

歩容認証のための区分線形近似による歩行者軌跡の抽出

荻 岳仁^{1,a)} 槇原 靖^{1,b)} 村松 大吾^{1,c)} 八木 康史^{1,d)}

概要：防犯カメラ映像を用いた歩容認証は、歩き方から個人を識別する技術で犯罪捜査などに応用されつつある歩容認証は、人物検出・追跡、シルエット抽出、特徴抽出・照合という手順で行うのが一般的であるが、既存の歩容認証手法は、それらの内、シルエット抽出と特徴抽出・照合に焦点を当てているものが主流である。そのため、前段の人物検出・追跡についてはあまり議論されておらず、ある程度正確な検出・追跡結果が得られることを前提としていることが多い。しかしながら、防犯カメラ映像から歩容認証の後段処理のシルエット抽出・照合に資する安定な歩行者軌跡を検出・追跡処理によって得ることは必ずしも容易ではない。そこで、本研究ではスコア関数の2次近似による解析的な動的計画法を用いて人物の検出・追跡を行い、さらに検出・追跡結果を動的計画法によって区分線形近似することによって、歩容認証の利用に適した歩行者の軌跡抽出を行った。実験では、屋外シーンを撮影したいくつかの防犯カメラ映像に対して軌跡抽出を行い、その精度評価を行った。また、区分線形近似によって、歩く方向や速度により軌跡を分割し、歩容認証に適した部分映像を抽出できることを示す。

キーワード：歩容認証、人物検出・追跡、動的計画法、区分線形近似

1. はじめに

近年、防犯カメラの設置台数は増加の一途をたどっており、我々の暮らしの中でより身近な物となってきている。例えば、防犯カメラ映像を用いた人物の特定は、犯罪捜査において重要な役割を占めるようになりつつある。

防犯カメラ映像からの人物認証技術としては、顔認証が挙げられるが、映像の空間解像度が低い場合や、映像中の人物が大きく横を向いていたりマスクやサングラスをかけていて顔の一部が見えていない場合に精度が低下するという問題がある。これに対して、映像が低解像度であったり、顔の一部が見えず鮮明な顔情報が得られない人物の認証を可能にする技術が、歩容認証 [1] である。

歩容認証を実現するために必要な処理は、人物の検出・追跡、シルエット抽出、認証の三つに大別できる。多くの歩容認証の研究では、これら三つの処理の内、認証に焦点を当てており、様々な歩容特徴を用いた手法が提案されている [2-5]。しかし、それらの多くはシルエットを用いた手法であり、シルエット抽出の精度が認証制度に影響することとなる。また、歩容認証に特化したシルエット抽出の

手法は、認証手法に比べると少ないものの、いくつかの手法が提案されている [6-9]。しかし、これらの手法は、基本的には人物の外接矩形が事前に与えられていることを前提とした手法であり、その外接矩形と人物領域とのずれがある場合、人物のシルエット抽出の精度が低下する。

さらに、実環境の映像では、人物は終始同じ向きに歩いているわけではなく、途中で立ち止まったり、走ったり、向きを変えて歩き出したりすることがある。歩容認証の精度を向上させるためには、様々な動きをする人物の軌跡の中から、安定して歩いている区間のみを部分的に見つけ、抽出することが必要となってくる。

そこで、本研究では歩行者の安定した滑らかな軌跡を抽出することを目的とする。まず、動的計画法 (Dynamic Programming : DP) を用いて歩行者の検出・追跡を行う。より具体的には、まず映像から複数の歩行者の軌跡を取ってくる必要があり、そのために計算効率を考えて、解析的 DP と離散的 DP の組み合わせによる追跡手法 [10] を用いて、それを繰り返して起用することで、複数人物に対する歩行者軌跡を抽出する。次に、DP を用いた多角形近似 [11] の手法を用いて、歩行者軌跡の区分線形近似を行い、安定した滑らかな歩行者軌跡を抽出する。

¹ 大阪大学

Osaka University

a) ogi@am.sanken.osaka-u.ac.jp

b) makihara@am.sanken.osaka-u.ac.jp

c) muramatsu@@am.sanken.osaka-u.ac.jp

d) yagi@am.sanken.osaka-u.ac.jp

2. 関連研究

2.1 人物の検出・追跡

歩容認証において、まず始めに必要なのが、人物検出である。近年の人物検出手法は、スライディングウィンドウを用いた手法が一般的となっている。代表的なものとしては、局所領域における勾配の方向をヒストグラム化した特徴量である Histogram of Oriented Gradient (HOG) 特徴を用い、サポートベクターマシンを識別関数として人物を検出手法 [12] が挙げられる。また、その拡張版として、オプティカルフローを HOG 特徴と同様に、動き方向をヒストグラム化して、近傍のオプティカルフローヒストグラムとの差を特徴量として用いた手法 [13] などがある。他にも極めて多数の人物検出手法が提案されているが、詳細については文献 [14] を参照されたい。

また、人物追跡の研究もこれまで数多くなされており [15]。それらは、オンライン追跡とオフライン追跡に大別される。オンライン追跡には、カメラパラメータと環境情報を用いて人物の見え方をシミュレーションし、入力画像とマッチングを行い、類似度から人物の移動位置を求める手法 [16] や、移動量に関する目的関数を線形近似した上で、ニュートン法により反復最小化する KLT tracker [17], [18] などが提案されている。また、オフライン追跡には、DP による 2 パターン間のマッチング法を追跡に応用した手法 [19] や、各フレームのスコアの 2 次関数を離散的 DP を用いて選択しながら、選ばれた 2 次関数を用いて解析的 DP で経路を最適化する手法 [10] などが提案されている。

