

変分混合ガウス分布を用いた視差のクラスタリングによる 連続立体視画像中の移動物体追跡

西谷 卓史†

† 大阪工業大学情報科学部 〒 573-0196 大阪府枚方市北山 1-79-1

E-mail: †nishiya@is.oit.ac.jp

あらまし 連続立体視画像を用いて、視差と輝度情報の双方の情報を利用して移動物体の追跡を行う方式を提案する。提案手法は、まず両眼視画像から得られる視差の情報を変分混合ガウス分布を用いてクラスタリングする。次に、各クラスターのガウス分布と次時刻のクラスタリングされたガウス分布とを、輝度情報と視差情報を用いて対応関係を照合することにより移動速度を求める。この処理を連続立体視画像に繰り返して実行することにより移動物体の追跡を行う。提案手法を実際の連続立体視画像に適用し有効性の確認を行った。

キーワード 立体視, 視差, 連続画像, 混合ガウス分布, 移動物体, 追跡

1. はじめに

3D ムービーが撮影できるデジタルカメラや 3D ゲーム機が普及し、標準化されたフォーマットの連続立体視画像が容易に利用できるようになってきた。さらに、立体視カメラによる歩行者検出の機能を備えた乗用車も現れている。このように、連続した立体視画像から移動物体を検出・追跡する技術は今後ますます重要になってくる。しかしながら、画像から移動物体を抽出するこれまでの方式は、単眼の連続画像を用いるものがほとんどであり、連続立体視画像を利用した方式の研究は少ない。

単眼の連続画像を用いた移動物体の抽出方式としては、輝度の差分を用いる方法 [1] や勾配法を使ってオプティカルフローを求める方法 [2]、あるいは特徴点の追跡による方法 [3] [4] などが知られている。前者は簡単な画像処理で移動物体の抽出が行えるが、カメラが固定されている必要がある、あるいは照明の変化などによる誤検出が多いといった問題点があった。また、後者の方式は移動物体の特徴量に対する学習が必要であるといった欠点があった。

一方、左右カメラからの画像を用いて三次元的な距離 (奥行き) 情報を得る研究も数多くなされている [6] [7]。また、連続的な立体視画像を用いて三次元的な奥行き情報を再構成する研究もなされている [8] [9]。しかしながら、精密な奥行き情報を再構成できるものの、リアルタイムで多数の移動物体を追跡するのは困難であった。

そこで、本論文では、両眼立体視による視差情報を得る方式と、輝度の変化による移動物体の追跡方式とを融合し、三次元的な空間の中で複数の移動物体を同時に追跡する方式を提案する。提案方式は、以下の 2 つのステップからなる。

(1) 両眼立体視を用いて視差を計算し、エッジを構成する画素を混合ガウス分布を用いてクラスタリングする

ステップ

(2) クラスタリングされた混合ガウス分布の画素の集合に対して、連続画像 (左眼像を用いる) の輝度変化と視差の変化から移動速度を求めるステップ

視差情報を用いて画素をクラスタリングする方法として変分混合ガウス分布 [5] を用いる。一般的なクラスタリングの手法としては NN (Nearest Neighbor) 法や K-平均法が知られている [1]。いずれも基本的にはユークリッド距離が近いサンプル点を同一のクラスタに分類するという方式であるため、楕円の長軸方向が長い分布が隣接しているような観測データの場合には望ましいクラスタリングが行えないという問題があった。これに対し、変分混合ガウス分布によるクラスタリングでは分布を複数のガウス分布で近似するため、長軸方向に長いガウス分布が隣接しているような観測データに対しても良好なクラスタリング結果を得ることができる。

以下、2 章では本論文で提案する方法の大まかな処理の構成を説明する。3 章では両眼立体視で得られた視差情報を変分混合ガウス分布を用いてクラスタリングする方法について、4 章ではフレーム間の輝度変化と視差の変化を用いて、クラスタリングされたガウス分布の画素の集合を追跡する方法について述べる。5 章では、提案手法を連続立体視画像に適用した結果を報告し、最後に 6 章で結論と今後の課題についてまとめる。

2. 視差と輝度の融合

本章では連続立体視画像 (3D ムービー) 中の移動物体を追跡する方式として、左右画像の対応点探索によって得られた視差情報と、画像の輝度変化の情報とを融合した方式を提案する。基本的な提案手法の演算順序と内容は図 1 に示すように以下の二つのステップからなる。この演算を一定のフレーム間隔で実行する。

