

大規模歩容モデルの高速検索に基づく 歩容認証のための人物領域抽出

森 俊介^{1,a)} 岩村 雅一^{1,b)} 内海 ゆづ子^{1,c)} 黄瀬 浩一^{1,d)} 田上 拓弥^{2,e)} 槇原 靖^{2,f)}
村松 大吾^{2,g)} 八木 康史^{2,h)}

概要: 歩容認証では、人物領域のシルエットに基づいて抽出される特徴を用いる手法が主流である。この手法では、人物領域の抽出精度が一般に性能を左右するため、人物領域を高精度に抽出できる手法が求められる。人物領域抽出において、歩容の事前知識である標準歩容モデルを用いることで抽出精度が向上することが報告されている。多くの標準歩容モデルを用いると、認証精度が向上すると考えられるが、標準歩容モデルが増えると処理時間が増加するため、大規模な標準歩容モデルを用いることは難しい。この問題を解決するため、本研究では近似最近傍探索を利用して標準歩容モデル選択を高速化する手法を提案する。これにより、処理時間が大きく削減できるため、従来よりも大規模な標準歩容モデルを用いることが容易になる。そこで、認証精度の向上のために、大規模な標準歩容モデルを用いて人物領域を高精度に抽出できるか検証する。実験の結果、従来の認証精度を維持したまま標準歩容モデルの選択時間を82%削減でき、人物領域抽出に大規模な標準歩容モデルを用いることで認証精度が向上することが確認できた。

1. はじめに

近年、防犯カメラの設置台数は増加しており、防犯カメラの映像が人物認証に利用されるケースが増えている。防犯カメラの映像を使用した人物認証には顔認識や歩容認証がある。顔認識は人の顔画像で個人を認識し、歩容認証は人の歩き方で人物を認証する技術である。防犯カメラの映像は低解像度であることが多いため、人の顔がはっきりと映っていない映像では顔認識を利用することが難しい。一方で歩容認証は、遠距離から撮影した低解像度な映像でも人物を認証できる利点を持つ。このため、犯罪捜査で使用される機会が増えている。イギリスでは歩容に基づく手がかりが犯罪捜査の証拠として認められた実例 [1] があり、日本においても防犯カメラ映像による犯罪捜査向けの歩容に基づく人物鑑定システムも開発されている [2]。

歩容認証手法は、モデルベースとアピアランスベースに

大別できる [3]。モデルベースの手法は、入力画像に人物モデル (例えば、楕円体リンクモデル等) を当てはめることで、人の体型や動きといった特徴を抽出し、認証に用いる。利点としては、服装の変化や人物の歩行方向の変化に頑健な点がある。しかし、低解像度の画像に対してモデルの当てはめが難しく、またモデル当てはめの計算コストが高いため、防犯カメラの低解像度映像を使用した人物認証には不向きである。アピアランスベースの手法は、モデルを用いずに画像を直接解析して特徴を抽出し、認証に用いる。利点としては、計算コストが比較的安く、低解像度の画像に対しても認証可能な点がある。本稿では、防犯カメラの低解像度な映像の使用を想定しているため、アピアランスベースの手法の利用を前提とする。

アピアランスベースの手法には、原画像から直接特徴を抽出する手法 (例えば、 [4], [5], [6]) と、原画像から人物領域を抽出して、そのシルエットに基づいて特徴を抽出する手法 (例えば、 [7], [8], [9], [10], [11], [12]) がある。このうち、シルエットに基づく手法は、対象人物が異なる色やテクスチャの服装であっても影響を受けないことから、現在の歩容認証の分野における標準的な手法となっている。

シルエットに基づく手法の課題として、服装のタイプ (スーツ・ダウンジャケット・ロングコート等) の違いによるシルエット形状変化や、人物領域の抽出精度の低下による認証精度低下への対応がある。服装変化等によるシル