2.2 シルエット抽出

シルエット抽出に関する手法についても、これまで数多く提案されている [20]。例えば、差分ステレオによって計測した前景領域の三次元計測点を地面と水平な平面へ投影し、その平面上における計測点の分布を Mean Shift クラスタリングで分類することで人物領域分割を行う手法 [6] や、背景差分に基づくグラフカットを用いた領域分割手法 [7] 等が挙げられる。更に、歩容認証用に特化した手法として、人物検出・追跡結果として得られる人物外接矩形でクリッピングした領域に対して、隠れマルコフモデルとシルエットの固有歩容空間を用いてシルエットを改善する手法 [8] や、グラフカット領域分割に歩容シルエットの事前知識を導入する手法 [9] などがある。これらの歩容認証に特化したシルエット抽出手法は、人物検出・追跡による外接矩形が得られていることを前提としており、その精度が低下すると、シルエット抽出精度も低下する恐れがある。

2.3 歩容認証のための特徴抽出

歩容認証に用いる特徴は二つに大別できる。

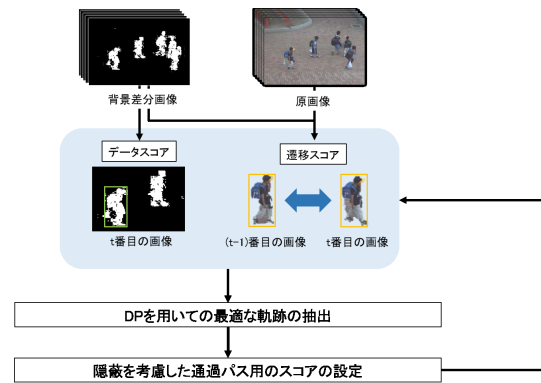


図 1 複数歩行者軌跡の抽出の概要

一つはモデルに基づく手法であり、頭部、両足と骨盤の位置のフィッティングを行い、頭部と足、頭部と骨盤、脚と骨盤、左右の足のそれぞれの長さを歩容特徴として用いる手法 [2] や、関節点の周期的な位置情報から方向変化に不変な関節角度の抽出を行う手法 [3] などが提案されている。

もう一つは、見えに基づく手法であり、その歩容特徴としてシルエット画像列を周期全体で平均化した Gait Energy Image (GEI) [4] や、1 周期のシルエット画像列からエントロピーを計算した動的な部分を抽出する Gait Entropy Image (GEnI) [5]、GEnI による動的部分のみをマスクして GEI から抽出する MaskedGEI [21]、シルエット画像間のオプティカルフローを計算して求めた動きの有無を表す 2 値画像の 1 周期の平均を計算した Gait Flow Image (GFI) [22] などが提案されている。

3. 区分線形近似による歩行者軌跡の抽出

3.1 前処理

本研究ではオフラインの人物検出・追跡のために、背景差分画像を用いる。具体的には、複数枚の背景画像を用いて、各画素 q に対する背景色の平均 $\mu_{bg,q}$ と共分散行列 $\Sigma_{bg,q}$ を算出しておく。次いで、入力画像が与えられると、その各画素 q の色 c_q に対するマハラノビス距離 d_q を算出する。

$$d_q = (c_q - \mu_{bg,q})^T \Sigma_{bg,q}^{-1} (c_q - \mu_{bg,q}) \quad (1)$$

最後に、このマハラノビス距離が閾値以上のところを前景、それ以外を背景とすることで、背景差分の 2 値画像を取得する。

3.2 複数歩行者軌跡の抽出

3.2.1 手法の概要

本研究では、複数歩行者軌跡の抽出手法として、解析的 DP と離散的 DP を組み合わせた手法 [10](図 1) を利用する。具体的には、人物らしさを表すデータスコア、及び、時間的に連続する二つの画像の追跡対象領域間の類似度を

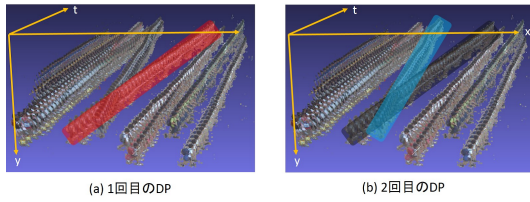


図 2 DP の繰り返し適用による複数歩行者軌跡抽出の概念図. いずれも、背景差分領域でマスクした入力画像を時空間の 3 次元にプロットした図であり、1 回目の DP で最適パスとして抽出された歩行者 (左図、赤) について、2 回目以降では除外 (右図、黒) した上で、次に最適なパスを抽出する (右図、水色).

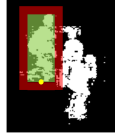


図 3 データスコアの計算領域. 背景差分画像において、ある一定の大きさの内側の矩形 (図、緑色) と外側の矩形 (図、赤色) の前景の割合の差を、足下点 (図、黄色) のスコアとする.

表す遷移スコアを考え、それら二つのスコアを画像中の位置に関して 2 次近似した上で、計算効率の良い解析的 DP を適用し、最適な軌跡を抽出する. 次に、一度抽出した軌跡に相当する前景領域を除外しつつ、他の歩行者の通過点にもなり得るように設定し、次にデータスコア・遷移スコアを更新し、再度 DP を適用して新たな歩行者軌跡を抽出する処理を繰り返す (図 2). 二つのスコアの定義と DP の詳しい説明は次節以降で行う.

3.2.2 データスコア

データスコアは、DP において人物らしさを表すスコアであり、背景差分画像の前景部分の割合に基づいて設定する. 具体的には、まず、 $I_{sil}(x, y, t)$ を次のように定義する.

$$I_{sil}(x, y, t) = \begin{cases} 1 & (\text{時刻 } t \text{ の点 } (x, y) \text{ が前景}) \\ 0 & (\text{時刻 } t \text{ の点 } (x, y) \text{ が背景}) \end{cases} \quad (2)$$

すると、時刻 t の画像の点 $\mathbf{x}_t = (x, y)^T$ のデータスコア $S_{dt}^t(\mathbf{x}_t)$ は、周りに人が存在せず、孤立して歩いているような人、つまり背景差分画像で正確な位置を特定しやすい人ほどデータスコアを高くするために、その点を足下点 (図 3 の黄色の点) とする一定の大きさの外接矩形の領域 (図 3 の緑の領域) を B_{in} 、外接矩形外側の一定の大きさの領域 (図 3 の赤の領域) を B_{out} とすると、次のように定義する.

$$S_{dt}^t(\mathbf{x}_t) = \frac{\sum_{(x,y) \in B_{in}} I_{sil}(x, y, t)}{|B_{in}|} - \frac{\sum_{(x,y) \in B_{out}} I_{sil}(x, y, t)}{|B_{out}|} \quad (3)$$

つまり、領域 B_{in} の前景の割合から、領域 B_{out} の前景の割合を引いたものがデータスコアとなる.