① 立体視による視差の抽出と変分混合ガウス分布

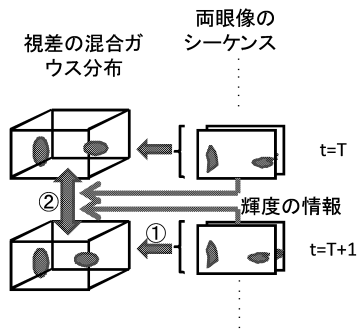


図1 提案手法の処理の流れ

によるクラスタリング

② 輝度と視差の変化を使った、一定のフレーム間隔のガウス分布の追跡

3. 視差の抽出と変分混合ガウス分布によるクラスタリング

本章では、第2章で述べた連続立体視画像に対する演算の①立体視による視差の抽出と混合ガウス分布によるクラスタリングについて詳細に説明する。

3.1 両眼立体視による視差の抽出

視差の計算は、左右画像それぞれに対して各画素の近傍を多項式に展開し、一次の項を用いる [6]。すなわち、各画素を中心とした輝度分布 $f(x, y)$ を

$$f(x, y) = a_{1,0}x + a_{0,1}y \quad (1)$$

と展開する。ここで、展開係数 $a_{1,0}$ と $a_{0,1}$ は以下のフィルタ（畳みこみ）演算で求められる。

$$a_{1,0} = f(x, y) * \frac{\partial}{\partial x} G(x, y) \quad (2)$$

$$a_{0,1} = f(x, y) * \frac{\partial}{\partial y} G(x, y). \quad (3)$$

ただし、 $G(x, y)$ は二次元のガウス関数である。

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right). \quad (4)$$

一次の展開項を用いて式 (5) によってエッジの方向 θ を計算し、同じ方向のエッジどうしで対応探索を行うことにより視差を求める。

$$\theta = \arctan\left(\frac{a_{0,1}}{a_{1,0}}\right). \quad (5)$$

実験例で用いた両眼立体視画像の例で説明する。図2に入力画像を示す。640×480のカラー画像である。左右画像の対応点探索には、入力画像をRGB色空間からYCrCb色空間に変換して、そのY成分のみを用いている。図3(a)に左眼像の $\theta = 90$ 度のエッジを示す。エッジは輝度勾配の符号方向も区別し、30度ごとの6方向に分類している。図3(b)に対応エッジの探索結果を示す。図3(c)は視差の大きさを示すカラーバーであり、右端の



図2 入力画像。(a)左眼像。(b)右眼像。

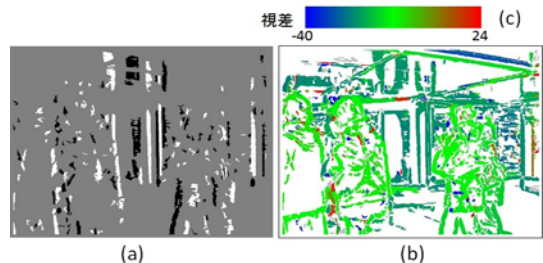


図3 エッジと視差。(a)縦方向のエッジ。(b)視差。(c)視差の大きさを表すカラーバー

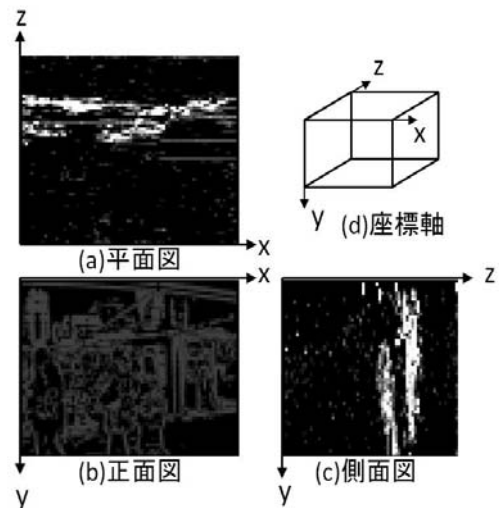


図4 視差の3次元表示。(a)平面図。(b)正面図。(c)側面図。(d)座標軸。

赤が最大の視差24、左端の青が最小の視差-40を示している。

視差情報を図4に示すような三次元の観測データと考え、三次元空間での混合ガウス分布を考える。 $(x - y)$ が入力画像に対応した座標軸であり、 z が視差に対応した座標軸である。両眼立体視による視差の計算は入力画像の画素数640×480で行うことができるが、次節で述べる混合ガウス分布によるクラスタリングでは、計算速度を速くするために80×60の画像に縮小して扱う。また、視差の値(-40~24)をそのまま用いて、64段階で扱う。つまり、視差を80×60×64の三次元のボクセルデータとして扱う。三次元の各ボクセルは元の画像の8×8の画素であるため、各ボクセルはその視差の値をもつ原画

像の画素数を値としてもっている。この三次元データが以下の説明における観測データになる。

含まれる画素数が0でないボクセルを抽出して観測データ $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N\}$ とする。ただし、 $\mathbf{x} = (x, y, z)$ である。また、各観測データの頻度を $\mathbf{f} = \{f_1, \dots, f_N\}$ と表す。ここで、 N は画素数が0でないボクセルの数、すなわち観測データの個数である。図3に示した視差の計算結果を三次元表示したものを図4に示す。図4(a)(b)(c)がそれぞれ平面図、正面図、側面図であり、図4(d)が座標軸の方向である。各ボクセルの輝度でそのボクセル内の画素数 f を表現している。

3.2 変分混合ガウス分布

前節で得られた視差の三次元データを観測データとして変分混合ガウス分布によりクラスタリングする。各データ点が属すガウス分布の比率 π は混合比と呼ばれ、各ガウス分布が説明する要素数の全要素数に対する割合を示す。 \mathbf{z}_n は各観測値 \mathbf{x}_n に対する潜在変数であり、 K 個の要素 $z_{nk} (k = 1, \dots, K)$ の中に1が一つだけある二値ベクトルである。ここで、 K はガウス分布の個数である。また、観測データの集合を $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N\}$ 、対応する潜在変数を同様に $\mathbf{Z} = \{\mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_N\}$ と書く。