¹ 大阪府立大学
Osaka Prefecture University

² 大阪大学
Osaka University

a) mori_s@m.cs.osakafu-u.ac.jp

b) masa@cs.osakafu-u.ac.jp

c) yuzuko@cs.osakafu-u.ac.jp

d) kise@cs.osakafu-u.ac.jp

e) tanoue@am.sanken.osaka-u.ac.jp

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

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

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

エッジ形状変化については、動き部分に重きを置く Masked GEI [10] 等の特徴の上での工夫に加えて、部位毎の服装による影響を考慮した適応的な重み学習 [13] や、Rank SVM を始めとする計量学習に基づく手法 [14] 等の照合時の工夫も試みられており、一定の精度改善が達成されている。

シルエット品質に関しては、人物領域の抽出精度が認証精度に大きな影響を与えないという議論 [15] や、各画素のシルエットノイズが独立であれば、その誤差は GEI 等の平均化処理によって低減されるという議論 [7] がある。しかし、シルエットノイズが画素毎に独立で無い場合にはそのような議論が成り立たず、空間的な正則化を考慮したアルファマット処理による高精度な人物領域抽出により精度改善が見られること [16] や、歩容の標準モデルを事前知識として用いたグラフカット領域分割により人物領域の抽出精度及び認証精度が向上すること [17] が報告されている。犯罪捜査における歩容に基づく人物鑑定 [2] のように、人手によるシルエット抽出が許容される応用では手動でのシルエット作成が可能だが、警備などの自動処理が必要とされる応用では手動でのシルエット作成は困難であり、また、屋外シーンを対象とする場合には影や照明変動の影響によりシルエット品質が低下する恐れがある。そのため、[16] や [17] 等の歩容認証のためのシルエット品質の改善手法は重要となる。特に、手法 [17] のように、標準歩容モデルを事前知識として用いて人物領域を抽出する手法は、その標準歩容モデル数を増やすことで、多様な人物のシルエットに対応できることから、有望な手法と考えられる。その一方で標準歩容モデルが増えると標準歩容モデルの選択に時間がかかるため、大規模な標準歩容モデルを用いることは難しい。

本稿では手法 [17] の問題点を改善すべく、近似最近傍探索を利用して標準歩容モデルの選択を高速化する手法を提案する。これにより、処理時間が大きく削減できるため、従来よりも大規模な標準歩容モデルを用いることが容易になる。そこで、認証精度の向上のために、従来よりも大規模な標準歩容モデルを用いて人物領域を高精度に抽出することができるか検証する。

2. 標準歩容モデルを用いた人物領域抽出 [17]

本節では、提案手法がベースにしている標準歩容モデルを用いた人物領域抽出 [17] について述べる。標準歩容モデルとは、人の歩行の様子を表したシルエット画像列である。標準歩容モデルを用いた人物領域抽出はグラフカット [18] により、入力画像の各画素に前景と背景のラベルを割り当てることで人物領域を抽出する手法である。図 1 に標準歩容モデルを用いた人物領域抽出の流れを示す。まず、入力画像と背景画像から前景領域と背景領域を決定する(データ項)。そして、入力画像からエッジを抽出し、前景と背

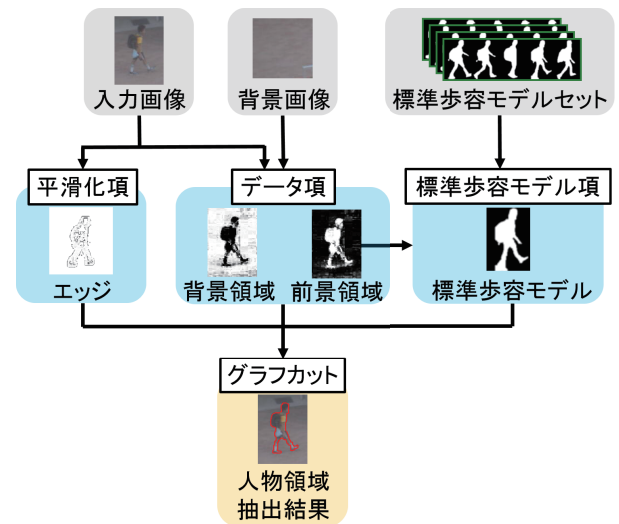


図 1 標準歩容モデルを用いた人物領域抽出

景の境界を決定する(平滑化項)。次に、前景領域と標準歩容モデルの類似度を計算し、最も類似する標準歩容モデルを決定する(標準歩容モデル項)。最後に3つの項をグラフカットにより最適化することで人物領域を抽出する。グラフカットによる人物領域抽出について説明したあと、各項について詳しく述べる。

