

## 2 眼カメラ残像による移動体の検出と追尾 II: Ellipse Fitting

金吉雅人<sup>†</sup>, 真道雅人<sup>†</sup>, 及川徹也<sup>†</sup>

三菱スペース・ソフトウェア(株), <sup>†</sup>本社, <sup>†</sup>鎌倉事業部

動く2眼カメラによる移動体の検出・追尾に色と楕円形状を使う1方式を提案する。新方式は、大域的検出処理と局所的追尾処理とから構成される。大域的検出は、左右カメラ差分画像のフレーム間差分強度に対する平均場検出と累積残像検出の、2段階検出である。局所的追尾処理は、Blob 重心処理、色類似性尺度処理 及び 楕円形状整合処理からなる。2台のカメラを近接設置し光学軸をほぼ平行固定した配置で、視差を利用した大域的処理が移動体を自動的な検出し、重心近傍の局所的処理が検出物体の頑強な追尾継続を可能にすること、が示される。

## Moving objects detection and tracking by two active cameras II : Ellipse Fitting

Masahito Kaneyoshi, Masato Shindo, Tetsuya Oikawa

Mitsubishi Space Software, Inc.

We propose an approach to detect moving objects using after image effects of two active camera and to track the detected objects using Blob gravity processing, color gravity similarity processing and ellipse fitting. The new approach consist of global detection algorithms and local tracking algorithms. The global detection algorithm is based on two stage detections ; one is by a intensity average mean field and the other is by cumulative after image effects. The local tracking algorithm is based on centroid processing of blob , color similarity measure processing and elliptic fitting. In the near affine configuration that two camera are set parallel like human eyes, it is shown that the global algorithms can detect moving objects in the situation of active camera and the local algorithm can track the detected objects .

### 1 まえがき

人間や肉食動物の目は、2眼が近接しほぼ平行な光学軸であり視差による距離推定が可能であるが、どのようにして移動物体を認識するのであろうか？残像効果をどのように利用しているのであろうか？2眼や多眼カメラによる物体検出は、ステレオ視として多くの研究がなされ、照明や影に影響されず、静止物体を検出し、物体3D復元が可能である[2]。カメラ移動がある場合は、異なる視点からの画像間の特徴点追跡法が開発され、移動体の特徴点分離も

開発されてきた[3, 4]。しかし、剛体ではない形状が柔軟に変化する移動体では特徴点の画像間での全体的な対応付けが難しい。

非剛体の追跡に関しては、物体の輪郭を検出し追跡する技術が幾つか存在する。一つは Blob の持つ情報に基づいて追跡する Blob 方式[7, 31]であり、他は物体の輪郭の持つ情報に基づいて追跡する Contours 方式[6, 8, 9, 10]がある。Pfinder[7]に代表される Blob 方式は、2次元領域の整合を必要とするから計算上の負荷が大きい。一方、Active contours[8]は、あらゆる物体の輪郭を正確に再現

することができ、輪郭線の計算負荷が小さいため実時間で可能であるが、非剛体運動に関する事前知識を学習しておく必要があり、実物の追跡には未だ信頼性が高くない。

また、色情報を追尾に利用し複数物体の会合・遮蔽・分離に対応する方式も研究されてきた [11, 12, 31] が、カメラ本体が動いている場合には、Optical flow の問題があり、多くの課題を残している。

人は色と同時に形状も認識している。コンピュータ・ビジョンでは画像の中の直線や円や楕円をノイズ、遮蔽下で認識する研究も多くなされてきた。 [13, 14, 15, 16, 17, 19, 22, 23, 24]

ここでは、人間や肉食動物の目を意識し、2台のカメラを近接 (10cm) 設置し光学軸をほぼ平行固定した配置で、視差を利用した大域的検出処理と、局所空間での Blob 方式としての Blob 重心処理と色類似性相関及び Ellipse fitting 相関による追尾処理を提案し、移動物体を自動的に検出 [32] し、動くカメラでその検出物体を継続追尾することが可能であることを示す。

## 2 大域的検出処理

(1) 初期設定：左右2眼画像の中の背景中央領域で、最小の Gray 差分強度分布になる様に残差逐次検定法 (SSDA) によるスライド整合を行い背景ノイズを小さくする。