混合比 π が与えられたときの \mathbf{Z} の条件付き分布は次の形式で書ける。

$$p(\mathbf{Z} | \pi) = \prod_{n=1}^N \prod_{k=1}^K \pi_k^{z_{nk}}. \quad (6)$$

同じように、潜在変数と混合要素のパラメータが与えられたときの観測データベクトルの条件付き分布は

$$p(\mathbf{X} | \mathbf{Z}, \mu, \Lambda) = \prod_{n=1}^N \prod_{k=1}^K \mathcal{N}(\mathbf{x}_n | \mu_k, \Lambda_k^{-1})^{z_{nk}} \quad (7)$$

となる。ここで、 $\mu = \{\mu_k\}$ および $\Lambda = \{\Lambda_k\}$ は混合要素の平均値と精度行列（共分散行列の逆行列）である。

パラメータ μ , Λ , π の事前分布を導入する。計算を簡単にするため、混合比 π の事前分布にはディリクレ分布を用いる。

$$p(\pi) = \text{Dir}(\pi | \alpha_0) = C(\alpha_0) \prod_{k=1}^K \pi_k^{\alpha_0 - 1}. \quad (8)$$

また、混合要素のガウス分布には、平均と精度に対して次のようなガウス-ウィシャート分布を導入する。

$$\begin{aligned} p(\mu, \Lambda) &= p(\mu | \Lambda) p(\Lambda) \\ &= \prod_{k=1}^K \mathcal{N}(\mu_k | \mathbf{m}_0, (\beta_0 \Lambda_k)^{-1}) \mathcal{W}(\Lambda_k | \mathbf{W}_0, \nu_0). \end{aligned} \quad (9)$$

以上のモデルは図5のような有向グラフで表すことが

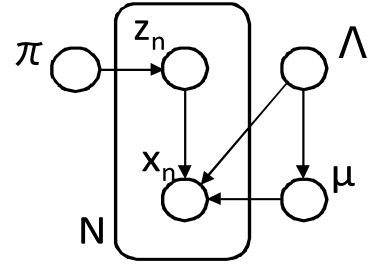


図5 変分混合ガウス分布のグラフ表現

できる[5]。すなわち、パラメータ Λ と μ で既定されたガウス分布が π という比率で混合されており、各観測データが属すガウス分布は \mathbf{z}_n という潜在変数で決まっている。

3.3 変分事後分布

変分原理を用いて混合ガウス分布の事後確率を最大にするような分布を求める。すべての確率変数の同時分布を書き下すと次式となる。

$$p(\mathbf{Z}, \mathbf{X}, \pi, \mu, \Lambda) \quad (10)$$

観測されているのは変数 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N\}$ だけであり、潜在変数とパラメータに分解した変分近似

$$q(\mathbf{Z}, \pi, \mu, \Lambda) = q(\mathbf{Z})q(\pi, \mu, \Lambda) \quad (11)$$

を考える。変分事後分布の最適化は、最尤推定のEMアルゴリズムと似たステップを交互に繰り返すことになる。

(1) 変分Eステップ

まず、 $q(\mathbf{Z})$ に関して考える。 $q(\mathbf{Z})$ の最適な分布を与える負担率を表す期待値 $E[z_{nk}]$ を求める。

$$E[z_{nk}] = r_{nk}. \quad (12)$$

ここに、

$$r_{nk} = \frac{\rho_{nk}}{\sum_{j=1}^K \rho_{nj}} \quad (13)$$

であり、 ρ_{nk} は観測データ \mathbf{x}_n に対するガウス分布の値であり以下の式で与えられる。 D は観測データ変数 \mathbf{x} の次元である。

$$\begin{aligned} \ln \rho_{nk} &= E[\ln \pi_k] + \frac{1}{2} E[\ln |\Lambda_k|] - \frac{D}{2} \ln(2\pi) \\ &\quad - \frac{1}{2} E_{\mu_k, \Lambda_k} [(\mathbf{x}_n - \mu_k)^T \Lambda_k (\mathbf{x}_n - \mu_k)]. \end{aligned} \quad (14)$$

ここで、パラメータを含んだ期待値の項は変分Mステップで得られる量から次のように求められる。

$$\begin{aligned} E_{\mu_k, \Lambda_k} [(\mathbf{x}_n - \mu_k)^T \Lambda_k (\mathbf{x}_n - \mu_k)] &= D \beta_k^{-1} + \nu_k (\mathbf{x}_n - \mathbf{m}_k)^T \mathbf{W}_k (\mathbf{x}_n - \mathbf{m}_k) \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} E[\ln |\Lambda_k|] &= \sum_{i=1}^D \psi\left(\frac{\nu_k + 1 - i}{2}\right) + D \ln 2 + \ln |\mathbf{W}_k| \end{aligned} \quad (16)$$

$$E[\ln \pi_k] = \psi(\alpha_k) - \psi(\hat{\alpha}) \quad (17)$$

ここで、 $\psi(\cdot)$ はディガンマ関数であり、 $\hat{\alpha} = \sum_k \alpha_k$ である。

負担率を用いた各ガウス分布に対する以下の統計量を求めておく。

$$N_k = \sum_{n=1}^N r_{nk} f_n \quad (18)$$

$$\bar{\mathbf{x}}_k = \frac{1}{N_k} \sum_{n=1}^N r_{nk} f_n \mathbf{x}_n \quad (19)$$

$$\mathbf{S}_k = \frac{1}{N_k} \sum_{n=1}^N r_{nk} f_n (\mathbf{x}_n - \bar{\mathbf{x}}_k) (\mathbf{x}_n - \bar{\mathbf{x}}_k)^T \quad (20)$$

ここで、各観測データ \mathbf{x}_n は頻度 f_n をもっており、文献[5]の式に対して式(18)、(19)および(20)では右辺に観測データの頻度 f_n を乗じている。