2.1 グラフカットによる人物領域抽出

グラフカットによる領域分割は、入力画像の画素を q として表現し、各画素 q に割り当てるラベル X_q (FG:前景, BG:背景) に応じて定義される以下の関数の最小化問題として定式化される。

$$E(X) = \sum_{q \in Q} g_q(X_q) + \sum_{(p,q) \in E} h_{pq}(X_p, X_q) + \sum_{q \in Q} g_s(X_q) \quad (1)$$

ここで、 X は入力画像の全画素 Q に対する前景ラベルと背景ラベルの割り当てを表し、 E は全ての隣接サイトの集合を表す。式 (1) において、第1項がデータ項、第2項が平滑化項、第3項が標準歩容モデル項である。

2.1.1 データ項

データ項では、入力画像と背景画像から前景領域と背景領域を求める。前景領域と背景領域を求めるために、背景データ $g_q(X_q = \text{BG})$ と前景データ $g_q(X_q = \text{FG})$ を計算する。

背景データは複数枚の背景画像から得られる背景の色情報であり、この背景データを基に背景領域を抽出する。背景データを設定するために、背景画像を複数枚用いて各画素に対する背景色の平均と共分散行列を算出し、各画素 q の色 c_q に対するマハラノビス距離 $d_{\text{bg},q}$ を計算する。このマハラノビス距離に基づいて、背景データを以下のように定義する。

$$g_q(X_q = \text{BG}) = \omega_{\text{bg}} \exp(-\kappa_{\text{bg}} d_{\text{bg},q}) \quad (2)$$

ここで, ω_{bg}, κ_{bg} は背景データ項の重みを制御するハイパーパラメタである.

前景データは混合ガウスモデルによって表現される前景領域の色情報で, この前景データを基に前景領域を抽出する. まず, 入力画像と背景データの差分を取り前景候補領域を抽出する. そして, その前景候補領域に含まれる色を前景色のサンプルとして, k 平均法を適用することで混合ガウス分布を学習する. そして混合ガウス分布の k 番目のガウス分布に対する平均と共分散行列から, そのマハラノビス距離 $d_{fg,k}$ を計算する. すると, 前景データ項 $g_q(X_q = FG)$ は, 最小マハラノビス距離を与える要素に対する距離を用いて, 以下のように定義される.

$$g_q(X_q = FG) = \omega_{fg} \exp(-\kappa_{fg} \min_k d_{fg,k}) \quad (3)$$

ここで, ω_{fg}, κ_{fg} は前景データの重みを制御するハイパーパラメタである.

2.1.2 平滑化項

平滑化項では, 入力画像からエッジを抽出して前景と背景の境界を求める. 隣接二点間で色の変化が大きくなるところが境界となるように平滑化項を設定する.

$$h_{pq}(X_p, X_q) = \begin{cases} 0 & (X_p = X_q) \\ \omega_{sm} \exp\left(-\kappa_{sm} \frac{|c_q - c_p|^2}{|c_q + c_p|^2 + \varepsilon}\right) & (X_p \neq X_q) \end{cases} \quad (4)$$

ここで, $\omega_{sm}, \kappa_{sm}, \varepsilon$ は平滑化項の重みを制御するハイパーパラメタである.

2.1.3 標準歩容モデル項

標準歩容モデル項では, 2.1.1 で抽出された入力画像の前景領域と最も類似する標準歩容モデルを求める. 標準歩容モデルは複数人の歩容シルエットで構成されており, その各人において前景領域との類似度を計算する. そして全ての標準歩容モデルとの類似度を計算し, 類似度が最大となった標準歩容モデルを最適な標準歩容モデルとする.