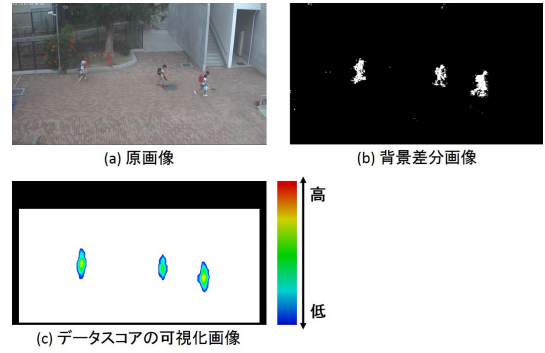


図 4 データスコアの可視化. 図 (c) の白色はデータスコアが閾値以下である領域、黒色はデータスコアの計算不可能な領域である. また、それ以外の色はデータスコアが閾値以上の領域であり、その一塊をクラスタと呼ぶ.

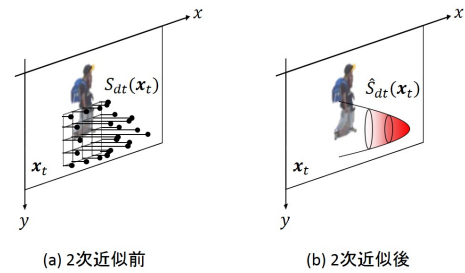


図 5 データスコアの 2 次近似の概要

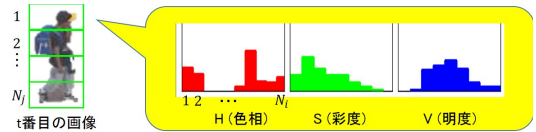


図 6 遷移スコアの概要. 追跡対象領域を縦方向に N_j 個の領域に分割し、それぞれの HSV 色ヒストグラムのヒストグラム交差の平均値を遷移スコアと定義する.

次に、このデータスコアを解析的 DP で用いるために 2 次近似する. 図 4(c) のデータスコア画像のように、原画像に複数の歩行者が映っている場合、データスコアの閾値以上の点のクラスタが複数できる. 各クラスタについて 2 次近似式を立てる (図 5). 具体的には、時刻 t の k 番目のクラスタに対するデータスコアの 2 次近似式 $\hat{S}_{dt,k}^t(\mathbf{x}_t)$ を次のように定義する.

$$\hat{S}_{dt,k}^t(\mathbf{x}_t) = \mathbf{x}_t^T A_{dt} \mathbf{x}_t + \mathbf{b}_{dt}^T \mathbf{x}_t + c_{dt} \quad (4)$$

ここで、 A_{dt} は 2 次項を表すための 2×2 の係数行列、 $\mathbf{b}_{dt}$ は 1 次項を表す 2 次元の係数ベクトル、 c_{dt} は定数項を表すスカラー係数である. 具体的に、この 2 次近似式を算出するために、まずクラスタのデータスコア極大点を求め、次にその点を中心とした一定の探索範囲内の全ての点の座標、データスコアを式 (4) に代入し、最小自乗法を用いて 2 次近似式の係数 A_{dt} 、 $\mathbf{b}_{dt}$ 、 c_{dt} を求める.

3.2.3 遷移スコア

遷移スコアは、時間的に連続する二つの画像のそれぞれ

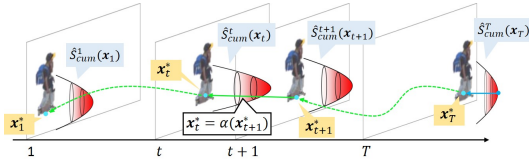


図7 解析的 DP の概要

の追跡対象領域間の類似度を表すスコアであり、本研究では、カメラ間人物照合でも標準的に用いられている HSV 色空間のヒストグラムを特徴として、ヒストグラム交差 [23] を使ってスコアを計算する。具体的には、まず、外接矩形を縦方向に N_j 個の領域に分割する (図 6)。更にその分割領域毎に、前景部分の HSV 色空間の成分毎のヒストグラムを作成して正規化し、そのビン数を N_i とする。時刻 t の画像のある追跡対象領域の j 番目の分割領域の成分 $c \in \{H, S, V\}$ のヒストグラムの i 番目のビンの値を $H_{c,j}^t(i)$ とすると、時刻 t の画像の点 x_t に対する時刻 $(t+1)$ の画像の点 x_{t+1} の遷移スコア $S_{tr}^{t+1}(x_{t+1}, x_t)$ は、次のように計算される。

$$S_{tr}^{t+1}(x_{t+1}, x_t) = \frac{1}{3N_j} \sum_{j=1}^{N_j} \sum_{c \in \{H, S, V\}} \sum_{i=1}^{N_i} \min\{H_{c,j}^t(i), H_{c,j}^{t+1}(i)\} \quad (5)$$