(2) フレーム間差分処理：各フレームでは、初期設定のスライド量だけ修正した左右2眼 Gray 差分画像に対して、フレーム間差分画像 FD を得る。

(3) 差分強度分布判定：フレーム間差分画像 FD を  $(m \times n)$  セルに分割し、分割したセル内の平均強度  $I$  を求める。セル内差分強度閾値  $I_{cell}$ 、セル数閾値  $N_{cell}$  を設定する。ここでセル内差分強度閾値  $I_{cell}$  は、大津 [30] の Gray ヒストグラムによる自動閾値選定法を用いて決定した閾値  $I_0$  の2倍に設定した： $I_{cell} = 2 * I_0$ 。

$I$  が  $I_{cell}$  を超えるセル数に対して、局所的なセル塊のクラスタリング処理を行い、結果のクラスタリング数を  $N$  とする。クラスタリング数閾値  $N_c$  を用いて以下の移動体候補の検出判定を行う：

a)  $N \geq N_c$  の時：大域的処理をパス。

b)  $0 < N < N_c$  の時：移動体候補登録。

検出クラスタリング数が大きい時に検出をパスするのは、人間が首を大きく振っている時に、流れる物体の目による検出は行わない事と、同じ処理と推定している。

(4) 連続フレーム検出処理：連続累積回数の閾値  $D_{th}$  を設定し、連続移動体候補検出回数  $D$  の検出処理を行う：

a)  $D \geq D_{th}$  の時：移動体検出とする。

b)  $D < D_{th}$  の時：移動体候補登録を抹消。

(5) 大域的処理の出力は、移動体セル番号とクラスター番号である。

この大域的検出処理は、連続フレーム数  $D_{th}$  期間を使っているが、フレーム間隔内、即ち、人の目の残像時間内 (30msec 程度) で終了していることが最適であり、人の目の残像、眼球運動の saccade 及び saccade 抑制の一部機能に相当しているのではないかと考察される。 [33, 34]

## 3 局所的追尾処理

### 3.1 Blob 重心、基準色情報取得処理

大域的処理で検出した各フレームの画面 FD の移動体セル近傍に対して、Blob 重心位置検出処理を行う。その Blob 重心位置を基準に、追尾用窓枠と小窓を得て、その小窓内の色比率ヒストグラムを計算し重心色基準ヒストグラムとして登録する [32]。次に、色重心座標を基準にして Ellipse Fitting サーチを行いにより頭部を得て、基準楕円情報として登録する。

局所的な追尾窓枠内部でのこれらの処理は、人間の目の網膜中央での物体追跡認識処理に対応していると考察している。

### 3.2 色類似性相関による色重心位置の検出

(1) 色類似性相関処理については、当該目標の追尾用窓枠内を色重心基準ヒストグラムを用いて Bhattacharyya 係数 (BC) による色類似性相関サーチを実施し、色類似度閾値  $C_{th}$  以上の検出領域の重

心座標を求め、色重心位置とする。[32]

(2) 追尾している目標は、大域的検出処理でクラスター検出が無い画像フレームでも、予測目標位置枠を算出して、色類似性相関処理、基準楕円情報による頭部検出処理を行い、目標位置を算出し更新する。[32]

(3) 複数目標を追尾している場合には、フレーム間で色類似性相関の結果で目標の一致性を調べ、会合・遮蔽・分離の際の目標識別の1情報とする。[31]

### 3.3 基準楕円の検出処理

バイナリーエッジ化した画像点群  $(x, y)$  に対して Conic Fitting を行うために2次関数 (algebraic distance) :

$$F(X, \alpha) = ax^2 + bxy + cy^2 + dx + ey + f,$$

$$X = [x^2, xy, y^2, x, y, 1]^T$$

$$\alpha = [a, b, c, d, e, f]^T$$

$$\text{楕円制約条件: } 4ac - b^2 = 1$$

$$\text{objective 関数: } D(\alpha) = \sum_{i=1}^n F(X_i, \alpha)^2$$

を用い objective 関数を最小化する Ellipse-specific Fitting アルゴリズムが Fitzgibbon 等 [24] によって研究され、楕円整合でのノイズ効果、遮蔽効果を以下の8つのアルゴリズム: ① Algebraic 2乗距離 + 条件  $\|\alpha\|^2 = 1$ , ② Bookstein: 条件:  $a^2 + b/2 + c^2$  [14], ③ 線型条件:  $a + c = 1$  [17, 18], ④ Taubin 近似平均2乗距離 [16], ⑤ Kanatani 統計距離 [19, 20], ⑥ Sampson 重み付き最小2乗距離 [15], ⑦ Geometric 距離 [13], ⑧ Ellipse-specific [24],