前景領域と標準歩容モデルの例をそれぞれ図 2(a) と図 2(b) に示す. 前景領域の n フレーム目 ($n = 1, \dots, N$) の画像を $f(n)$ として生成する. ここで $f(n)$ は, 追跡や検出の結果として与えられる外接矩形で正規化した画像とする. また標準歩容モデルの人数を M 人とし, それぞれの人物について一周期分の歩容シルエットを作成する. そして, m 番目 ($m = 1, \dots, M$) の人物のシルエットの歩容系列から, 高さを正規化して位置合わせしたシルエット系列 $g_m(\phi, s)$ を生成し, 標準歩容モデルとする. ここで, $s = [s_x, s_y]^T$ として, ϕ は位相, s はスケール, s_x は x 方向の並進, s_y は y 方向への並進を表す. 1 人あたりの標準歩容モデルの総枚数を L 枚とすると, $L = \phi s s_x s_y$ となる.

入力画像に対して最適な標準歩容モデルを求めるために, DP マッチングを用いる. 図 3 に DP マッチングの概要を示す *1. まず, 図 3(a) のように各フレームの前景領

*1 図では入力画像の前景領域として入力画像そのものを使用してい

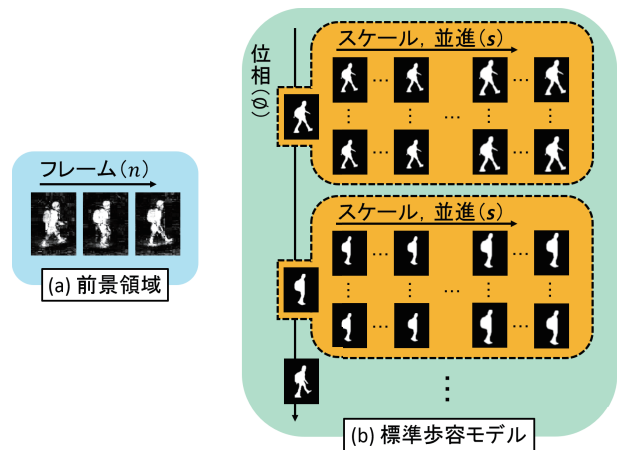


図 2 前景領域と標準歩容モデルの例

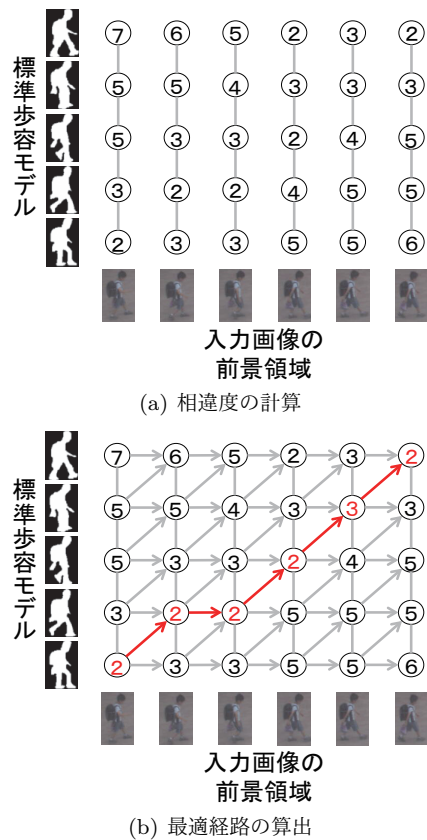


図 3 DP マッチング

域と全ての標準歩容モデルについて相違度を計算する. 前景領域と標準歩容モデルの相違度には, 谷本距離 [19] を用いる. そして相違度の和を DP マッチングの累積コストとし, 図 3(b) のように最適経路を求める. これにより入力画像の各フレームについて最適な標準歩容モデルが求まる.

各フレームに対する標準歩容モデルのシルエットに対して, 符号付き距離場 $d_{Q,s}$ を計算し, シルエットの形状を求める.

るが, 実際の前景領域は標準歩容モデルと同様に白黒画像になる.

