

# 琉球大学学術リポジトリ

## 統計推論に基づくヒトのジェスチャ追跡に関する研究

メタデータ	言語: 出版者: 琉球大学工学部 公開日: 2007-08-23 キーワード (Ja): キーワード (En): Optical Flow, Tracking of Human gesture, Human based Model, Bayes' theorem 作成者: 我如古, 博之, 山城, 毅, 渡久地, 實, Ganeko, Hiroyuki, Yamashiro, Tsuyoshi, Toguchi, Minoru メールアドレス: 所属:
URL	<a href="http://hdl.handle.net/20.500.12000/1469">http://hdl.handle.net/20.500.12000/1469</a>

## 統計推論に基づくヒトのジェスチャ追跡に関する研究

我如古 博之\* 山城 毅\*\* 渡久地 實\*\*

Tracking of Human gesture in RGB Image Sequence Based on Statistical Inference

Hiroyuki GANEKO\* Tsuyoshi YAMASHIRO\*\* Minoru TOGUCHI\*\*

## Abstract

Rehabilitation robot and amusement robot look forward to being active at Medical and welfare field accompanied by a society composed largely of elderly people. On the other hand, some situations of human gesture express human a mental state at times. In this context, we examined the tracking system of human gesture for the purpose to realize for amusement robot by analyzing the image motion from a moving image sequence. This tracking system is composed that generalized gradient method for the Optical Flow and stochastic motion modeling according to statistical inference by Bayes' theorem. We demonstrated the tracking system by experiments using real image sequence.

Key Words: Optical Flow, Tracking of Human gesture, Human based Model, Bayes' theorem

## 1. まえがき

今日、脱工業社会促進を目的とした三次産業用ロボット業界が注目を浴びている。特に高齢化社会に伴った、医療・福祉分野のリハビリテーション用ロボット、アミューズメント用ロボットの重要性が注目され、今後多に利用されることが期待される [1], [2].

一方、医学、生物学、気象学など多分野で、ビデオテープ・映画フィルムなどに記憶された、時間的に変化する連続画像から移動物体の動きのパターンや形状の時間変化などを解析するのに動画像解析がある [4]. この動画像解析は近年特に注目され、様々な分野に応用が期待され、運動情報が物体構造の解釈に重要な働きをしているという心理学での知見も見逃せない。

このような背景下で本研究では、動画像解析を用いたヒトのジェスチャを追跡させることで、リハビリ治療効果と同時に心理的な弊害などを軽減させる目的で、アミューズメントのパフォーマンス要素を兼ね備えたリハビリテーション用アミューズメントロボットの開発を試みた。

アミューズメントロボットとは、ヒトを楽しませ、誰もが気軽に楽しめることが前提である。そのため、本研究では、被験者に不自然な装着物(データグローブ等)の着用を要求せず、より自然な状態で被験者のジェスチャを追跡させるために、比較的滑らかな動きを対象としたジェスチャの追跡を取り扱う。

また、近年の動画像解析分野では、大型汎用計算機やミ

ニコンを中心とした予算の豊富な研究機関に限られており、研究自体1980年代になってようやく本格化してきた。すなわち現在のところ、一般の公共施設や家庭等にそれを普及させるには、高コスト・設置スペース環境など様々な問題が挙げられ実現が困難である。

そこで、比較的安価な環境の下で、本格的動画像処理を用いたリハビリ用アミューズメントロボット開発の実現を目的とした動画像解析に関して検討した。本研究では、手軽かつ高速に処理を行うために、従来、膨大な計算量を要するOptical Flow算出 [6], [9] に、時間差分画像法と時空間フィルタリングに基づく一般化勾配法 [7] を併用させる。これより、オフラインリアルタイム処理によるOptical Flow検出が実現可能となる。また、ヒトの様々なジェスチャ追跡に対応させるために、コンピュータにあらかじめ標本ジェスチャ群画像を学習させることなく、統計的決定論に基づいたヒトのジェスチャ追跡をおこなう。すなわち、汎用性を重視した手法を提案する。本手法では、連続画像内のあるフレーム(時刻  $t-1$ ) から現フレーム(時刻  $t$ ) における移動推定位置を検出し、確率的に高い領域を解析対象範囲として絞り込み、移動物体の探索を随時追跡する。

これらの手法を取り扱うことで、膨大な計算量・メモリ量を必要とするオフラインリアルタイム処理によるヒトのジェスチャ追跡が、手軽に家庭用コンピュータ等で実現することが可能である。

さらにはヒューマンインターフェースへの応用を目指し、動画像系列から人間の各ジェスチャ部位の2次元位置を認識させ、その動きからヒトの運動特性を解明することも目的としている。

## 2. 処理の流れ

本システムにおける処理の流れを Fig. 1 に示す。

受理: 1998年5月25日

平成9年度 電気関係学会九州支部連合大会にて発表。

\* 大学院理工学研究科 電気電子工学専攻

(Graduate Student, Electrical and Electronic Eng.)