を比較し以下の結果を示した [25]: 8アルゴリズムは、全てデータが完全な時にはノイズが増えると共に同じような縮退を示す。outlier 数が多くなるとアルゴリズムがブレイクダウンする地点に到達する。このブレイクダウン点の outlier 比率 = (outlier 数)/(全データ数) は、Bookstein <  $a+c=1$  < Ellipse-specific < Taubin < Kanatani の順に大きく優れている。高いノイズ下では、Kanatani アルゴリズムが優れた精度を持っているが、大きな遮蔽を持つ楕円点の時には、Taubin アルゴリズムが最も優れている。アルゴリズムの複雑さ (処理速度大) は、Algebraic 線型条件:  $a+c=1$  < Bookstein 条

件 <  $\|\alpha\|^2 = 1$  条件 < Ellipse-specific < Taubin < Kanatani < Sampson < Geometric、の順である。Kanatani アルゴリズムは前の5つよりもほぼ1桁処理速度が遅く、また、Sampson と Geometric 距離アルゴリズムは Kanatani アルゴリズムよりも更にかなり遅い。Taubin アルゴリズムが、ほとんどの場合、速度と精度の最良なトレードオフである: 理由は、Kanatani アルゴリズムとほぼ同等の精度であるが速度が約10倍速く、最も早いものよりも2倍しか遅くないこと。しかし、精度が要求される場合には、Kanatani アルゴリズムが最適選択になる。ノイズに対する安定楕円検出が重要であるケースでは、Ellipse-specific アルゴリズムが最適である。

一方、クラスタリング方式: 例えば、Hough 変換、改良型 Hough 変換についても Ellipse Fitting 性能について多くの研究がなされ、ノイズ、遮蔽が大きな影響を与えることが知られている。また、McLaulin 等 [26] による UpWrite は Hough 変換投票方式の代わりにエッジピクセルからローカル・モデルを作り出すスポット・アルゴリズムを用いている。UpWrite 方式は Hough 変換方式よりも処理時間が短く、また、楕円の抽出では実画像で生じる振動ノイズを含む画像について Hough 変換方式より良い精度であることを示した。近年、Kim 等 [27] によって Arc セグメントを用いた Ellipse Fitting 方式が提案され、UpWrite 方式よりも非常に高速処理であり、かつ自然な背景の中にある画像中の楕円を抽出可能であることを示した。また、楕円が複雑な背景の中に入るような自然な景色の中では UpWrite 方式はうまくその楕円を抽出できないことも示している。

ここでは、ノイズが多く必ずしも楕円形状ではない追尾目標の頭部 Blob 画像に対して、楕円検出の安定性を重視して、Fitzgibbon [24] のアルゴリズムを利用し、目標の基準楕円情報を得ることにする。具体的には、目標追尾開始時点で目標頭部推定領域を設定し、その領域に Sobel フィルターを実行しバイナリーエッジ化した画像点群  $(x, y)$  に対して Ellipse-specific Fitting アルゴリズム [24] を適用

し、推定領域（追尾窓枠内部）を楕円整合サーチすることによって目標の基準楕円情報（楕円係数  $\alpha o$  及び整合値  $Eo$ ）を最初を得る。次に、目標追尾継続状態では基準楕円情報による楕円 Arc fitting を行う。

### 3.4 基準楕円による楕円 Arc Fitting 処理

目標追尾後は、上記の基準楕円の楕円 Arc を用い、継続フレームの追尾窓枠を前のフレーム情報を基に設定し、その追尾窓枠内部でバイナリーエッジ化した画像に対して Arc fitting サーチを実行し追尾目標の頭部形状情報を得て、その次のフレーム画像で追尾を継続する為の 1 情報を得る。