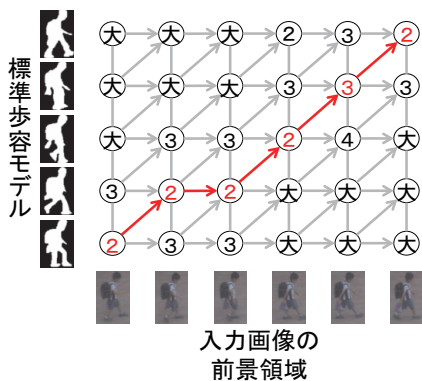


図 4 提案手法の DP マッチング

$$g_s(X_q = \text{BG}) = \omega_{\text{sh}} \frac{1}{1 + \exp(-\kappa_{\text{sh}} d_{\text{sh}})} \quad (5)$$

$$g_s(X_q = \text{FG}) = \omega_{\text{sh}} \frac{1}{1 + \exp(\kappa_{\text{sh}} d_{\text{sh}})} \quad (6)$$

ここで、 $\kappa_{\text{sh}}, \omega_{\text{sh}}$ は標準歩容モデル項の重みを表すハイパーパラメータである。

3. 提案手法

3.1 高速化

標準歩容モデルを用いた人物領域抽出では、2.1.3の標準歩容モデルの選択に時間がかかる。標準歩容モデルの選択には、前景領域と各標準歩容モデルの相違度計算と、DP マッチングによる経路探索の2つの処理がある。このうち、相違度計算の時間が99%を占めている。その原因は、各入力画像に対して全ての標準歩容モデルと相違度を計算するため相違度の計算に時間がかかることである。

そこで提案手法では、前景領域と似ている標準歩容モデルのみの相違度を計算して、DP マッチングを行う。これにより、入力画像と標準歩容モデルの相違度の計算回数を少なくすることができるため、高速化が可能である。図4に提案手法のDP マッチングを示す。まず、前景領域と標準歩容モデルに対して主成分分析を掛けて特徴量の次元を削減する。そして、近似最近傍探索を用いて、主成分分析後の前景領域に似ている主成分分析後の標準歩容モデルを複数選択する。

近似最近傍探索とは、クエリに最も近い (K 個の) データを探索する問題を近似を用いて高速に解く問題である、ここでは入力画像の前景領域と似ている K 個の標準歩容モデルを高速に選択したいので、近似最近傍探索手法をそのまま適用できる。本稿では、近似最近傍探索手法として Bucket Distance Hashing (BDH) [20] を利用する。BDH は二段階の探索によって、クエリの (近似的な) K 近傍点を高速に探索できる。具体的な処理は、以下の通りである。探索対象のデータをあらかじめ複数あるバケットと呼ばれる領域の一つに対応付けておくことで、クエリとバケットの距離に基づいてクエリに近いデータを距離計算候補として高速に選択する。そして、クエリと距離計算候補のデー



図 5 モーフィングにより生成した画像の例

タとの距離を計算することで、クエリの (近似的な) K 近傍点を高速に探索する。

近似最近傍探索を用いることで、入力画像の前景領域と似ている標準歩容モデルの相違度計算が選択的に行える。ここで選ばれなかった相違度は、便宜上取り得る相違度の最大値で代用する。最後に DP マッチングを行い、近似的に最適な標準歩容モデルを求める。

3.2 高精度化

標準歩容モデルを増やすことで多様な人物の形に対応できるため、人物領域抽出精度が向上して歩容認証の精度も向上すると考えられる。標準歩容モデルの枚数を増やす方法としては以下の3つが考えられる。

(1) スケール (s), x 方向の並進 (s_x), y 方向への並進 (s_y) の増加

(2) 位相 (ϕ) の増加

(3) 人物 (M) の増加

(1) についてはパラメータを変更することで、1人あたりの標準歩容モデルの総枚数が増える。また (3) については、標準歩容モデルの人数を増やすことで対応可能である。しかし (2) については、撮影するカメラのフレームレートに依存するため、容易に増やすことはできない。そこで2枚の画像の中間画像を生成するモーフィング [21] を利用して標準歩容モデルの位相を増やす。図5に元の標準歩容モデルの画像とモーフィングにより生成した標準歩容モデルの画像の例を示す。赤枠で囲った画像が元の標準歩容モデルの画像で、その間にある画像がモーフィングによって生成した中間画像である。このようにモーフィングを利用すれば、連続する2フレーム間のシルエット画像を生成することが可能である。