つまり、各分割領域の各 HSV 色空間成分のヒストグラム交差の値の平均値が遷移スコアとなる。

次に、この遷移スコアを解析的 DP で用いるために 2 次近似する。まず、時刻 t の k 番目のデータスコアの極大点 x_t^* と、時刻 $(t+1)$ のデータスコアの極大点 x_{t+1}^* を考える。2 次近似式は、本来は x_t, x_{t+1} のそれぞれを変化させた場合の値を計算して算出するものであるが、計算量が増大するため、本研究では近似的に x_{t+1}^* に対して x_t のみを変化させた場合の遷移スコアの変化を考慮して近似するものとする。具体的には、時刻 t の l 番目のクラスタに対する時刻 $(t+1)$ の k 番目のクラスタの 2 次近似式 $\hat{S}_{tr,k,l}^{t+1}(x_{t+1}, x_t)$ を次のように定義する。

$$\hat{S}_{tr,k,l}^{t+1}(x_{t+1}, x_t) = (x_{t+1} - x_t)^T A_{tr}(x_{t+1} - x_t) + b_{tr}^T(x_{t+1} - x_t) + c_{tr} \quad (6)$$

ここで、 A_{tr} は 2 次項を表すための 2×2 の係数行列、 b_{tr} は 1 次項を表す 2 次元の係数ベクトル、 c_{tr} は定数項を表すスカラー係数である。具体的に、時刻 $(t+1)$ の点 x_{t+1}^* に対して、時刻 t の点 x_t^* を中心とする探索範囲内の点 x_t に対して遷移スコアを計算し、そのスコアと x_{t+1}^*, x_t を式 (6) に代入し、最小自乗法を用いて求める。

3.2.4 解析的 DP による単一歩行者の軌跡抽出

本節では、各画像のクラスタが一つずつであり、連続する画像に対するクラスタの遷移候補が一つである単純な状

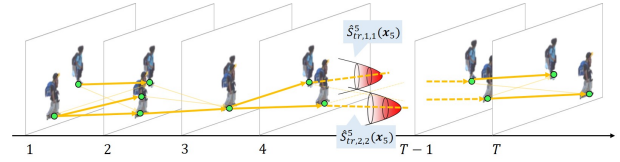


図8 離散的 DP の概要。クラスタの遷移候補が複数ある場合、遷移スコアに基づいて離散的に遷移元を定める。

況を想定して、解析的 DP による歩行者軌跡抽出の手法を説明する (図 7)。まず、時刻 t の点 x_t^* を極大点を持つクラスタから時刻 $(t+1)$ の点 x_{t+1}^* を極大点を持つクラスタへ遷移した時の時刻 $(t+1)$ までの累積スコア $\hat{S}_{cum}^{t+1}(x_{t+1}, x_t)$ を、時刻 t までの累積スコア $\hat{S}_{cum}^t(x_t)$ に遷移スコアとデータスコアを加えたものとして、以下のように定義する。

$$\hat{S}_{cum}^{t+1}(x_{t+1}, x_t) = \hat{S}_{cum}^t(x_t) + \hat{S}_{tr,k,l}^{t+1}(x_{t+1}, x_t) + \hat{S}_{dt,k}^t(x_t) \quad (7)$$

ここで、遷移スコア・データスコア共に 2 次式で表現されることから、累積スコアもやはり 2 次式で表されることから、式 (7) の x_t に関する最大化は、解析的に求めることができる。具体的には、以下のように x_t の最適解 x_t^* が解析的に求まる。

$$x_t^* = \alpha(x_{t+1}) \quad (8)$$

ここで、関数 α は、 x_{t+1} に対する線形関数である。そして、この x_t^* を式 (7) に代入することで、式 (7) が x_{t+1} のみに依存する関数となり、 $\hat{S}_{cum}^{t+1}(x_{t+1})$ として再定義することができる。具体的には、 $\hat{S}_{cum}^{t+1}(x_{t+1})$ は次のようにして再定義される。

$$\hat{S}_{cum}^{t+1}(x_{t+1}) = \hat{S}_{cum}^t(\alpha(x_{t+1})) + \hat{S}_{tr}^{t+1}(x_{t+1}, \alpha(x_{t+1})) + \hat{S}_{dt}^{t+1}(x_{t+1}) \quad (9)$$

ここで、初期状態である $t = 1$ に対する累積スコア $\hat{S}_{cum}^1(x_1)$ は以下のように計算されることに注意されたい。

$$\hat{S}_{cum}^1(x_1) = \hat{S}_{dt}^1(x_1) \quad (10)$$

よって、式 (10) を初期状態として、式 (9) により再帰的に $\{\hat{S}_{cum}^t(x_t) | t = 1, \dots, T\}$ が求まる。次に、終着点における累積スコア $\hat{S}_{cum}^T(x_T)$ に対して、それを最大にする x_T^* を解析的に算出する。その後、式 (8) の逐次適用によりバックトラックすることで、最適パス $x_{T-1}^*, \dots, x_1^*$ を得る。

3.2.5 解析的 DP と離散的 DP の組み合わせによる単一歩行者の軌跡抽出

本手法では、複数の歩行者が映っている映像から一人の歩行者の最適パスを求めるため、節 3.2.4 の手法に離散的 DP の考え方を導入する (図 8)。具体的には、時刻 $(t+1)$ の k 番目の極大点 $x_{t+1,k}^*$ を持つクラスタに到達する経路と

して、そのクラスタへの遷移スコア $\hat{S}_{tr,k,l}^{t+1}(\mathbf{x}_{t+1}, \mathbf{x}_t)$ が存在する時刻 t のクラスタ l からの経路 (図 8 の橙色の線) を考える. そのような l が複数ある場合, $\hat{S}_{tr,k,l}^{t+1}(\mathbf{x}_{t+1,k}^*, \mathbf{x}_{t,l}^*)$ を近似的にそれらのクラスタに対する遷移スコアとし, その値が最大となる l を l^* とすると, 極大点 $\mathbf{x}_{t+1,k}^*$ を持つクラスタへの遷移元は極大点 $\mathbf{x}_{t,l^*}^*$ を持つクラスタとなる. これを $t = 1, \dots, T-1$ について反復適用することにより, それぞれのクラスタの遷移元のクラスタを決めていく.

