)である。各々の実画像の例を図1に示す。

ここでそれぞれの実動画画像を固有空間に投影した結果を図2に示す。ここで、実線はTS、点線はIS-1、破線はIS-2の投影軌跡を示している。なお、表示の都合上、グラフは固有値の主因子の上位三次元をプロットしている。

この結果より次のことが確認できる。IS-1ではTSと同じ領域に投影されているが、IS-2はTSとは大きく異なる点に投影されている。この理由としては、背

Fig. 2 Result of the projection on eigenspace with Real Images

景画像の相違や被験者の服装の相違による影響が大きいと考えられる。従って、従来の固有空間法を通常の画像に適応した場合、人間の服装や背景に大きく影響を受け、同じ動作であっても対応が取れない事を意味している。

3.2 シルエット動画画像を用いた場合 固有空間法は“見え”に基づくマッチング手法である。そのため実動画画像を用いた場合、対象物体が同じであっても、背景画像や人物の服の色などの影響を受けて固有空間への投影点が異なる。そこで本論文では、人物自身やその服の色、背景画像の相違に左右されない方法として、シルエット画像を用いる。シルエット画像を用いる利点は、体型などの人間の身体的特徴を考慮しないとするならば、背景や個人の服の色などによって左右されることがないことである。シルエット画像は、実動画画像から背景画像を差分処理し、差分画像を二値化処理することにより得られる。ここで用いた二値化の処理には、差分画像の中から微小濃淡差を持つノイズ除去の要素を含み、対象領域のみを抽出した。

本節では、シルエット動画画像を固有空間に投影し、実動画画像を用いた場合と比較し、背景などの影響を除去する方法としてシルエット画像の有効性を検証する。ここで検証に用いるシルエット動画画像の種類は、前節で用いた表1と同じものを用いる。また、シルエット辞書画像(TS'), シルエット動画画像(IS-1', IS-2')を各々図3(a), (b), (c)に示す。

ここで、シルエット動画画像を固有空間に投影した結果を図4に示す。このとき、実線はTS', 点線はIS-1', 破線はIS-2'の投影軌跡を示す。

シルエット動画画像を用いた場合、実動画画像の場合

Fig. 3 Silhouette images of the walking motion

Fig. 4 Result of the projection on eigenspace with silhouette images

図2と異なり, IS-1', IS-2'ともに, TS'とほぼ同じ軌跡に投影されることが確認できる. 以上の結果から, シルエット画像を用いることによって背景, 服の色など人間の外観の違いによる影響を防ぐことが可能であることが示された.

ここで, 図4において, IS-1'とIS-2'の投影軌跡はともに, ほぼ同じ軌跡を描くものの, 若干の軌跡の違いが見られる. その理由としては, 辞書画像と投影画像を比べると足の運びが違うためにシルエット画像に相違が生じることや, 人間の実画像の一部分が背景画像と同様の色をしている場合, シルエットを抽出する

Fig. 5 Sum of the contribution ration

際に, シルエットの一部分が欠落することで, 固有空間へ投影する際に影響を与えるものと考えられる. この問題の解決法としては, 人間の骨格モデルを用いて人間のシルエットをより正確に抽出する方法や, 動画における物体移動モデルを用いる手法, 抽出したシルエット画像に対して補間処理を行う手法, 幾つかの軌跡を統計的に処理する方法などが考えられるが, ここでは実時間での計測を目的とするために, これらの補間処理は行わないものとする.

ここで, シルエット画像を用いて固有値, 固有ベクトルを求めたときの累積寄与率を求めてみると, 図5のようになる. これより, 13次元の固有空間で元の実画像の約90%を再構成することができるといえる. ここでは実時間性を考慮し, 以後, 3次元の主因子を用いて計算を行うこととする. つまり, 実画像の約75%の主因子で評価を行うこととする. ここで, 画像データから3次元の固有空間への投影は, (6)式の計算より得られることから実時間での計算が可能である.

4. 固有空間での行動判別法

固有空間法では, 画像内での人間の位置や形態によって投影される空間が異なる. つまり, 固有空間内の軌跡は, 位置情報を含んだ, 画像を表す順序づけられた離散的な点の軌跡と捉えることができる(図6). つまり, 入力動画の固有空間への投影軌跡と辞書画像の投影軌跡の類似度を評価することで, 人間の行動判別が可能であると考えられる.