(2) 変分Mステップ

変分事後分布の因子 $q(\boldsymbol{\pi}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Lambda})$ の最適な分布を求める。 $q(\boldsymbol{\pi}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Lambda})$ は $q(\boldsymbol{\pi})q(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Lambda})$ と分解でき、 $\boldsymbol{\mu}$ と $\boldsymbol{\Lambda}$ をそれぞれのガウス分布に関する項の積に分解すると次式のようになる。

$$q(\boldsymbol{\pi}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Lambda}) = q(\boldsymbol{\pi}) \prod_{k=1}^K q(\boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Lambda}_k) \quad (21)$$

まず、 $q(\boldsymbol{\pi})$ の最適な近似 $q^*(\boldsymbol{\pi})$ はディリクレ分布

$$q^*(\boldsymbol{\pi}) = \text{Dir}(\boldsymbol{\pi} | \boldsymbol{\alpha}) \quad (22)$$

となり、 $\boldsymbol{\alpha}$ の要素 α_k は次式で与えられる。

$$\alpha_k = \alpha_0 + N_k. \quad (23)$$

変分事後分布 $q^*(\boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Lambda}_k)$ は次式で与えられる。

$$q^*(\boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Lambda}_k) = \mathcal{N}\left(\boldsymbol{\mu}_k | \mathbf{m}_k, (\beta_k \boldsymbol{\Lambda}_k)^{-1}\right) \mathcal{W}(\boldsymbol{\Lambda}_k | \mathbf{W}_k, \nu_k). \quad (24)$$

ここで、

$$\beta_k = \beta_0 + N_k \quad (25)$$

$$\mathbf{m}_k = \frac{1}{\beta_k} (\beta_0 \mathbf{m}_0 + N_k \bar{\mathbf{x}}_k) \quad (26)$$

$$\mathbf{W}_k^{-1} = \mathbf{W}_0^{-1} + N_k \mathbf{S}_k + \frac{\beta_0 N_k}{\beta_0 + N_k} (\bar{\mathbf{x}}_k - \mathbf{m}_0) (\bar{\mathbf{x}}_k - \mathbf{m}_0)^T \quad (27)$$

$$\nu_k = \nu_0 + N_k \quad (28)$$

と定義している。

以上をまとめると変分事後分布の計算手順は以下のようにならされる。

(1) 初期値として、パラメータ $\boldsymbol{\pi}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Lambda}$ の事前分布を決定する $\alpha_0, \beta_0, \nu_0, \mathbf{m}_0, \mathbf{W}_0$ の値を設定する。通常は観測データの平均が 0 となるように変換し、 $\mathbf{m}_0 = 0$ とおく。また、負担率 r_{nk} の初期値を設定する。

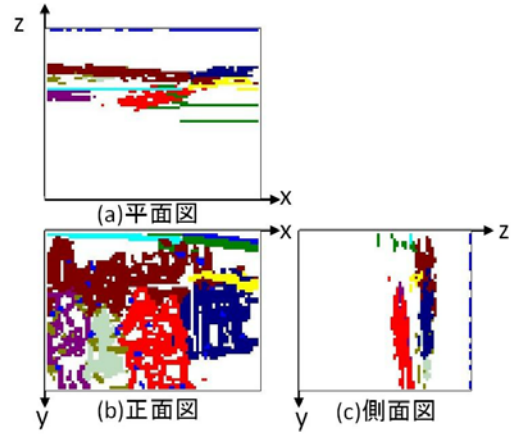


図 6 変分混合ガウス分布による視差のクラスタリング結果

(2) 式(18)と(19)および(20)を使って基本統計量 $N_k, \bar{\mathbf{x}}_k, \mathbf{S}_k$ を計算する。

(3) 式(23)と(25)、(26)、(27)および(28)を使って $\alpha_k, \beta_k, \mathbf{m}_k, \mathbf{W}_k, \nu_k$ を計算する。

(4) 式(15)と(16)および(17)にしたがって $E_{\boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Lambda}_k}[(\mathbf{x}_n - \boldsymbol{\mu}_k)^T \boldsymbol{\Lambda}_k (\mathbf{x}_n - \boldsymbol{\mu}_k)], E[\ln |\boldsymbol{\Lambda}_k|], E[\ln \pi_k]$ を計算する。

(5) 式(14)の ρ_{nk} を計算し、式(13)によって正規化して負担率 r_{nk} を求める。

(6) 手順(2)から(5)を繰り返す。

それぞれの観測データに対するガウス分布の値は式(14)で与えられる ρ_{nk} である。

図4に示した視差の三次元データを変分混合ガウス分布でクラスタリングした結果を図6に示す。各ガウス分布をそれぞれ異なる色で表した。パラメータおよび初期値は次のように設定した。また変分事後分布の計算は収束判定は行わず、繰り返し回数を100回とした。

$$K = 12, \alpha_0 = 0.1, \beta_0 = 0.001, \nu_0 = 12.1, \mathbf{m}_0 = \mathbf{0},$$

$$\mathbf{W}_0^{-1} = \begin{bmatrix} 0.1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1 \end{bmatrix}$$

また、このデータの場合は観測データ数 $N = 5175$ である。したがって、三次元のボクセルで値が0でないものは約1.7% ($= 5175 / (80 \times 60 \times 64)$) ということになる。