\*\* 電気電子工学科

(Dept. of Electrical and Electronic Engineering, Fac. of Eng.)

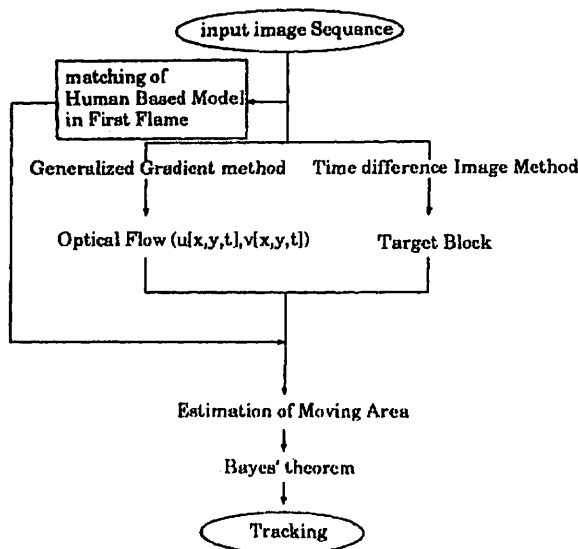


Fig. 1. Tracking System.

本手法は、時間差分画像法と一般化勾配法による Optical Flow 検出を併用し、運動推定領域をベイズの定理を用いて統計的決定を随時行うことでヒトのジェスチャ追跡を実現する。

### 3. 時間差分画像法

画像中におけるヒトのジェスチャ領域を検出する方法として、画像中の動領域を検出する代表的な手法である時間差分画像法を用いる。[3] 時間差分画像法とは、フレーム間の差分を検出することにより、画像中の静止領域(主に背景)と動領域を分割する手法である。式(1)に時間差分画像法による動領域判別法について示す。

$$D(i, j, t) = \frac{\delta F(i, j)}{\delta t} = |F(i, j, t) - F(i, j, t-1)|$$

$$D(i, j, t) = \begin{cases} \text{Moving Area,} & \text{if } D(i, j, t) > Ths \\ \text{Stationary Area,} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

ここで、 $i, j$  は空間座標、 $t$  は時間座標、 $D(i, j, t)$  を動領域、 $F(i, j, t)$  を入力画像とする。式(1)において、 $D(i, j, t)$  がある閾値  $Ths$  より大きければ、動領域と判定する。ここで閾値  $Ths$  は一定値とする。

時間差分画像法により各領域の輝度変化特性から、動領域を検出することができる。

### 4. 一般化勾配法による Optical Flow 検出

Optical Flow とは、画像中の被写体内における各点の動きの方向と速度量をベクトル化したものである。画像中

の動領域を検出しヒトを追跡していくため、本手法では、時間差分画像法により検出された動領域 (Moving Area) 内の Optical Flow を検出する。これより、画像中に存在する動領域のみ Optical Flow 演算処理されるので、1 フレームあたりの処理速度が高速となり、さらに動領域の運動特性を認識することができる。

これまで、Optical Flow 検出法が、多々提案されているが、比較的計算量が少なく実時間処理に適した、時空間フィルタリングに基づいた一般化勾配法 [7] により Optical Flow の検出を行う。

#### 4.1 時空間フィルタリングに基づく一般勾配法を用いた Optical Flow 検出法

##### 4.1.1 フィルタリング法

入力画像  $F(i, j, t)$  に対し時空間フィルタを適応することで、画像の強調 (Enhancement) を行う。

まず、時間軸方向に対し微分可能性保証のため、入力画像  $F(i, j, t)$  にスムージングフィルタをかける。スムージングフィルタ後の画像を  $Tf(i, j, t)$  とすると、 $Tf(i, j, t)$  は以下の漸化式 (2) で検出される。

$$Tf(i, j, t) = aF(i, j, t) + (1-a)Tf(i, j, t-1) \quad (2)$$

ここで、 $a$  はスムージング定数で、 $a = 0.8 \sim 0.9$  とする。

この  $Tf(i, j, t)$  に対し、空間フィルタをかける。

画像中のある着目点  $(i, j)$  の時刻  $t$  での輝度を  $f(i, j, t)$  とする。その着目点  $(i, j)$  が時刻  $t+dt$  にそれぞれ  $(di, dj)$  移動し、輝度変化がないと仮定すると勾配法の拘束式として、式(3)が成立する。