論文(18)での類似度評価法は, 基本的に辞書画像と入力動画の離散的な固有空間内の点同士のマッチングである(図7(a)). このため辞書画像のサンプリングと入力画像のサンプリングが合わないことによ

Fig. 6 Projection on eigenspace with motion images

り, 類似度の評価が正確に行なえず, 動作を分類する際のしきい値の設定が困難であり, 誤った対応付けが起こり得る問題が報告されている。

そこで本節では, 辞書画像のサンプリングと入力画像のサンプリングの違いによる固有空間内の点同士の対応付けの問題を解決する手法として, 辞書画像の固有空間内の点が描く曲線軌跡を学習軌跡として利用する手法 (図 7(b)) を提案するとともに, 人間の行動判別を行う手法について検討し, その有効性を検証する。

またここでは取り上げた人間の動作が往復運動を含まない単純な動作であることから, 固有空間内での軌跡の順番は大きく変わらないものと仮定し, 対応づけを行なう際には軌跡の順を考慮しないこととする。

本章ではまず, 学習軌跡の獲得法について述べ, 次に学習軌跡と認識対象動画の投影軌跡の類似度評価法について述べる。

4.1 学習軌跡の獲得法と類似度評価法 ここでは, 学習軌跡の獲得法および学習軌跡と認識対象動画の投影軌跡の類似度評価法について述べる。まず, 辞書画像の投影点の間の点をスプライン補間により補間することで学習軌跡を限りなく線に近い点列として表現する。スプライン補間を用いる理由は, 補間関数として有名なラグランジュ多項式と比較すると,

1. 次数がデータ点の個数によらず, 全区間で低次の区分的多項式によって補間でき, 振動の少ない曲線となる。
2. その結果, ラグランジュ補間多項式で補間した場合には, 大きい振動 (ルンゲ現象) が現れるが, ス

Fig. 7 Matching Methods

Fig. 8 A learning locus on eigenspace

プライン補間関数では現れない。

3. また, スプライン補間関数は n 次元空間での補間に容易に拡張できるために固有空間の次元数を容易に拡張することができる。

という利点を持つからである。

ここで, スプライン補間をした辞書画像の投影結果を図 8 に示す。ここで, '△' 印はスプライン補間前の辞書画像の投影点, 実線はスプライン補間後の学習軌跡である。

次に, 類似度の評価は入力画像の投影点と学習曲線の最も近い点との差のノルムを用いることとする。つまり入力画像の投影点を ζ_i , 学習曲線上の点を ζ_{learn}

Fig. 9 Evaluation of the interpolation by a spline function

とすると, 学習曲線上の最も入力画像の投影点に近い点 $\hat{\zeta}_{learn}$ は次式で与えられる.

$$\hat{\zeta}_{learn} = \arg \min_{\zeta_{learn}} (\|\zeta_i - \zeta_{learn}\|) \quad (8)$$

また, その時の差異度 (類似度の逆) I_i は

$$I_i = \|\zeta_i - \hat{\zeta}_{learn}\| \quad (9)$$

で与えられる. また動作全体の差異度 J を

$$J = \frac{\sum_{i=1}^n I_i}{n} \quad (10)$$

で与える. ここで n は入力画像の枚数を表す.

このとき評価値 I_i が小さいほど類似度が高いといえる. この時のノルムとしては, 一次ノルム, 二次ノルム, Mahalanobis 距離などが考えられるが, 実時間性を考慮して一次ノルムを用いる.

ここで, スプライン補間を用いた場合の補間曲線の妥当性を検証するため, 以下の方法を用いる.

1. 辞書画像を作成する際, 画像のサンプリングを粗くとり, 固有空間へ投影し, スプライン補間する
2. 辞書画像間の間引かれた画像を固有空間へ投影する
3. 投影点と補間曲線との距離を差異度として評価

その結果を図 9 に示す. ここで, 実線はスプライン補間後の学習軌跡, ‘+’ 印は間引かれた辞書画像の投影点である.

図 9 において, 入力画像は辞書画像との前後の相関関係から, 二つの辞書画像の中間点辺りに投影され

Fig. 10 Input points and evaluation by the disparity

Table 2 Types of motion images

Image sequence	Types of motion
Training-Sequence (TS)	Motion A
Image-Sequence1 (IS-1)	Motion A
Image-Sequence3 (IS-3)	Motion B

ると考えられるが, 学習軌跡 (スプライン補間した曲線) と, 実際に入力画像を投影した点の位置関係を見てみるとほぼ重なっており, 得られたスプライン曲線の妥当性が証明された. ちなみにこの時の差異度はおよそ $I_{spline} = 15$ であり同じ動作と判断するには十分な類似度であると言える.