4. フレーム間でのガウス分布の追跡

4.1 輝度を用いたガウス分布の追跡

3章で視差の三次元混合ガウス分布が求められた。それぞれのガウス分布に含まれる観測点の集合をテンプレートとして、次時刻のフレームとの間でブロックマッチングを行って、画像の面 ($(x-y)$ 平面) 内での移動量を求める。つまり、図7に示すように、混合ガウス分布を $(x-y)$ 平面に写像したものをテンプレートとして次時刻のフレームとの間でブロックマッチングを行う。混

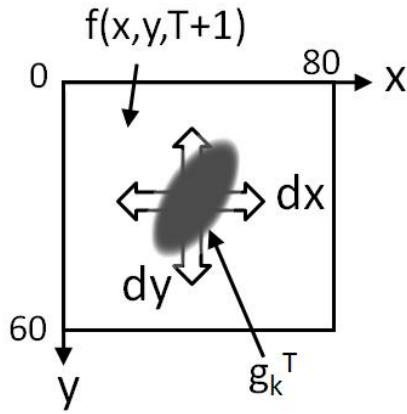


図7 フレーム間のガウス分布の追跡

合ガウス分布を求めた空間と同じ大きさとするために、原画像の Y 成分を 80×60 の大きさに縮小して演算を行う。輝度も 256 階調から 64 階調に縮小する。

時刻 T において k 番目のガウス分布 g_k^T に属する画素について、時刻 $T+1$ の画像の輝度空間中で輝度差の総和が最小となる移動ベクトルを求めることにより、画像の面内での移動量を計算することができる。時刻 t の画像の各画素の輝度を $f(x, y, t)$ で表すと移動量 (dx^*, dy^*) は以下の式で求められる。

$$(dx^*, dy^*) = \arg_{(dx, dy)} \min \sum_{(x, y) \in g_k^T} |f(x, y, T) - f(x + dx, y + dy, T + 1)| \quad (29)$$

30 フレーム/秒で撮影した連続画像の 3 フレーム離れた画像を用いてガウス分布を追跡した結果を図 8 に示す。図 8(a)(b) が時刻 T と $T+1$ の左眼像である。図 8(c) が時刻 T の視差に対する混合ガウス分布であり、その追跡結果を図 8(d) に示す。移動速度は図 8 に示す色相環で表現した。移動方向を色相で示し、移動量を彩度で表現している。人物が左に移動していることが分かる。カメラを回転させながら撮影しているため、背景は全体が右に移動している。

撮影は FinePix REAL 3D W3 (富士フィルム) を用いた。カメラのレンズ間隔は 75mm である。3Dムービーは 30 フレーム/秒で画像サイズは 640×480 (VGA) で撮影した。

4.2 視差を用いた奥行き方向の追跡

輝度を用いて、画像の面内 $((x-y)$ 座標) での、時刻 $t = T$ から $t = T+1$ へのガウス分布の移動量が分かったので、視差の三次元空間内で、時刻 $t = T$ のガウス分布と時刻 $t = T+1$ のガウス分布の対応関係を求めることによって z 方向 (奥行き方向) の移動量を得られる。

図 9 に示すように、時刻 $T+1$ の三次元視差空間の中で、時刻 T のガウス分布を z 方向に dz 移動したときに

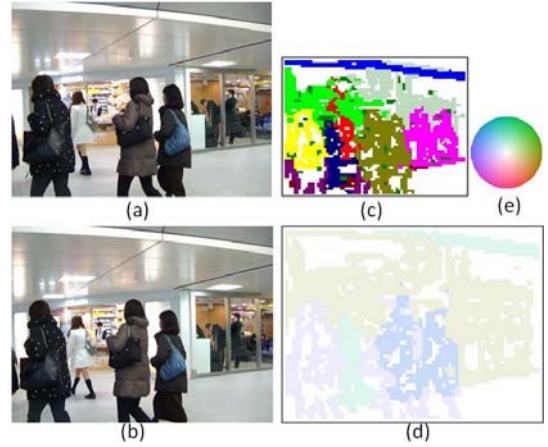


図8 ガウス分布の追跡結果

重なった部分の観測データ数を

$$n(k \rightarrow k') \equiv \text{num}\{g_k^T(x + dx^*, y + dy^*, z + dz) \cap g_{k'}^{T+1}(x, y, z)\} \quad (30)$$

で表すとき、 z 方向の移動量 dz^* と、対応する時刻 $T+1$ のガウス分布の番号 k'^* は

$$(dz^*, k'^*) = \arg_{dz, k'} \max(n(k \rightarrow k')) \quad (31)$$

により求められる。この時のガウス分布間の対応度 $e(k \rightarrow k')$ は、時刻 T のガウス分布に含まれるデータ点数 N_k^T との比率として

$$e(k \rightarrow k') \equiv n(k \rightarrow k') / N_k^T \quad (32)$$

で評価する。

奥行き方向 z の移動量は、時刻 T の各ガウス分布に対して時刻 $T+1$ の対応するガウス分布を求めると同様に、時刻 $T+1$ の各ガウス分布が対応する時刻 T のガウス分布としても求めることができる。単位時間だけ離れたフレームの 2 組の立体視画像の視差のガウス分布に対する対応関係は、以下のように時刻 T のガウス分布からの対応度 $e(k \rightarrow k')$ と時刻 $T+1$ のガウス分布からの対応度 $e(k \leftarrow k')$ との合計で評価する。

$$e(k, k') = e(k \rightarrow k') + e(k \leftarrow k') \quad (33)$$

5. 実験結果

5.1 移動物体の追跡結果

三つの連続立体視画像に対する移動体の追跡結果を図 10, 11, 12 に示す。それぞれ、(a) 入力画像 (左眼)、(b) 視差の混合ガウス分布、(c) ガウス分布の追跡結果、(d) ((e)(f)) 物体追跡の例、である。