また, 歩行者は時刻 $t = 1, \dots, T$ の間の途中から映像の端からフレームインすることや端にフレームアウトする場合がある. つまり, DP の初期点や終端点は, 必ずしも時刻 $t = 1$ や $t = T$ となるとは限らない. 本研究では, 歩行者がフレームイン・フレームアウトする領域は, 映像の左端・右端に限定する. そのため, クラスタが画像の左端か右端にある場合のみ, そのクラスタの極大点が初期点・終端点・それ以外の点のいずれであるかを判定する処理を追加する. 具体的には, 時刻 t の k 番目の極大点 $\mathbf{x}_{t,k}^*$ が端にあり, そのクラスタに到達する経路が存在しない場合, $\mathbf{x}_{t,k}^*$ を初期点とする. また, $\mathbf{x}_{t,k}^*$ が端にあり, このクラスタが時刻 $(t+1)$ のいかなるクラスタの遷移元にもならない場合, $\mathbf{x}_{t,k}^*$ を終端点とする. そのいずれにも当てはまらない場合は, 歩行者軌跡のパスの途中の点として見なす.

最後に, 全ての終着点の中で累積スコアの極大値 $\hat{S}_{cum}^t(\mathbf{x}_t^*)$ が最大となる点を探し, 解析的 DP と離散的 DP のバックトラックを並行して行うことによって最適パスを見つけ, 複数歩行者内の単一步行者の軌跡抽出を行う.

3.2.6 複数歩行者の軌跡抽出

映像中から複数歩行者の軌跡を抽出するために, 節 3.2.5 の処理を繰り返し行う. ここで 同じ軌跡を何度も最適パスとして選択しないように, 抽出した軌跡上のクラスタを削除してから次の DP を行うことになるが, そのクラスタを完全に消すと, 映像内で歩行者同士の隠蔽があった場合に追跡が途切れることになる. そこで, 本研究では二つの処理を行ってから次の DP を行う.

一つ目は, 抽出した軌跡上の全てのクラスタを, 次以降の離散的 DP の際に, 積極的に軌跡として選ばれないが他に候補がないときに通過可能なクラスタとして設定し直す処理である. 具体的には, 時刻 t の k 番目のクラスタが離散的 DP の軌跡として選ばれた場合, データスコアの 2 次近似式 $\hat{S}_{dt,k}^t(\mathbf{x}_t)$ と遷移スコアの 2 次近似式 $\hat{S}_{tr,k,l}^t(\mathbf{x}_t, \mathbf{x}_{t-1})$ の係数の絶対値を小さくする処理を行い, スコアが全体的に低くなるように設定する. これは, その場所を DP のパスとして選択できるものの, データスコアや遷移スコアによるスコアの上昇は行われなくすることに相当する.

二つ目は, 抽出した軌跡の歩行者シルエットを削除する処理である. 具体的には, 全ての背景差分画像において, 選ばれた軌跡上の点を足下点とする外接矩形内の前景を全

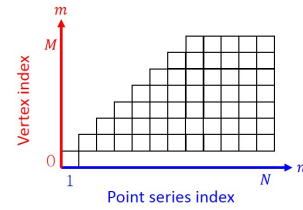


図 9 多角形近似の状態空間

て背景に変える. その上で再度データスコアの極大点を求め, それに対してデータスコアと遷移スコアの 2 次近似式を更新する.

また, 歩行者の身長は様々であることから, 最適な外接矩形サイズは歩行者によって異なる. そのため, 複数の外接矩形サイズに対して本処理を行い, 各繰り返し毎に, 最も累積コストが大きくなる外接矩形サイズを採用するものとする.

3.3 歩行者軌跡の区分線形近似

3.3.1 DP を用いた折れ線近似

歩行者軌跡の区分線形近似は, DP を用いた折れ線近似 [11] を用いて行う. DP を用いた多角形近似では, 入力点列より少ない頂点数の多角形で近似する. 本節ではその手法の概要を示す. まず, N 個の点列を M 本の線分で近似するとして, 図 9 のように状態空間 $\Omega = \{(n, m) : n = 1, \dots, N; m = 0, \dots, M\}$ を定義する. (n, m) は, n 番目までの点列 $\{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ を m 本の線分で近似するという部分問題を表している.

最適な折れ線を見つけるためには, 全ての部分問題を求め, 状態 $(1, 0)$ から (n, m) までの最適なパスを見つける必要がある. そのために, 関数 $D(n, m)$ と $A(n, m)$ を次のように定義し, これらを状態 $(n, m) \in \Omega$ に対して再帰的に求める.

$$D(n, m) = \min_{L(m-1) \leq j < n} \{D(j, m-1) + e^2(p_j, p_n)\}, \quad (11)$$

$$A(n, m) = \min_{L(m-1) \leq j < n} \{D(j, m-1, j) + e^2(p_j, p_n)\}, \quad (12)$$

ここで, $e^2(p_i, p_j)$ は p_i から p_j までの頂点を近似した線分と各頂点の誤差 (ユークリッド距離の自乗) の合計である. 更に, $A(n, m)$ はコスト関数 $D(n, m)$ を最小にする遷移元状態である. このようにして状態 (N, M) まで求め, そこから遷移元状態を辿っていくことによって最適なパスを見つける. その後線形回帰による直線フィッティングで頂点間を結び, 近似した折れ線を描くことができる.

更に, この手法ではあらかじめ近似する線分の数を決めずに, あらかじめ決めた許容誤差 Δ の範囲内で最小の線分数で近似するという拡張も可能である. 具体的には, それぞれの状態で, 頂点 p_i と p_j の間の誤差の合計が許

表 1 小学校の映像の諸元

シーケンス	A	B	C	D
解像度 [画素]	800 × 450			
フレームレート [fps]	12			
画像の数	120	80	250	200
映像内の対象の人数	1	1	2	1

容誤差の範囲内であるとき ($d(p_i, p_j) < \Delta$) のみ, その頂点 p_i と p_j の間を一つの線分で結ぶようにする. そして, 遷移元状態がない状態は状態空間から除外する. 最後に $\{(N, m) : m = 1, \dots, M\}$ の中で遷移元状態がある最小の m を m_{opt} とすると, 状態 (N, m_{opt}) を終了状態として遷移元状態を辿っていく. これにより許容誤差範囲内で最小の線分数での折れ線近似を行うことができる.