目標領域に設定した追尾窓枠内のバイナリーエッジ画像点群  $(x,y)$  に対して、基準楕円係数  $\alpha o = (a_0, b_0, c_0, d_0, e_0, f_0)$  から計算した楕円 Arc 帯領域：凸型 ( $y$  方向凹型) との楕円マッチング・サーチ処理を行って目標頭部座標を計算し、追尾継続の為の追尾窓枠設定の 1 条件とする。

$$a_0x^2 + b_0xy + c_0y^2 + d_0x + e_0y + f_0 = 0,$$

$$Ay^2 + 2By + C = 0$$

$$y = [-B - \sqrt{B^2 - AC}] / A$$

$$A = c_0, \quad B = (b_0x + e_0) / 2,$$

$$C = a_0x^2 + d_0x + f_0$$

楕円 Arc 帯領域は、連続する X 方向の  $m$  ビットの点と Y 方向帯 (3 ビット幅) の点からなる。この



図 1 楕円 Arc 帯領域の例

楕円 Arc 帯領域を基準楕円小窓 WE の中に設定し (図 1 参照)、追尾用窓枠内部で小窓 WE を移動サーチし楕円整合値  $Ematch$  を得る。

(1) 整合値  $Ematch$  が 閾値  $2Eo$  を超える位置を基準楕円との整合位置とし、(2) 整合値  $Ematch$  が 閾値  $2Eo$  より小さく  $Eo$  より大きい場合には整合候補とし整合座標と色重心座標との間の距離が  $R_{ref}$  より小さい場合に整合とし、(3)  $Eo$  より小

い場合には非整合と判定する：

(1)  $Ematch \geq 2Eo \rightarrow$  楕円整合

(2)  $2Eo > Ematch > Eo \rightarrow$  整合候補 + 距離判定

(3)  $Eo > Ematch \rightarrow$  非整合

## 4 実験

壁際を歩く人物の画像シーケンスを用いる。移動している人物と壁上の絵画額とはほぼ同じカメラ距離であり、従って、ほぼ同じ視差値をもっている。カメラが大きく動いている場合には、人物移動エッジ量と絵画額縁エッジ量は同じ程度に大きく、この例題では、人物のエッジ整合の目的に対して絵画額縁エッジは outlier の役目をする。

### 4.1 移動 2 眼カメラによる大域的な検出処理

簡易型 2 眼 Web カメラによる映像を図 2, 3 に示す。2 カメラは 10cm に設置し、ほぼ平行に光学軸を向け、カメラ校正無し、で撮影した。

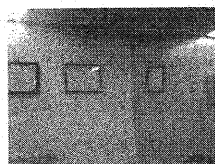


図 2 左カメラ画像



図 3 右カメラ画像

画像内中央の背景領域 S (四角枠) にて、差分 Gray 画像の強度和が最小になるように SSDA 法により左右整合をとり、領域 S の視差を最小にする。これにより背景を大部分消して視差成分のみにする。フレーム間で 2 眼カメラはほとんど動いていない場合の 2 眼差分 Gray 画像、及び、次フレーム差分画像の例を、図 4, 図 5 に示す。この場合には、静止カメラでの背景差分と同じ効果で強度がほぼ消え、2 眼による物体エッジもほぼ一定の幅になる。

初期状態で、大津方式 [30] により強度ヒストグラムの閾値  $I_o$  を自動的に検出し、検出閾値  $I_c = 2 * I_o$  を得る。画像を  $8 \times 8$  分割したセルで強度値が  $I_c$  を超えたセルを白四角枠で示している。分割セル毎

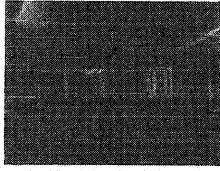


図4 左右差分画像

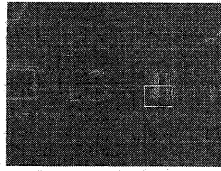


図5 フレーム間差分

に強度閾値処理  $I_c$  を越えた候補セルの内、連続フレーム  $D_{th} = 5$  を超えるものを移動体の検出セルとした。

2眼カメラの移動が大きい状態で、移動体が登場した場合の例を図6, 図7に示す。一旦、検出し追尾を開始した目標に対しては、検出クラスター数  $N$  が閾値  $N_c$  を越えたフレームでも、追尾窓枠を設定して色類似性相関処理と基準楕円相関処理とによって、追尾継続処理を行う。

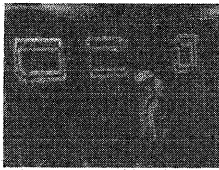


図6 移動体の2眼差分

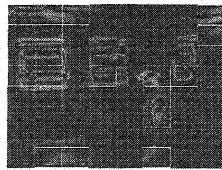


図7 フレーム間差分

#### 4.2 局所的な追尾処理

大域的処理において検出したセル群に対して、Blob 重心計算、色類似性重心計算、Ellipse Fitting 計算を実施し追尾開始した時点の画像 (フレーム番号 F37) を図8に示す。図8の例では、大きな白枠は移動目標の追尾処理の対象範囲を示し、小さい白窓が検出された Blob 重心位置を示す。この小さい白窓に対して基準色比率ヒストグラムを得て、以下の追尾フレームでの色類似性相関処理の基準データとする。