4. 実験

4.1 データセットと認証方法

本稿で用いたデータセットについて説明する。実験には、小学校に設置された2台の防犯カメラで撮影した動画画像を用いた。各動画画像のスナップショットを図6に示す。また動画画像の詳細は表1に示す。カメラA, カメラBでそれぞれ60人の歩行者を撮影し、このうち50人を入力画像、10人を標準歩容モデルとして用いた。入力画像として用いた画像は1人あたり21~41枚である。また、標準歩容モデルの枚数は1人あたり9~13枚であり、手動による切り出しで作成したものである。認証の際、カメラAで撮影した入力画像から抽出される歩容特徴を Probe, カメラB

表 1 小学校の映像の諸元

解像度 [画素]	800 × 450
フレームレート [fps]	12
歩行者の高さ [画素]	約 100(カメラ A), 約 80(カメラ B)



(a) カメラ A (b) カメラ B

図 6 小学校の映像のスナップショット

で撮影した入力画像から抽出される歩容特徴を Gallery として、50 対 50 の認証を行なった。歩容認証の際、人物領域により得られたシルエット列から、高さを正規化して位置合わせをした正規化シルエット画像列を作成した。次に正規化シルエット列から周期検出を行い、歩容特徴として平均シルエットである Gait energy image [7] を作成した。そして、周期ごとの距離の最小値を特徴量とした。カメラ A とカメラ B では歩行者の歩行方向が異なるため、歩行方向を揃えるためにカメラ A で撮影された動画は回転させて用いた。背景項のハイパーパラメータをカメラ A では $\kappa_{bg} = 0.02$, カメラ B では $\kappa_{bg} = 0.01$ とした。

4.2 高速化

標準歩容モデルの選択に要する処理時間と、選択された標準歩容モデルを用いて人物領域を抽出した際の歩容認証の精度を評価した。[17] と実験条件を揃えるために、作成した 10 人の標準歩容モデルのうち、6 人分の標準歩容モデルを使用した。残りの 4 人については、4.3 で標準歩容モデルの人数を増やした際の実験で使用した。標準歩容モデルの選択時間は入力画像として用いる 50 人の平均処理時間をカメラ A, B でそれぞれ求め、歩容認証の精度評価には、1 対多認証で一般的に使われる累積識別精度特性 (Cumulative match characteristic: CMC) 曲線を用いた。CMC 曲線は、ある入力特徴と N 人の登録特徴の照合で得られた N 個の相違度を基に順位付けを行い、正解人物が各順位までに含まれる確率を示したグラフである。

入力画像の前景領域と標準歩容モデルの主成分分析後の次元数は 100 とした。また 1 人あたりの標準歩容モデルの総枚数を L とし、BDH によって選択する標準歩容モデルの枚数を決定する K の値は $K = \lfloor \frac{L}{2} \rfloor, \lfloor \frac{L}{5} \rfloor, \lfloor \frac{L}{10} \rfloor, \lfloor \frac{L}{50} \rfloor, \lfloor \frac{L}{100} \rfloor, \lfloor \frac{L}{200} \rfloor$ とした。使用した計算機の CPU は Intel(R) Core(TM) i7-5820K CPU @ 3.30GHz, メモリは 32GB, OS は Windows7 Enterprise SP1 である。

認証精度の結果を図 7 に、処理時間の結果を図 8 に示す。図 7 は、実線が従来手法での認証精度であり、破線が提案手法での認証精度である。ランクが 1 位の時の認証精度に注目すると、提案手法では $K = \lfloor \frac{L}{100} \rfloor$ までは従来手法