節 3.3.1 の手法を時空間中の歩行者軌跡に対して適応し, 区分線形近似による歩行者軌跡の部分抽出を行う. 具体的には, 時空間上の軌跡を xt 平面と yt 平面に分割する. そしてそれぞれについて直線当てはめを行い, 全ての t に対して近似点 (x_t, t) と (y_t, t) を求めることによって近似点 (x_t, y_t, t) が決まる. その近似点 (x_t, y_t, t) と元の点とのユークリッド距離の自乗を誤差とし, 節 3.3.1 の手法を行う.

4. 実験

実験には, 防犯カメラを模した実験用カメラ映像から取り出した 4 つのシーケンス A, B, C, D を用いた. 動画像の詳細は表 1 に示す.

4.1 実験設定

撮影された 4 つのシーケンスに対し, 区分線形近似による歩行者軌跡の抽出を行い, その結果を確認する. 本研究では歩行者の外接矩形の高さを 60[pixel] から 90[pixel] までの 7 段階に設定した.

まず, 節 4.2.1 では, 区分線形近似によって歩行者の軌跡を速度や歩行方向毎に一定した部分的な軌跡として抽出できることを示す.

さらに節 4.2.2 では, 提案手法の有効性を検証するために, 次の三つの手法による抽出結果との比較を行った. まず, 一つ目は遷移スコアを使わずに DP によって軌跡抽出を行った結果である. もう一つは解析的 DP を用いて軌跡抽出を行った結果であり, さらにもう一つは解析的 DP を用いて抽出した軌跡に対して, 更に移動平均を用いた平滑化による手法 [24] の結果である.

4.2 結果

4.2.1 区分線形近似による歩行者軌跡の抽出

この節では, 対象の全ての歩行者に対して, 区分線形近似による歩行者軌跡の分割を行う. 具体的には, 区分線形近似をした際に, 近似した線分が変わる点で軌跡を分割し

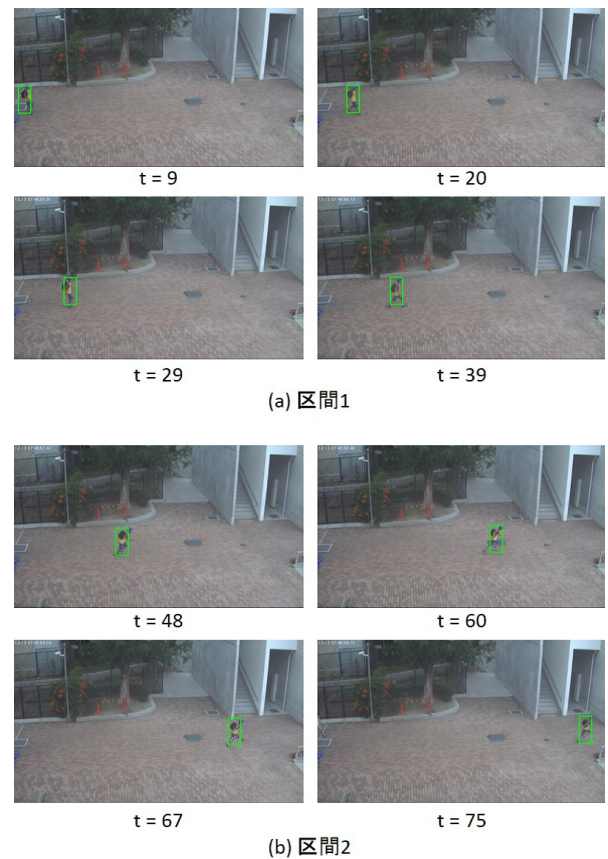


図 10 歩行者 B1 の軌跡分割の結果

た. 図 10 は, その結果の一例を, 近似した一本の線分を一区間として示している. 図 10(b) のように, 人物が走っている区間が, 歩いている区間と分割されていることが分かる. この他の歩行者に関しても, 歩行者の速度や方向によって歩行者軌跡を分割できることを確認した.

4.2.2 歩行者の軌跡抽出の精度の評価

この節では, 表 1 で示したシーケンスに対して, 提案手法を用いた歩行者の軌跡抽出の精度の定量的評価と定性的評価を行う. まず, 区分線形近似による歩行者抽出精度の定量的評価を行う. 定量的評価の指標として x_{error} , y_{error} , d を, 推定した歩行者軌跡の足下点 (x, y) と, 真値の足下点 (x_{gt}, y_{gt}) を用いて以下のように定義する.

$$x_{error} = x - x_{gt} \quad (13)$$

$$y_{error} = y - y_{gt} \quad (14)$$

$$d = \sqrt{x_{error}^2 + y_{error}^2} \quad (15)$$

ここで, x_{error} , y_{error} は推定された足下点と真値の足下点の符号付き誤差, d はそのユークリッド距離となっており, この値の平均値が大きいほど真値との距離が大きいと言える.