また、Blob 重心 X 座標を中心にして切り出した白窓内部をエッジ化した画像を図9で示す。この窓枠の内部を Ellipse-specific サーチを実施し検出した Ellipse-specific fitting の結果を図10に示した。

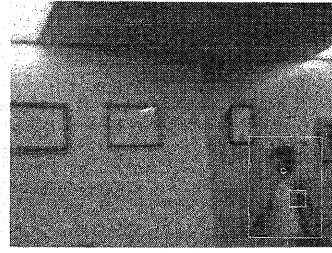


図8 追尾開始フレーム画像 F37



図9 追尾開始エッジ画像

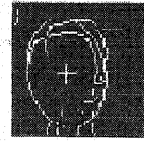


図10 頭部基準楕円

また、検出した楕円の範囲を図8の緑色窓枠で示し、頭部楕円の中心: 図10の十字印位置を、図8の白小四角でも示している。

頭部楕円の追尾状況を追尾フレーム番号 38 からフレーム番号 57 までの状況を図11に示す。

この実験では、人物は壁際を歩いている為、壁際に掛かっている絵画の額縁と人物はほぼ同じカメラ距離にあり、従って、ほぼ同じエッジ視差値を持つ。カメラが動いている場合にはこのエッジ視差値がシーケンス差分画像の中に残り (図5,7参照)、人物頭部楕円マッチング時には outlier として働き、大きな影響を与えている。図11に、その影響の程度の一部を示した。

追尾窓枠 (図8の大きな白枠) 内部を、楕円マッチング処理を独立にサーチさせると、絵画額エッジなどに整合するケースが起きる。従って、ここでは前回フレームでの色重心位置を基準に近辺をサーチさせる方式を採用している。また、次フレームでの追尾用の窓枠サイズを決める補助情報として用いる。

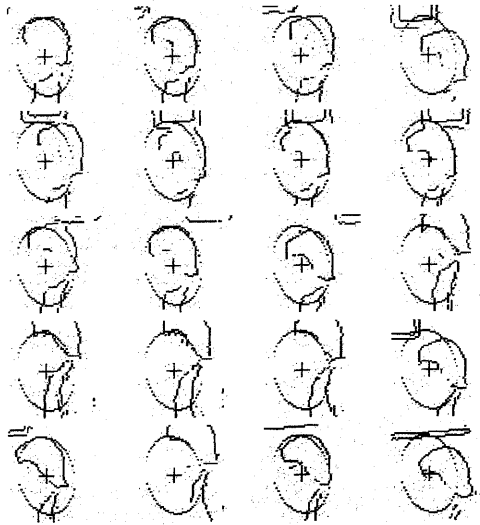


図 11 追尾目標の頭部検出状況 F38～F57

1 目標を追尾しているフレーム画像例を図 12, 図 13, 図 14, に示す:

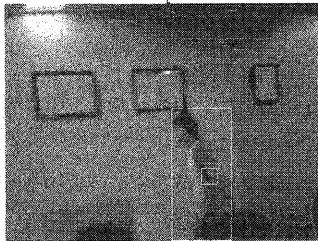


図 12 追尾フレーム画像 F55

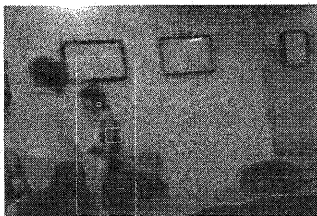


図 13 追尾フレーム画像 F71

追尾継続してフレーム 95 までの追尾状況の軌跡を図 15 に示す。横軸はフレーム番号を示し、縦

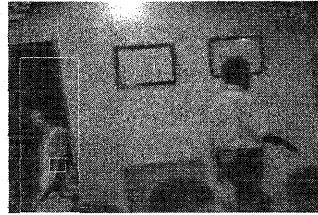


図 14 追尾フレーム画像 F85

軸は追尾目標の色重心の X 座標を示している。フレーム番号 73 から 77 までは、追尾目標は別の目標に遮蔽されている。この遮蔽期間を別にすれば、色類似性相関はほぼ 100 % の精度で追尾目標の色重心を捕らえている。[31] 同じ状況で頭部楕円の中心