$$f(i, j, t) = f(i+di, j+dj, t+dt) \quad (3)$$

式(3)をテーラ展開し、 $dx, dy, dt$  の2次以上の項は微小であるとして切捨て処置をする。両辺を  $dt$  で割り、 $dt \rightarrow 0$  とすると、式(4)が成立する。

$$f_i(i, j, t)u + f_j(i, j, t)v + f_t(i, j, t) = 0 \quad (4)$$

ここで、 $u$  は  $i$  方向の速度成分、 $v$  は  $j$  方向の速度成分、添字は偏微分を表す。式(4)は、2つの未知数  $u, v$  を含むため、解くことが不可能である。

そこで、2種の異なる空間フィルタ  $g(i, j)$ ,  $h(i, j)$  をかけて、2枚の画像を生成する。ここで用いる空間フィルタは、以下のような条件がなくてはならない。

1. 勾配法での画像の微分可能性を保証するための連続性
2. 勾配法のテーラ展開で高次項を無視すると仮定したので、高次項の影響の抑制

3. 2つの拘束式が独立である.

上の条件 (1), (2) を満たすためには, フィルタに平滑化効果があればよい. そこで空間フィルタとして, ガウシアンフィルタを採用する. さらに, 条件 (3) を満たすためには, フィルタに方向性があれば良いので,  $g(i,j)$ ,  $h(i,j)$  は以下の性質をもったガウシアンフィルタとなる.

- $g(i,j)$  ...  $i$  方向に分散が大きくかつ微分された gaussian filter
- $h(i,j)$  ...  $j$  方向に分散が大きくかつ微分された gaussian filter

式で表現すると, 式 (5) のようになる.

$$g(i,j) = \frac{\partial}{\partial i} \left[ \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2} \exp\left(-\frac{1}{2}\left\{\left(\frac{i}{\sigma_1}\right)^2 + \left(\frac{j}{\sigma_2}\right)^2\right\}\right) \right] \quad (5)$$

$$h(i,j) = \frac{\partial}{\partial j} \left[ \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2} \exp\left(-\frac{1}{2}\left\{\left(\frac{i}{\sigma_2}\right)^2 + \left(\frac{j}{\sigma_1}\right)^2\right\}\right) \right]$$

ここで,  $\sigma_2, \sigma_1$  は, 分散で,  $\sigma_1 > \sigma_2$  である. この2つの空間フィルタ  $g(i,j), h(i,j)$  より, 拘束式 (6) がえられる.

$$\begin{bmatrix} (g * f)_i & (g * f)_j \\ (h * f)_i & (h * f)_j \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (g * f)_i \\ (h * f)_i \end{bmatrix} \quad (6)$$

この連立方程式によって,  $(u, v)$  が式 (7) により算出される.

$$u(i,j) = \frac{(h * f)_j (g * f)_i - (g * f)_j (h * f)_i}{(g * f)_i (h * f)_j - (g * f)_j (h * f)_i} \quad (7)$$

$$v(i,j) = \frac{-(h * f)_i (g * f)_i + (g * f)_i (h * f)_i}{(g * f)_i (h * f)_j - (g * f)_j (h * f)_i}$$

(添字: 偏微分)

このようにすると, 分散の大きい方向に平行なエッジのほうが垂直な方向よりも敏感に反応する. フィルタ  $g(i,j)$ ,  $h(i,j)$  では敏感なエッジの方向が異なるため, 異なる方向のエッジが交差するような点では, フィルタによって敏感なエッジが異なり,  $uv$  空間での拘束式 (式 (5)) の傾きに差が生じる.

### 5. Human Based Model の初期フレーム照合

ヒトは, 個人によって体形が異なるので, 汎用性の求められる被験者のジェスチャ追跡においては, ヒトの正確なモデルを一意的に定めるのは困難である. そこで, 本手法はオフライン処理のため, 初期フレームにおいてマウス操作によって各関節点を照合させる. Fig. 2に示すように比較的容易に上の問題を解決することが可能となる.

Human Based Model は, 頭部, 胴部, 上腕部, 下腕部から構成することで Human Based Model を生成し, ヒトのジェスチャ追跡に対処することにする. 方法として, 初期フレームにおいてマウスにより, 各関節の物体 (頭部, 胴部, 肩 (左右), 肘 (左右), 手のひら (左右)) の計 8 点

の設定を行う. これより, 各部位の初期中心軸座標を決定する.