遷移スコアなしの DP で軌跡抽出をする手法, 解析的 DP による軌跡抽出を行う手法, 解析的 DP により抽出した軌跡を移動平均を用いた平滑化する手法, 解析的 DP により抽出した軌跡を区分線形近似する提案手法のそれぞれの結

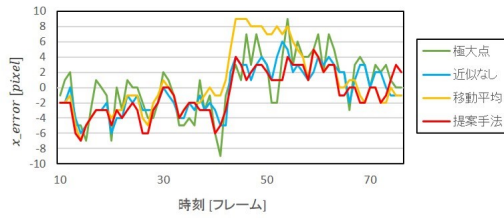


図 11 歩行者 B1 の x_{error} の遷移

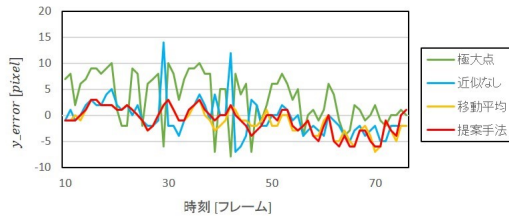


図 12 歩行者 B1 の y_{error} の遷移

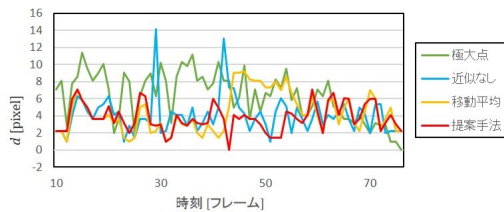


図 13 歩行者 B1 の d の遷移

表 2 各歩行者の x_{error} の絶対値平均

歩行者 ID	DP	解析的 DP	移動平均	提案手法
A1	3.3	3.3	3.9	3.8
B1	3.1	2.6	3.2	2.6
C1	3.7	2.7	3.0	3.2
C2	1.9	2.1	2.9	2.5
D1	2.7	2.0	2.8	2.6

表 3 各歩行者の y_{error} の絶対値平均

歩行者 ID	DP	解析的 DP	移動平均	提案手法
A1	4.7	3.5	3.0	3.2
B1	4.8	2.6	2.1	2.1
C1	8.7	4.2	3.7	3.6
C2	4.8	3.0	2.3	2.5
D1	5.4	2.9	2.6	2.9

果の x_{error} と y_{error} , d の遷移の一例を図 11-13 に、全ての歩行者に対する x_{error} と y_{error} , d の絶対値平均を表 2-表 4 に示す。

また、それぞれの手法による外接矩形を全て原画像に重ねて描画した結果の一例を図 14 に示す。

5. 考察

節 4.2.1 では、歩行者の速度や進む向きによって軌跡を分割して抽出できることが分かった。これにより、全フレームの中で安定して歩いている区間のみを抽出し、歩容認証に用いることができるようになると思われる。

表 4 各歩行者の d の絶対値平均

歩行者 ID	DP	解析的 DP	移動平均	提案手法
A1	6.1	5.2	5.2	5.4
B1	6.3	4.0	4.4	3.8
C1	9.8	5.4	5.2	5.3
C2	5.5	4.0	4.0	3.9
D1	6.4	3.8	4.2	4.3

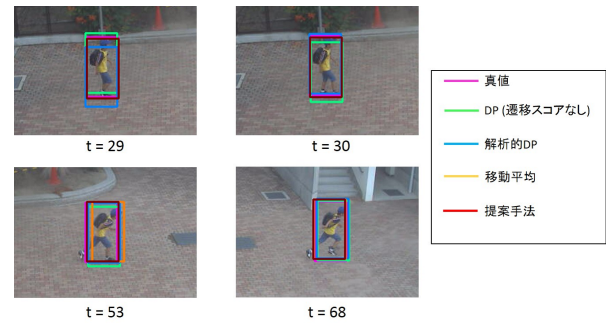


図 14 歩行者 B1 の推定した外接矩形と真値の外接矩形の例

また、図 11 と図 12、表 2、表 3 について見ていくと、 y_{error} の値は近似なしの解析的 DP に比べて移動平均による平滑化や区分線形近似を行ったときの値が平均的に小さくなっていることが分かる。つまり、縦方向の摂動は移動平均による平滑化や区分線形近似を行うことによって抑えられている。しかし、 x_{error} について見てみると、ほとんどの歩行者に対して、近似なしの解析的 DP に比べて移動平均による平滑化を行った場合に x_{error} の値が大きくなっていることが分かる。その要因として、図 14 の $t = 53$ のように歩行者が走り出したり止まったりする場合に抽出した軌跡が大きく横にずれてしまうことが考えられる。また、移動平均による平滑化を行った場合ほどではないものの、近似なしの解析的 DP に比べて区分線形近似を行ったときの値も、少し大きくなっている。これは、解析的 DP のみによる歩行者軌跡の抽出でも x 方向、つまり横方向の足下点のずれがあまりなかったことや、歩行者の向きや速度が少しずつ変わる時に区分線形近似によって軌跡の抽出結果の横方向のずれが大きくなったことなどが要因として挙げられる。

次に図 13、表 4 について考察を行う。まず、図 13 より、歩行者 B1 の d の値は、提案手法を行ったときの結果が、他の手法を用いたときの結果に比べて全体的に小さくなっている。全被験者に対して d の平均値は遷移スコアなしの DP を解析的 DP が下回っている。よって遷移スコアを含めた解析的 DP を行うことによって歩行者軌跡の抽出の精度は良くなると言える。

6. おわりに

本論文では、歩容認証のための区分線形歩行による歩行者軌跡の抽出について述べた。まず最初に、解析的 DP と

離散的 DP を並列実行することによって複数人の歩行者検出・追跡を行った。次に、DP による多角形近似の考え方をを用いて歩行者軌跡の区分線形近似を行った。実験では、区分線形近似を行うことによって歩行者の軌跡抽出の精度について検証し、安定して歩いている区間の軌跡を抽出することが可能であることを示した。

今後の課題としては、歩行者追跡の精度の向上が挙げられる。一つ目は、データスコアの算出方法である。現在は背景差分画像を用いて前景の割合によってスコアを決めているが、シルエット抽出が不要で明るさや色合いの違いにも頑健な時空間特徴である STHOG 特徴等を用いて算出することによってデータスコアの精度の向上を行う必要がある。二つ目は、離散的 DP を用いて各画像のクラスタがどのように遷移していくかを求める際の判定基準である。本論文では、それらのクラスタ間の遷移スコアの 2 次近似式を用いて判定を行っていた。そこで、遷移スコアが極端に悪いものは遷移の積極的に候補から外すような処理を取ったり、初期フレームから HSV 色空間ヒストグラムのモデルを少しずつ更新していき、そのモデルを用いて遷移スコアを計算したりする必要がある。