(c) ガウス分布の追跡結果では、各時刻の三次元ガウス分布をノード (各ガウス分布の色で表示する) で表し、ノードを結ぶアークの太さでガウス分布間の対応度を表している。各アークは 2 本で表現され、上側が前側の

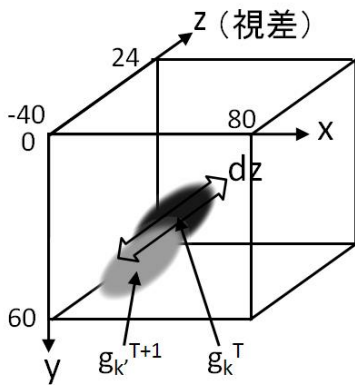


図9 視差を用いたガウス分布の追跡

時刻からの対応度 $e(k \rightarrow k')$, 下側が後側の時刻からの対応度 $e(k \leftarrow k')$ を表している. それぞれ, ノード k とノード k' の色で表示している.

図10は30フレーム/秒で撮影した画像を3フレームごとに処理した. 図10(d)は画像中の手前右側の人物(2人)の追跡結果であり, 2番目の時刻の上から4番目のノード(茶色)から対応度が0.4以上のアークで接続されているアークをたどり, 経路上のノードを表示したものである. 同様に, 図10(e)は手前の左側の人物のノード(2番目の時刻の上から6番目の鶯色のノード)を後方の時刻へとアークをたどった結果を示している. 同様に, 図10(f)は後方に位置する人物(6番目の時刻の下から4番目の緑色のノード)を追跡した結果を示す.

図11は30フレーム/秒で撮影した画像を1フレームごとに処理した. 図11(d)は最初の時刻の上から2番目の紫色のノード(運転手席)を追跡した結果を示す. 曲面で囲まれた物体でも正しく追跡できることを示している.

図12は30フレーム/秒で撮影した画像を5フレームごとに処理した. 図12(d)は最初のフレームの上から6番目の鶯色のノード(車内販売)を追跡した結果である(8番目のフレーム以降は背景と一体となっている). この例では, 手前の座席などの視差が大きい物体が多数存在しても混合ガウス分布によるクラスタリングを用いた追跡が有効であることを示している.

5.2 計算時間の検討

提案手法を適用した場合, 1フレームを更新する間に必要な計算時間を表1に示す. 計算にはPentium(R) M 2.26GHzのPC(OS: Windows XP)を用いた.

表1 1フレームの更新に必要な計算時間

処理内容	cpu time (s)
画像のフィルタリングとエッジ抽出	5.08
立体視による視差の抽出	6.20
混合ガウス分布によるクラスタリング	3.20
ガウス分布の追跡	7.81
計	15.3

計算時間が長い, これは以下のような条件で計算を行っているためである.

(1) 画像のフィルタリングには $\sigma = 2$ の多項式展開フィルタを用いている. フィルタの大きさは 17×17 である.

(2) 立体視による視差の抽出では視差を $-40 \sim 24$ の65段階, y 方向の誤差を $-4 \sim 4$ の9段階で考えている. したがって $585 (= 65 \times 9)$ 個の位置で照合を行っている.

(3) 混合ガウス分布の計算は収束計算の回数を100回に固定している.

(4) ガウス分布の追跡は (x, y, z) 方向それぞれ $-8 \sim 8$ の17段階で行っている. したがって, $4913 (= 17 \times 17 \times 17)$ 個の位置で照合を行っている.

新しい画像フレームの処理を行う際には, 立体視も混合ガウス分布も一時刻前のフレームでの結果を初期値として与えることにより高速化を図ることができる. また, ガウス分布の追跡は移動速度を計算して, 新しい位置を推定することにより照合する位置を削減することができる. これらの検討は今後の課題としたい.

6. まとめ

連続立体視画像から移動物体を検出・追跡する方法として, 両眼立体視で得られる視差情報を変分混合ガウス分布でクラスタリングし, 各混合ガウス分布に含まれる画素の輝度変化と視差の変化を用いて移動物体の追跡を行う手法を提案した. 本手法により, 視差と輝度の情報を融合した移動物体の追跡を行うことを可能とした. 今後の課題は, 演算の高速化とともに, 輝度を用いた移動物体の追跡に色の情報を用いること, 混合ガウス分布にクラスタリングする情報として移動速度の次元も追加することによる精度の向上, などがあげられる.