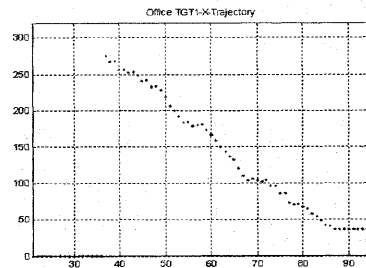


図 15 追尾目標の色重心 X 座標軌跡

X 座標の軌跡を図 16 に示す。横軸はフレーム番号を示し、縦軸は追尾目標の頭部楕円中心の X 座標を示している。基準楕円による楕円整合相関は正常に捕捉している様に見えるが、他の物体の画像エッジの影響に大きく左右される。

## 5 結びと今後の課題

本論文では視差を積極的に利用し、フレーム間差分画像の強度ヒストグラムによる閾値法により自動的に計算した差分強度閾値  $I_{cell}$  を用いた大域的検出処理により、近接 2 眼カメラの運動下で移動体を検出することが可能であること、また、検出目標の色類似性相関と目標頭部の楕円形状相関により検出目標の継続追尾が可能であること、を示した。

大域的検出処理での検出累積回数の閾値  $D_{th}$  は

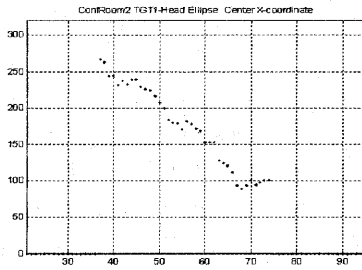


図 16 追尾目標の頭部楕円中心 X 座標軌跡

実験的に選択したが、移動体の運動条件と関係している為、検出範囲に影響を与える。従って、目的に応じた検出範囲と閾値との最適関連性を決めることが今後の課題である。

また、局所的追尾処理では色類似性尺度は頑強な目標検出性能を示すが [31]、目標頭部の楕円整合は追尾処理に単独で用いることが出来るほどは頑強でない。その理由は、目標の頭部形状 Blob が必ずしも楕円ではないこと、に起因している。しかし、動いている背景画像の複雑な Blob エッジ情報の中から目標領域を切り出し追尾を継続する為の追尾窓枠寸法の設定には役立っている。

ここでは、移動目標が 1 個の場合の検出と追尾に対して示しているが、複数の移動体が登場する場合の会合・遮蔽・分離のある場合の目標検出・識別・追尾も今後の課題である。

人は目まぶたを瞬く直後に周りの環境に応じて瞳孔などを変更して基準情報を更新していると考えられる：今回は閾値や基準楕円情報は固定しているが、環境変化に応じたそれらの値を定期的に Adaptive に変更する処理方式も今後の課題である。

## 参考文献

- [1] O.D.Faugeras, Three Dimensional Computer Vision: A Geometric Viewpoint. MIT Press, Boston, 1993.
- [2] R. Hartley and A. Zisserman, Multiple View Geometry in Computer Vision. Cambridge University Press, Cambridge, UK, 2000.
- [3] C.Tomasi and T.Kanade, "Detection and Tracking of Point Features," CMU Tech.Rep.CMU-CS-91-132,1991
- [4] J.P.Costeira and T.Kanade, "A multibody factorization method for independently moving objects", Int. J. Computer Vision, 29-3,(1998), pp159-179
- [5] K.Kanatani, "Motion Segmentation by subspace separation and model selection", Proc. 8th Int. Conf. Computer Vision, Vancouver, Canada, Vol.2, pp301-306, July 2001
- [6] A.Zisserman, A.Blake, R.Curwen, "A framework for spatio-temporal control in tracking of visual contours. In C.M.Brown and D.Terzopoulos, editors, Real-time Computer Vision, pp3-33, Cambridge University Press, 1994.
- [7] C.R.Wren, A.Azarbayejani, T.J.Darrell and A.P.Pentland, "Pfinder:Real-time tracking of human body," IEEE Trans. on PAMI, 19(7),pp780-785,July 1997.
- [8] Andrew Blake and Michael Isard, "Active Contours",Springer-Verlag, 1998
- [9] M.Isard and A.Blake,"Condensation-conditional density propagation for visual tracking." IJCV,29(1),pp5-28,August 1998
- [10] S.J.McKenna,Y.Raja and S.Gong, "Tracking colour objects using adaptive mixture models" IVC,17(3/4),pp223-229,March 1999.
- [11] S. J. McKenna, S. Jabri, Z. Duric, A. Rosenfeld and H. Wechsler, "Tracking Groups of People," Computer Vision and Image Understanding 80,pp42-56, 2000. (Web video:<http://cs.gmu.edu/~sjabri/research/>)
- [12] D. Comaniciu and P. Meer, "Mean Shift Analysis and Applications," IEEE Int'l Conf. Comp. Vis., Kerkyra, Greece, 1197-1203, 1999.
- [13] Y.Nakagawa and A.Rosenfeld,"A note on