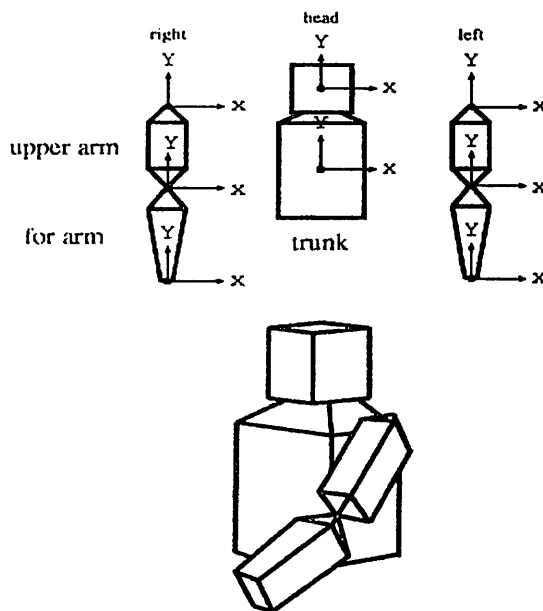


Fig. 2. Human Based model.

ヒトのジェスチャは自由度が高いため, 完全な動き情報を得ることは, 困難であるが, 時間軸方向に対し滑らかに変化するものであるという制約条件下では, 複雑な関節物体は単純な関節物体とみなすことができ, 追跡前処理として, あらかじめ正確な人体の関節を把握しておけば, 体節の全長や, 面積等を求めることが容易にできると考えられる. また, 単眼カメラ取り込みにおける奥行き問題ならび自己遮蔽問題の解決策となると考えられる. さらに, 微小時間でみると各関節物体の中心軸は, 平行移動とみることができ本手法を適応することで, 比較的簡単に位置合わせの問題も解決することができるものと思われる.

### 6. 統計推論 (ベイズ的アプローチ) に基づくジェスチャ追跡システム

一般的にヒトのジェスチャは, 不規則な動きを示す. 本手法は, 汎用性を重視し, ある程度のジェスチャに対処させるために統計推論 [8] に基づく随時追跡をおこなう.

#### 6.2 運動推定領域 (Estimation of moving Area)

一般化勾配法により算出された画像中の Optical Flow  $(u(x,y,t), v(x,y,t))$  を用いて, 前 (時刻  $t-1$ ) フレームにおける運動体節領域上の点  $((i,j) \in S | V(x,y))$  の現 (時刻  $t$ ) フレームでの速度分布の推定をおこなう. (ここで,  $S$  は時間差分画像法により抽出された運動領域を示す) その分布を正規分布 (gauss - distribution) で近似することにする.

前フレーム (時刻  $t-1$ ) のある点  $(i,j,t-1)$  が, 現フレームのある点  $(x,y,t)$  に移動する領域 (これを運動推定領域) 上の点

の速度分布の推定は、 $x$  方向に  $N^{t-1}(x; \mu_x(t-1), \sigma_x^2(t-1))$ ,  $y$  方向に  $N^{t-1}(y; \mu_y(t-1), \sigma_y^2(t-1))$  であると仮定する。ここで、各体節領域毎に  $N(\cdot; \mu, \sigma)$  は平均  $\mu$ , 分散  $\sigma$  の正規分布となると仮定する。

### 6.3 各体節領域における Optical Flow の平均値ならび分散算出

まず、前フレームの各体節領域内における各方向 ( $x$  軸,  $y$  軸) の Optical Flow 平均値ならび分散を式 (8) で算出する。

$$\begin{aligned}\mu_x(t-1) &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N u_i(x, y, t-1) \\ \mu_y(t-1) &= \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N v_j(x, y, t-1) \\ \sigma_x^2(t-1) &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (u_i(x, y, t-1) - \mu_x(t-1))^2 \\ \sigma_y^2(t-1) &= \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (v_j(x, y, t-1) - \mu_y(t-1))^2\end{aligned}\quad (8)$$

ヒトのジェスチャ追跡を行う際、全画像を探索のリアルタイム処理は実現不可能である。そこで、時間差分画像法より、運動領域を限定することにより探索数の削減ができる。一般に時間差分画像法により、運動領域を検出することが可能であるが、これでは運動領域内に何に属するのか特定することができない。そこで、運動領域内の Optical Flow を検出することにより、各領域の本質的性質を解明できる。各推定領域内の Optical Flow 平均値を Fig. 3 に示す。

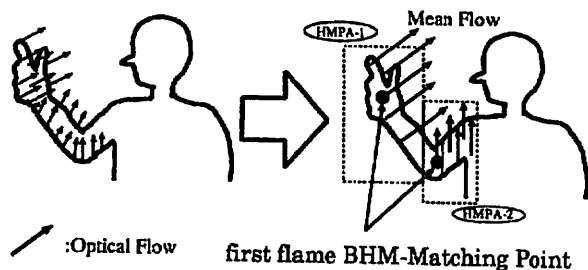


Fig. 3. Mean Flow of Human gesture.