文 献

- [1] 安居院猛, 長尾智晴, “動画像処理,” C言語による画像処理入門, pp. 145-166, 昭晃堂, 2000.
- [2] B. K. P. Horn and B. G. Schunck: Determining optical flow, Artificial Intelligence, vol. 17, pp. 185-203, 1981.
- [3] 藤吉弘巨, 山下隆義, “物体認識のための画像局所特徴量,” コンピュータビジョン最先端ガイド2, 八木康史, 斉藤英雄(編), 第1章, アドコム・メディア, 2010.
- [4] A. Ess and K. Schindler, Robust Multiperson Tracking from a Mobile Platform, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 31, No. 10, pp. 1831-1846, Oct. 2009.
- [5] C. M. Bishop, “標題,” 例: 変分混合ガウス分布, ”パ

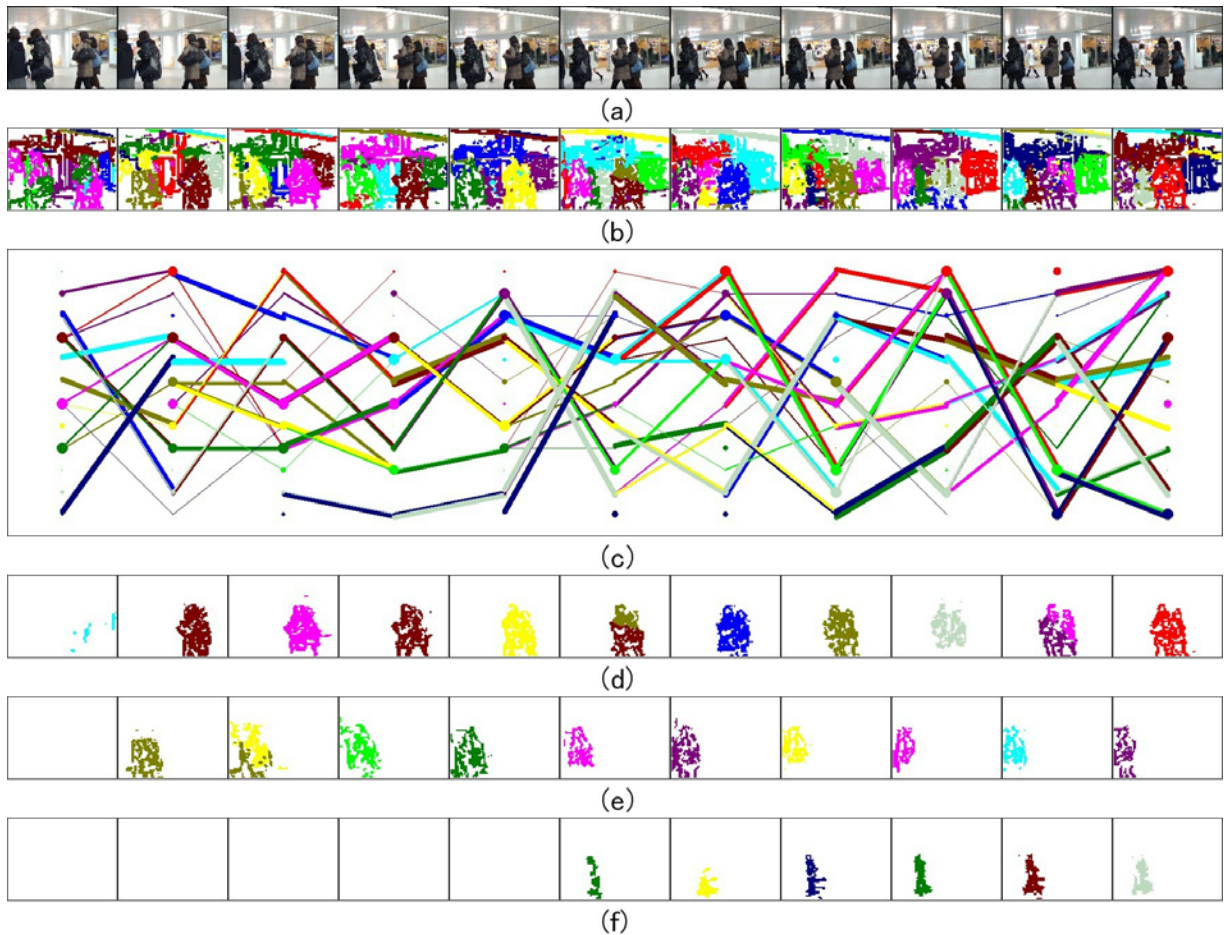


図 10 移動物体追跡結果 (その1). (a) 入力画像, (b) 混合ガウス分布, (c) ガウス分布の追跡結果, (d) 物体追跡例 1, (e) 物体追跡例 2, (f) 物体追跡例 3.

ターニング認識と機械学習 下, 元田 浩, 栗田多喜夫, 樋口知之, 松本裕治, 村田 昇 (監訳), pp. 187-200, シュプリンガー・ジャパン, 2008.

- [6] 西谷卓史, “傾き別のエッジ照合とバネによる補間方式とを用いた両眼立体視,” 第 9 回画像の認識・理解シンポジウム MIRU2006, IS2-55, July 2006.
- [7] 西谷卓史, “画像による道路性状の計測方式の提案,” 第 12 回知能メカトロニクスワークショップ, A8, August 2007.
- [8] G. Zhang, J. Jia, T. Wong, and H. Bao, “Consistent Depth Maps Recovery from a Video Sequence,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 31, No. 6, pp. 974-988, June 2009.
- [9] J. Zhu and J. Gao, “Spatial-Temporal Fusion for High Accuracy Depth Maps Using Dynamic MRFs,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 32, No. 5, pp. 899-909, May 2010