4.2 評価実験 ここで用いる動画画像の種類を表 2 に示す. 辞書画像は TS, 入力画像は IS-1 を用いる. また, 比較の対象として従来の固有空間内の点同士のマッチング法による評価も行った. 入力画像として 29 フレームの画像を用いている.

スプライン補間をしなかった場合の評価値を I_{point} とし, スプライン補間をした場合の評価値を I_{spline} とし, その評価結果を図 10 に示す. ここで実線は I_{spline} , 点線は I_{point} を各々示している. この結果より, スプライン補間をした場合のほうがしなかった場合よりすべての評価値が低く, 類似度評価の精度向上が可能であるといえる.

5. 行動の判別実験

ここでは投影軌跡から人間の行動を判別する方法について述べる. ここで用いる動画画像データは表 2 に示す IS-1 および IS-3 の 2 種類である. ここで

動作 A: 画像左端から右方向へ歩く動作

Fig. 11 Motion images(Motion B)

Fig. 12 Classification of motions

動作B: 画像左端から右方向へ歩き画面中央で屈む動作

図 11 において (a) は実画像 (IS-3), (b) は背景画像, (c) は (a) のシルエット画像 (IS-3') である。

シルエット Training-Sequence (TS') を辞書画像として, シルエット Image-Sequence3 (IS-3') の動画データをもとに固有空間に投影する。辞書画像は前節と同様に作成し, スプライン補間を行うことで学習軌跡を得る。

IS-3' の固有空間への投影結果を図 12 に示す。ここで実線は TS', 点線は IS-1', 破線は IS-3' を示している。図 12 の円で囲んだ部分に示すように, TS' と IS-3' の相違による投影軌跡の違いが確認でき, 行動の判別が可能であると考えられる。

Fig. 13 Evaluation of motion classification

Table 3 Evaluation with disparity ration of whole motion images

Template image	Input image			
	Motion A		Motion B	
	J_{point}	J_{spline}	J_{point}	J_{spline}
Motion A	29	<u>15</u>	85	68
Motion B	86	70	25	<u>12</u>

5.1 評価実験 前節と同様に式 (8), (9) を用いて評価実験を行った。その結果を図 13 に示す。ここで, 実線は I_{spline} , 点線は I_{point} を示している。評価値 I_{point} , I_{spline} が値 80 付近を越えたところが辞書画像とは異なる行動と判断できる。図 13 中の A 点より TS' から IS-3' へ行動が遷移し, B 点において再び IS-3' から TS' へ行動が遷移しており, 全体的な動作としては TS' と異なる動作をしていることが判断できる。

また, スプライン補間を用いなかった場合には, C 点に顕著に現れているように, 固有空間内の軌跡としてはほぼ辞書画像に近いものの, サンプル間隔の違いから I_{point} は大きな値を示し, 誤判定をする可能性が見られた。このことが, 論文 (18) におけるしきい値の設定を難しくしている原因であると考えられる。

しかしスプライン補間を行った場合には, 誤判定の可能性は小さく抑えられ, 正確に類似度の評価が行われていることが確認できる。これにより, 辞書画像のサンプリングと入力画像のサンプリングの違いによる誤った対応付けが解消できたと言える。

さらにここでは動作判断の安定度を示すために, 動作全体の差異度 J を式 (10) で評価する。この時, 動作 A (IS-1') と動作 B (IS-3') を判別するために, 辞書画像

を動作Aとした場合と、動作Bを辞書とした場合について評価を行なった結果を表3に示す。これより、動作Aを辞書画像とした時は動作Aの入力画像に対するスプライン補間の時の動作全体の評価値 J_{spline} が一番小さい値を示し、逆に動作Bの時には動作Bのスプライン補間評価値が小さい値を示し、安定に動作の認識を可能にしていることが判断できる。

6. 結 言

本論文では、固有空間法を動画画像へ応用し、人間の行動判別を行う手法について検討し、その有効性を検証した。

まず、学習した画像情報と異なる人間、環境でも判別を行うため、シルエット画像を用いる手法を提案し、その有効性を示した。また、辞書画像のサンプリングと入力画像のサンプリングの違いによる固有空間内の点同士の対応付けの問題を解決するために、動画画像の固有空間への投影軌跡をスプライン補間することにより学習曲線を求め、その軌跡を利用し人間の行動推定を行う手法を提案し、その有効性の検証を行った。その結果、従来法のように離散的に入力画像の投影点と辞書画像の投影点のマッチングを行う場合に起こり得る誤った対応付けを行う問題に対して、より良好な結果が得られた。

今後の課題として、より複雑な人間の動作への応用、また動作による隠れが起こった場合の判断、さらには画像内に複数の人間が写っている場合の各々の動作の判別の検討などが挙げられる。