ここで、前フレームのある点  $(i, j)$  が、現フレームにおいて点  $(x(t), y(t))$  に移動したと仮定し、 $(x(t), y(t))$  は、それぞれ平均  $\mu_x(t), \mu_y(t)$  ならび分散  $\sigma_x^2(t), \sigma_y^2(t)$  の正規分布に従うとする。

ここで、 $\mu_x(t), \sigma_x^2(t), \mu_y(t), \sigma_y^2(t)$  を式 (9) に示す。

$$\begin{aligned}\mu_x(t) &= x + \mu_x(t-1) \\ \sigma_x^2(t) &= \sigma_x^2(t-1) + \sigma_{HMM(q)}^2 \\ \mu_y(t) &= y + \mu_y(t-1) \\ \sigma_y^2(t) &= \sigma_y^2(t-1) + \sigma_{HMM(q)}^2\end{aligned}\quad (9)$$

但し、 $\sigma_{HMM(q)}^2 (q:1\sim 8)$  は、Human-Model-Matching による各体節に設けたある固有値を示す。

以上のパラメータより確率分布  $P_q(x, y, t)$  を考慮すると、前フレームの点  $(i(t-1), j(t-1))$  が現フレームで点  $(x(t), y(t))$  に移動する確率モデルは式 (10) のようになる。

$$\begin{aligned}P_q(x, y, t) &= \sum_{i=Min[q]}^{Max[q]} \sum_{j=Min[q]}^{Max[q]} \frac{1}{2\pi\sigma_x(t)\sigma_y(t)} \\ &\quad \times \exp\left[-\frac{1}{2}\left\{\left(\frac{i-\mu_x(t)}{\sigma_x(t)}\right)^2 + \left(\frac{j-\mu_y(t)}{\sigma_y(t)}\right)^2\right\}\right] \delta i \delta j\end{aligned}\quad (10)$$

ここで、 $q$  は各体節領域を番号で示したものである ( $q:1\sim 8$ )

Fig. 4 は、前フレーム (時刻  $t-1$ ) から現フレーム (時刻  $t$ ) で検出された Optical Flow ( $u(x(t), y(t)), v(x(t), y(t))$ ) から、推定領域情報を式 (9) から算出し、それを各パラメータとしたときの右下腕体節領域が移動する確率分布を示したものである。

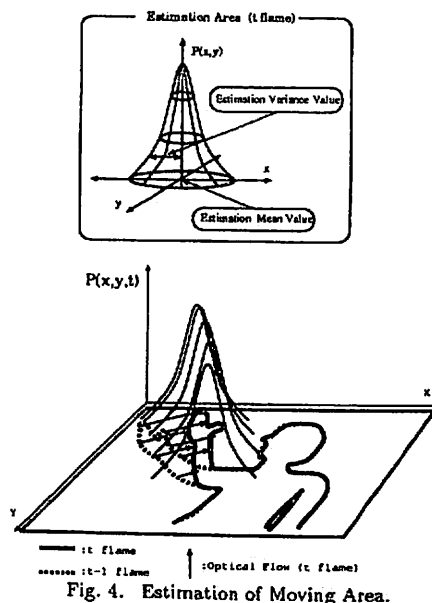


Fig. 4. Estimation of Moving Area.

### 6.4 ベイズ的アプローチによる事後確率決定法

本研究では、入力パターンをクラス (カテゴリ) 別にジェスチャ追跡を行う。[5] 具体的には、現フレーム

(時刻  $t$ ) における母集団 (入力未知パターンの Optical Flow :  $V_i(u(x,y), v(x,y))$ ) が検出される以前の母数に対する知識を事前確率として表す。それより、データが得られた後の知識の変化をベイズの定理より事後分布で表し、その事後分布において確率の高い点  $(x,y,t)$  をクラス別に追跡する。式 (11) にベイズの定理に基づく事後確率の値を示す。

$$P_i((x,y,t) \in HMPA|V(x,y,t)) = \frac{l((x,y,t) \in HMPA|V(x,y,t)) \times P((x,y,t) \in HMPA)}{P(V(x,y,t))} \quad (11)$$