謝辞 本研究は JSPS 基盤研究 (A)15H01693 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] Mark S. Nixon, Tieniu N. Tan, and Rama Chellappa. *Human Identification Based on Gait (The Kluwer International Series on Biometrics)*. Springer-Verlag New York, Inc., Secaucus, NJ, USA, 2005.
- [2] A.F. Bobick and A.Y. Johnson. Gait recognition using static, activity-specific parameters. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. CVPR 2001. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on*, Vol. 1, pp. I-423–I-430 vol.1, 2001.
- [3] N. Spencer and John Carter. Towards pose invariant gait reconstruction. In *Image Processing, 2005. ICIP 2005. IEEE International Conference on*, Vol. 3, pp. III-261–4, Sept 2005.
- [4] J. Han and B. Bhanu. Individual recognition using gait energy image. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, Vol. 28, No. 2, pp. 316–322, Feb 2006.
- [5] S. Lee, Yanxi Liu, and Robert Collins. Shape variation-based frieze pattern for robust gait recognition. In *Proceedings of CVPR 2007*, June 2007.
- [6] T. Ubukata, K. Terabayashi, A. Moro, and K. Umeda. Multi-object segmentation in a projection plane using subtraction stereo. In *Pattern Recognition (ICPR), 2010 20th International Conference on*, pp. 3296–3299, Aug 2010.
- [7] Yasushi Makihara and Yasushi Yagi. Silhouette extraction based on iterative spatio-temporal local color transformation and graph-cut segmentation. In *Proc. of the 19th Int. Conf. on Pattern Recognition*, Tampa, Florida USA, Dec. 2008.
- [8] Z. Liu and S. Sarkar. Effect of silhouette quality on hard problems in gait recognition. *IEEE Trans. of Systems, Man, and Cybernetics Part B: Cybernetics*, Vol. 35, No. 2, pp. 170–183, 2005.
- [9] 田上拓弥, 横原靖, 村松大吾, 八木康史. 標準歩容モデルとの照合に基づく歩行者領域抽出. 情報処理学会研究報告 コンピュータビジョンとイメージメディア, 第 2015-CVIM-195 巻, pp. 1–6, 奈良, Jan. 2015.
- [10] 裕希川野, 一行藤村, ヤオカイフォン, 誠一内田. 離散型 dp と解析的 dp の統合による動画像中の物体追跡 (テーマセッション, コンピュータビジョンとパターン認識のための機械学習と最適化, 一般). 電子情報通信学会技術研究報告. IBISML, 情報論的学習理論と機械学習, Vol. 110, No. 188, pp. 165–171, aug 2010.
- [11] Alexander Kolesnikov and Pasi Fränti. *Image Analysis: 13th Scandinavian Conference, SCIA 2003 Halmstad, Sweden, June 29 – July 2, 2003 Proceedings*, chapter Polygonal Approximation of Closed Contours, pp. 778–785. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2003.
- [12] N. Dalal and B. Triggs. Histograms of oriented gradients for human detection. In *Proc. of the 18th IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 2, pp. 886–893, 2005.
- [13] N. Dalal, B. Triggs, and C. Schmid. Human detection using oriented histograms of flow and appearance. In *Proc. of the 9th European Conf. on Computer Vision*, Vol. 2, pp. 428–441, Graz, Austria, May 2006.
- [14] David Geronimo, Antonio M. Lopez, Angel D. Sappa, and Thorsten Graf. Survey of pedestrian detection for advanced driver assistance systems. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 32, No. 7, pp. 1239–1258, 2010.
- [15] Alper Yilmaz, Omar Javed, and Mubarak Shah. Object tracking: A survey. *ACM Comput. Surv.*, Vol. 38, No. 4, December 2006.
- [16] 博一加藤, 篤志中澤, 征士井口. 楕円体モデルを用いたリアルタイム人物追跡. 情報処理学会論文誌, Vol. 40, No. 11, pp. 4087–4096, nov 1999.
- [17] Carlo Tomasi and Takeo Kanade. Detection and tracking of point features. Technical report, International Journal of Computer Vision, 1991.
- [18] J. Shi and C. Tomasi. Good features to track. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 1994. Proceedings CVPR '94., 1994 IEEE Computer Society Conference on*, pp. 593–600, Jun 1994.
- [19] Y. Barniv. Dynamic programming solution for detecting dim moving targets. *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, Vol. AES-21, No. 1, pp. 144–156, Jan 1985.
- [20] K.S. Fu and J.K. Mui. A survey on image segmentation. *Pattern Recognition*, Vol. 13, No. 1, pp. 3 – 16, 1981.
- [21] Khalid Bashir, Tao Xiang, and Shaogang Gong. Gait recognition without subject cooperation. *Pattern Recognition Letters*, Vol. 31, No. 13, pp. 2052 – 2060, 2010. Meta-heuristic Intelligence Based Image Processing.
- [22] Toby H.W. Lam, K.H. Cheung, and James N.K. Liu. Gait flow image: A silhouette-based gait representation for human identification. *Pattern Recognition*, Vol. 44, No. 4, pp. 973 – 987, 2011.
- [23] A. Barla, F. Odone, and A. Verri. Histogram intersection kernel for image classification. In *Image Processing, 2003. ICIP 2003. Proceedings. 2003 International Conference on*, Vol. 3, pp. III-513–16 vol.2, Sept 2003.
- [24] H. Tong. Fitting a smooth moving average to noisy data (corresp.). *Information Theory, IEEE Transactions on*, Vol. 22, No. 4, pp. 493–496, Jul 1976.