文 献

- (1) 橋野 賢, 他, 特集「医療福祉とロボティクス」, 日本ロボット学会誌, 14-5, 613-631, 1996
- (2) 佐藤 知正, 溝口 博, 人にサービスするための意図, 行動の理解, 計測と制御, 34-4, 255-260, 1995
- (3) 原文 雄, 人間と協調するロボットの技術課題, 計測と制御, 34-4, 243-247, 1995
- (4) 佐藤 知正, 西田 佳史, 市川 純理, 畑村 洋太郎, 溝口 博, ロボットによる人間の意図の能動的な理解機能, 日本ロボット学会誌, 13-4, 545-552, 1995
- (5) 池浦 良淳, 門田 猪岡 光, 人間とロボットの協調動作, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会講演論文集, 89-91, 1994
- (6) 石淵 耕一, 岩崎 圭介, 竹村 浩雄, 岸野 文郎, 画像処理を用いた長時間手振り推定とヒューマンインタフェースへの応用, 電子情報通信学会論文誌, J79-D-II-7, 1218-1229, 1996
- (7) 久野 義徳, コンピュータビジョンによる人間の指示行動の理解, 日本機械学会第1回JSMEロボメカ・シンポジウム講演論文集, 96-8, 138-142, 1996
- (8) K. Sato, T. Maeda, H. Kato, S. Inokuchi, CAD-based Object Tracking with Distributed Monocular Camera for Security Monitoring, IEEE, 291-297, 1994
- (9) J. O'Rourke, N. Badler, Model-Based Image Analysis of Human Motion Using Constraint Propagation, IEEE Trans. PAMI, PAMI-2-6, 522-536, 1994
- (10) 川角 浩亮, 関井 弘志, 榎本 暢芳, 大波 多元, 岡崎 彰夫, シルエットの投影パターンに基づく時系列データを用いた侵入者検出, 電気学会論文誌, 116-9, 1007-1014, 1996
- (11) 大和 淳司, 大谷 淳, 石井 健一郎, 隠れマルコフモデルを用いた動画画像からの人間の行動認識, 電子情報通信学会論文誌, J76-D-II-12, 2556-2563, 1993
- (12) 築山 俊史, 白井 良明, 連続するTV画像からの人の動きの検出, 計測自動制御学会論文集, 19-11, 909-915, 1983
- (13) 安富 敏, 森 英雄, 清弘 智昭, 歩行のリズムに基づく歩行者検出の一手法, 電子情報通信学会論文誌, J78-D-II-4, 608-617, 1995
- (14) 村瀬 洋, シュリー K. ナイヤー, 多重解像度と固有空間表現による3次元物体のイメージスポッティング, 情報処理学会論文誌, 36-10, 2234-2243, 1995
- (15) H. Murase, S. K. Nayar, Visual Learning and Recognition of 3-D Objects from Appearance, International Journal of Computer Vision, 14-1, 5-24, 1995
- (16) T. Watanabe, C. W. Lee, M. Yachida, Recognition of Complicated Gesture in Real-Time Interactive System, IEEE International Workshop on Robot and Human Communication, 268-273, 1996
- (17) K. Ohba, K. Ikeuchi, Detectability, Uniqueness, and Reliability of Eigen Windows for Stable Verification of Partially Occluded Objects, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 19, 9, 1043-1048, 1997
- (18) 藤本 泰史, 岩佐 英彦, 横矢 直和, 竹村 治雄, 固有空間内の軌跡の類似性に基づく動画画像検索, 信学技報, PRMU96-110, 49-56, 1996
- (19) 渡辺 孝弘, 李 七雨, 谷内田 正彦, インタラクティブシステム構築のための動画画像からの長時間ジェスチャ認識手法 - 仮想指揮システムへの応用 -, 電子情報通信学会論文誌, J80-D-II-6, 1571-1580, 1997
- (20) 平塚 誠良, 大場 光太郎, 梶川 伸哉, 猪岡 光, 画像を用いた人間の形態分類に関する一考察, 計測自動制御学会東北支部第165回研究集会講演資料, 165-3, 1996
- (21) 平塚 誠良, 大場 光太郎, 梶川 伸哉, 猪岡 光, 画像情報に基づく人間の行動推定, 日本機械学会第74期通常総会講演会講演論文集 (IV), 97-1, 352-353, 1997
- (22) X. Yang, T. K. Sarkar, E. Arvas, A Survey of Conjugate Gradient Algorithms for Solution of Extreme Eigen-Problems of a Symmetric Matrix, IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Processing, 37, 10, 1550-1555, 1989