ここで、

$l((x,y,t) \in HMPA|V(x,y,t))$  は、現フレームにおける各体節推定領域内の推定 Optical Flow の生起分布が生起分布と仮定したときの条件付き確率、 $P((x,y,t) \in HMPA)$  は、現フレームにおける各体節領域の事前確率、 $P(V(x,y,t))$  は、 $((x,y,t) \in HMPA)$  に関する全確率 (constant) を示す。

よって、各成分は以下の式 (12),(13),(14) で表せる。

$$l((x,y,t) \in HMPA|V(x,y,t)) = \prod_{EV \in \{u(x,y,t), v(x,y,t)\}} L(EV(x,y,t)|(x,y,t) \in HMPA) \quad (12)$$

$$P((x,y,t) \in HMPA) = P_j((x,y,t) \in HMPA) \quad (13)$$

$$P(V(x,y,t)) = \sum l((x,y,t) \in HMPA|V(x,y,t)) \times P((x,y,t) \in HMPA) \quad (14)$$

ここでHMPA(Human-Model-Part-Area)とは、ヒトの各体節領域を示し、初期体節領域はマウス操作によりモデル照合を Fig. 2のように決定する。

#### 6.4.2 尤度 $l((x,y,t) \in HMPA|V(x,y,t))$ の導出

画像中の各体節領域では、Optical Flow がほぼ一様であると仮定する。現フレームにおける各推定領域内の Optical Flow (EV (Estimation Vector)) の推定平均値ならび推定分散値から尤度を決定する。ゆう度  $L(EV(x,y,t)|(x,y,t) \in HMPA)$  は、推定された平均と分散をもつ正規分布  $S(EV; \mu_{EV}, \sigma^2)$  からなる。

ここで、 $x$  方向の速度  $u(x,y,t)$  と  $y$  方向の速度  $v(x,y,t)$  は明らかに独立であるので、 $l((x,y,t) \in HMPA|V(x,y,t))$  は、

$$l((x,y,t) \in HMPA|V(x,y,t)) = L(u|(x,y,t) \in HMPA) \times L(v|(x,y,t) \in HMPA)$$

となる。

すなわち、式 (15) になる。

$$l((x,y,t) \in HMPA|V(x,y,t)) = \prod_{EV \in \{u(x,y,t), v(x,y,t)\}} L(EV(x,y,t)|(x,y,t) \in HMPA) \quad (15)$$

#### 6.5 事前確率 ( $P_j((x,y,t) \in HMPA)$ ) の導出

まず、前フレームのある点  $(i,j,t-1)$  から現フレームのある点  $(x,y,t)$  に移動する生起確率  $P((x,y,i,j)|(x,y,t) \in HMPA)$  を正規分布と仮定し求める。その  $P(x,y,i,j)$  より、現フレームのある点  $(x,y,t)$  があるクラス (HMPA) に属する確率を事前確率  $P_j((x,y,t) \in HMPA)$  として求める。前フレームのある体節領域を推定位置に移動させ、その領域から画像上での距離が遠くなるほど確率が線形的に小さくなるように事前確率を与える。事前確率  $P_j((x,y,t) \in HMPA)$  を次式 (16) に示す。

$$P_j((x,y,t) \in HMPA) = \sum_{i=Min[q]}^{Max[q]} \sum_{j=Min[q]}^{Max[q]} P_j((x,y,t-1) \in HMPA) \times P_q(x,y,t) \delta i \delta j \quad (16)$$