- polygonal and elliptical approximation of mechanical parts," Pattern Recognition, 11:133-142,1979.
- [14] F.Bookstein,"Fitting conic sections to scattered data," Computer Graphics and Image Processing, 9:56 - 71, 1979.
- [15] P.D.Sampson, "Fitting conic sections to 'very scattered'data: An iterative refinement of the Bookstein algorithm," Computer Graphics and Image Processing,18:97-108,1982.
- [16] G.Taubin. "Estimation of planar curves, surfaces and nonplanar space curves de-fined by implicit equations with applications to edge and range image segmentation," IEEE Transactions on PAMI, 13(11):1115 - 1138, November 1991.
- [17] P.L.Rosin and G.A.West. Segmenting curves into lines and arcs. In Proceedings of the Third International Conference on Computer Vision, pages 74 - 78, Osaka, Japan,December 1990.
- [18] P.L.Rosin,"Further Five-Points Fit Ellipse Fitting," Graphical Models and Image Processing 61,245-259(1999).
- [19] K.Kanatani, "Statistical bias of conic fitting and renormalization," IEEE Trans. PAMI, vol.16,no.3, pp320-326, 1994.
- [20] 岩崎利夫,丸山保,金谷健一,'くりこみ法によるコニックの当てはめ',92-C-79-4(1992-9),25-32.
- [21] Y.Kanazawa and K.Kanatani, "Optimal conic fitting and reliability evaluation," IEICE Transaction on Information and Systems, E79D(9); 1323-1328, Sep.1996.
- [22] Z.Zhang , "Parameter Estimation Technique; A Tutorial with Application to Conic Fitting", Research Report No.2676, INRIA Sophia-Antipolis, October 1995.
- [23] R.Halir and J.Flusser, "Numerically stable direct least squares fitting of ellipses," Winter School of Computer Graphics 1998. ([http : //wscg.zcu.cz/wscg98/paper98/Halir98.ps.gz](http://wscg.zcu.cz/wscg98/paper98/Halir98.ps.gz))
- [24] A.W.Fitzgibbon, M.Pilu and R.B.Fischer, "Direct least squares fitting of ellipses," IEEE Trans. on PAMI,vol.21,No.5,1999.
- [25] A.W.Fitzgibbon,"Stable Segmentation of 2D Curves," PhD thesis, Dept. of Artificial Intelligence, Univ.of Edinburgh,1998.
- [26] R.A.McLaurin and M.D.Alder," The Hough transform versus the UpWrite ," IEEE Trans. PAMI, vol.20, no.4, pp396-400, 1998
- [27] E.Kim,M.Haseyama and H.Kitajima, "Fast and Robust Ellipse Extration from Complicated Images," The First International Conference on Information Thechnology and Applications(ICITA 2002 /papers/138-5.pdf)
- [28] M.J.Swain, L.D.Ballard, "Color Indexing", Intern.J.Comp.Vis. 7:11-32, 1975
- [29] T.Kailath, " The Divergence and Bhat-tacharyya Distance Measures in Signal Selection", IEEE Trans. Commun. Thech. COM-15: pp52-60, 1967
- [30] N.Otsu, "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histogram," IEEE Trans. on Systems,Man, and Cybernetics, vol.9,pp62-66, 1979.
- [31] 金吉雅人,"歩行者グループの追尾",FIT2002 No.3 I-20,p39-40,2002.
- [32] 金吉雅人,"2眼残像による移動物体の追尾", 2003-CVIM-138, 2003.
- [33] 斉藤秀昭,森晃徳編,"視覚認知と聴覚認知," オーム出版局,1999,ISBN4-274-07876-0
- [34] 日本視覚学界編,"視覚情報処理ハンドブック," 2000,ISBN4-259-10157