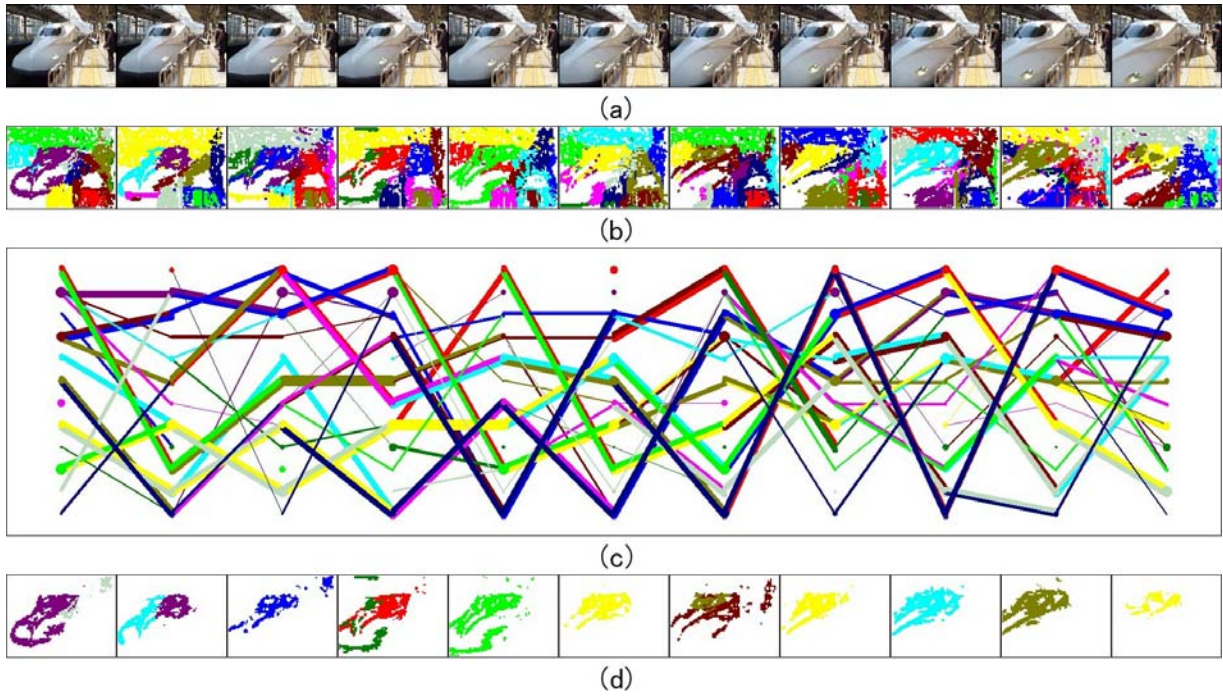


図 11 移動物体追跡結果 (その 2) . (a) 入力画像, (b) 混合ガウス分布, (c) ガウス分布の追跡結果, (d) 物体追跡例.

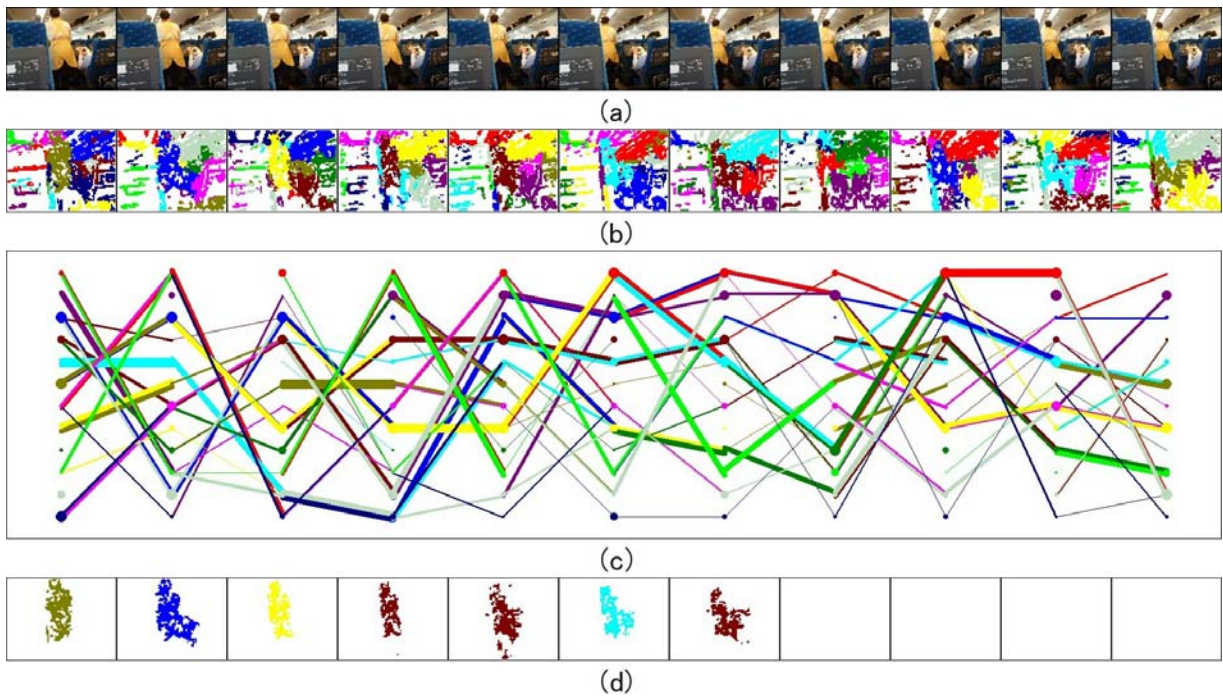


図 12 移動物体追跡結果 (その 3) . (a) 入力画像, (b) 混合ガウス分布, (c) ガウス分布の追跡結果, (d) 物体追跡例.