Fig. 5にフレーム間における、ヒトの右下腕部の事前確率分布と事後確率分布の様子を示す。これより、ある閾値以上を運動体節領域の追跡結果とする。

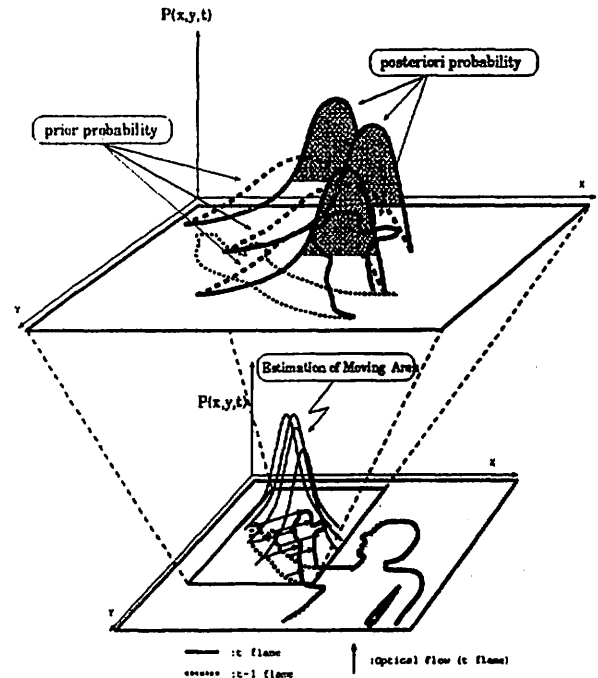


Fig. 5. Tracking of Human gesture

## 7. シミュレーション実験

### 7.6 実験方法

本手法の有効性を検証するために、動画像処理装置として Dell 社の *Dimension XPS H233*(233MHz, 64MB) と、動画像撮影装置として家庭用 8mm ビデオカメラ (Sony, *Handycam CCD-TR3*) の各 1 台ずつ用いた。

撮影された動画像系列を 1 フレーム (1 フレーム = 1 / 30[sec]) 毎に、MPEG/ TV チューナボード経由でパソコンに取り込み、専用動画像再生ファイル (AVI file(Audio Video Interleave file)) に保存する。CCD カメラの出力画像を A-D 変換して得られる画像サイズは、257×177, 1 画素 256 階調の RGB カラー画像である。

それを入力動画像系列として、オフラインによりヒトのジェスチャ追跡に関するシミュレーション実験を行う。

実験は室内で 1 人の被験者に対して行い、画像中では、被験者以外に移動物体はないものとする。カメラの視野は被験者のジェスチャが適切に入るよう設定した。また、照明は室内の天井に設置されている蛍光灯のみを用いた。

Fig. 6 に、被験者が両腕を頭上で◎ (OK サイン) の意志表示のジェスチャを行った際の Optical Flow 検出結果を示す。(A) はあるフレームの入力画像、(B) はその入力画像に対する Optical Flow の検出結果画像である。

本手法をヒトの一般的なジェスチャ動作 (ばいばい, OK サインなど) について検証したが、以下のジェスチャ動作についても実験を試みた。

リハビリ用アミューズメントロボット開発において、心理的安楽を与えるヒトのジェスチャ動作として、第一に踊りが挙げられる。そこで、沖縄の祝いの座で必ず踊られているカチャーシー (女踊り) 踊りのジェスチャ動作に着目した。Fig. 7 は、一連のカチャーシーを行った際の追跡結果を示した連続画像であり、腕の部分の動きを追跡している。

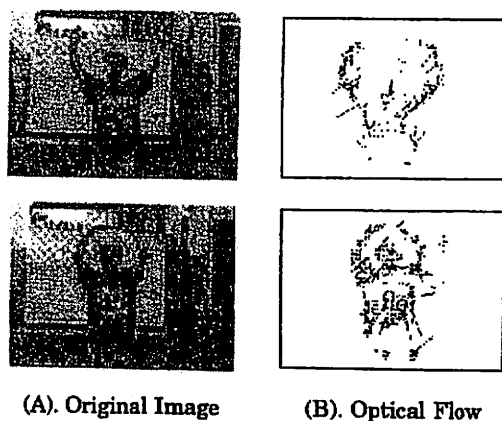


Fig. 6. Result of Optical Flow extraction.

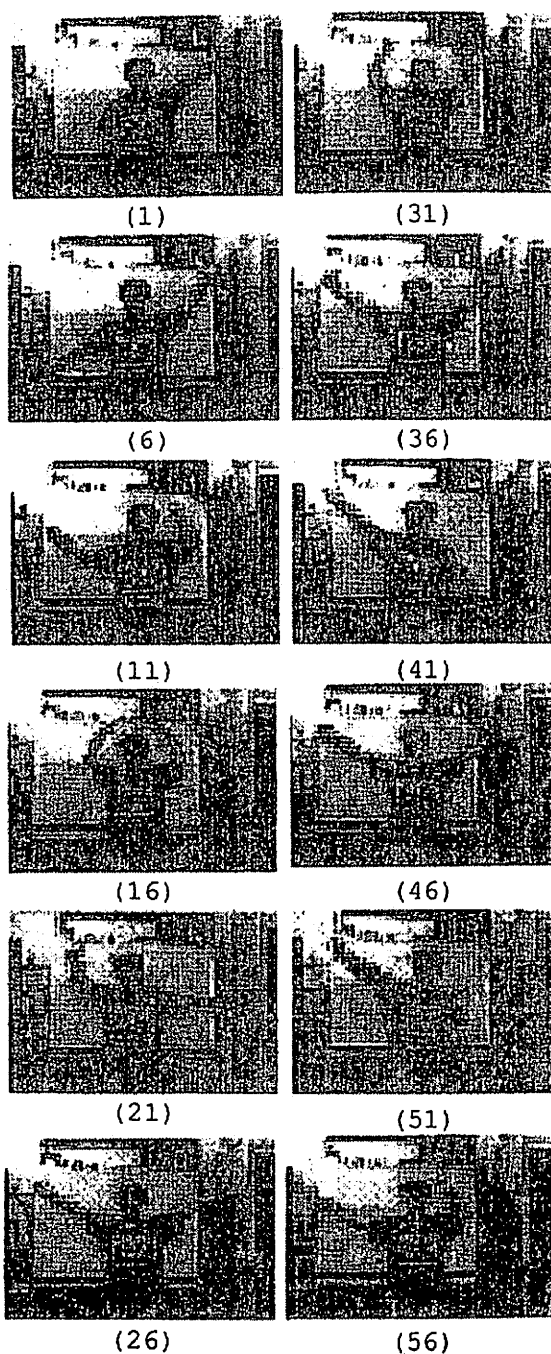


Fig. 7. Experimental result.

## 8. まとめ

リハビリ用アミューズメントロボット開発の試みとして、動画像からヒトのジェスチャ領域を時間差分画像法により抽出し、その領域内の運動パラメータを時空間フィルタリングに基づく一般化勾配法による Optical Flow より、統計的決定論に基づいたジェスチャ追跡を行う手法について述べた。

対象動画像には、ばいばい, OK サイン, バンザイ, の

他に、沖縄の伝統祝い踊りであるカチャーシーを用いた。これらのジェスチャに対してロバストにジェスチャ追跡が実現することを実証した。

また、本手法の取り込みジェスチャ動作条件を以下に示す。

1. 画像中の移動物体は被験者1人である。
2. 一連のジェスチャ動作は時間軸方向に比較的滑らかである。
3. ジェスチャ動作は光軸方向に対しほぼ垂直とする。

以上の仮定を満たしておれば、手軽に家庭用コンピュータによるヒトのジェスチャ動作に対して、オフラインリアルタイム処理のジェスチャ追跡が可能である。

さらに、シミュレーション実験結果より本手法は、衣服や背景に制限条件を付加することなくヒトのジェスチャ追跡が実現できることを確認した。

しかし、単眼カメラによりジェスチャ追跡を行うため、あるジェスチャ動作が光軸方向に平行移動した場合や、光軸周りに回転運動した場合は、時間差分画像法から運動領域が得られず、そのためOptical Flowによる運動推定領域が検出されずジェスチャ追跡することができない。

今後は、自己隠蔽時の各体節位置推定、ジェスチャ動作の急激な速度変化が生じた場合の位置推定、光軸方向に依

存しないジェスチャ追跡について検討を行う予定である。

#### 参考文献

- [1] 伊波善清, 山城毅:  
"サンシン演奏ロボットに関する研究(1)", 平成6年度日本ロボット学会全国大会学術講演会予稿集, No2(2377)(1994-11).
- [2] 中嶋千明, 平井伸彦: "実用としてのアミューズメントロボットの實現", 平成8年度日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp1169-1170.(1996).
- [3] 我如古, 山城, 安喜祖:  
"動画像処理に関する基礎的研究", 平成9年度電気関係学会九州支部連合会大会論文集(第50回記念連合大会), p87.
- [4] 山本正信, 川田聡, 近藤拓也, 越川和忠:  
"ロボットモデルに基づく人間動作の3次元動画像追跡", 信学論(D-II), J79-D-II, p71-83.(1996-1).
- [5] Adam KURIANSKI, Takeshi AGUI, Hiroshi NAGAHASHI:  
"Motion Segmentation in RGB Image Sequence Based on Stochastic Modeling", IEICE TRANS. INF.&SYST., VOL.NO.12 December 1996.
- [6] RACHILD DERICHE: "Fast Algorithms for Low-Level Vision", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.12, No.1, January, 1990.
- [7] M.V.Stinivasan: "Generalized gradient schemes for the measurement of two-dimensional image motion", Biological Cybernetics, vol.63, pp.421-431, 1990.
- [8] Ryuzo Okada, Yoshiaki Shirai, Jun Miura, and Yoshinori Machiry:  
"Object Tracking Based on Optical Flow and Depth", 信学論(D-II), J80-D-II, No.6.(1997-6).
- [9] Kwangho LEE, Kwangyeon WOHN:  
"Robust Estimation Optical Flow Based on the Maximum Likelihood Estimators", IEICE TRANS. INF.&SYST., VOL.E79-D, No.9 September 1996.