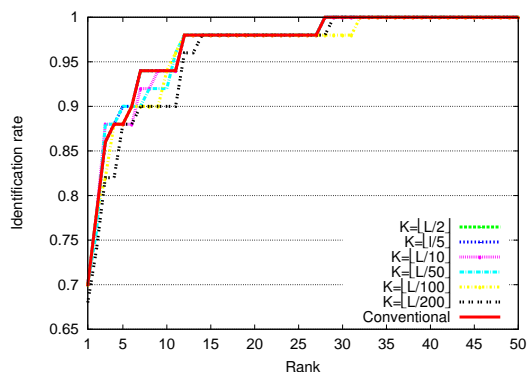


図 7 認証精度

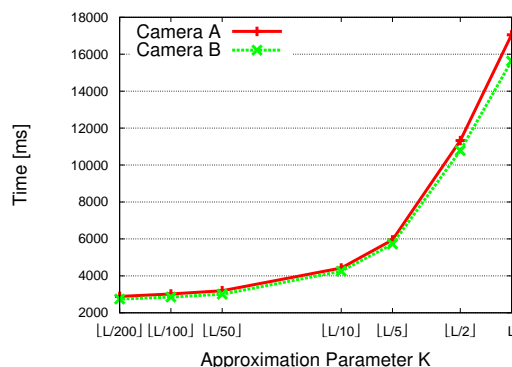


図 8 標準歩容モデルの選択時間

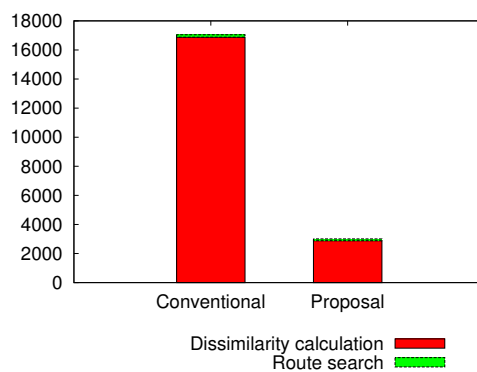


図 9 標準歩容モデルの選択時間の内訳

の認証率と同等で、 $K = \lfloor \frac{L}{200} \rfloor$ で認証率が下がった。図 8 は実線がカメラ A, 破線がカメラ B である。従来手法の処理時間はカメラ A, B でそれぞれ 17051[ms], 15628[ms] であった。また提案手法で $K = \lfloor \frac{L}{100} \rfloor$ の処理時間はカメラ A, B でそれぞれ 3018[ms], 2855[ms] であった。以上のことから、従来手法の認証精度を維持したまま、標準歩容モデルの選択の処理時間を 82% 削減できることがわかった。

図 9 に、カメラ A で撮影した入力画像について従来手法と提案手法 ($K = \lfloor \frac{L}{100} \rfloor$) の相違度の計算時間と DP マッチングの経路探索の時間を示す。提案手法では、従来手法において最も時間がかかる相違度の計算時間を削減できたのは、近似最近傍探索によって相違度を計算する標準歩容モデルを限定したためである。

4.3 高精度化

標準歩容モデルを増やして人物領域を抽出した際の歩容認証の精度を評価した。実験での標準歩容モデルのパラメータを表 2 に示す。表中の太字は、「変更前」から「変更後」で変わったパラメータを表す。人物領域を抽出する際、入力画像の前景領域と標準歩容モデルの類似度が大きい方から最大 3 人分の標準歩容モデルを選択し、それぞれの標準歩容モデルについて人物領域抽出結果を出力し、それぞれの人物領域から歩容特徴を抽出した。認証の際に複数の歩容特徴を用いる場合、Probe, Gallery のマッチングペアごとに最も相違度が小さくなる特徴を採用し、その最小の相違度を結果として出力する。また、近似最近傍探索のパラメータや標準歩容モデルのパラメータは、予備実験において認証精度が最も良かった値を利用した。

ランクが 1 位の時の認証精度を表 3 に示す。最も結果が良かったのは、(2) の位相 (ϕ) を増やして歩容特徴を 3 個使用した場合で、認証精度は標準歩容モデルを増やす前に比べて 4% 上がった。これは位相を 2 倍に増やした結果である。また、高速化した場合でも認証率は下がらなかった。

図 10 に、ランクが向上した人物の人物領域の抽出結果と最も類似度が大きい標準歩容モデルを示す。1 枚の画像のうち、左側が人物領域の抽出結果で、右側が最も類似度が大きい標準歩容モデルを入力画像に重ね合わせた画像である。図 10(a) は、標準歩容モデルの総枚数を増やした場合、足の間やつま先の人物領域の抽出精度が向上した。また、選択された標準歩容モデルはモーフィングにより生成した標準歩容モデルである。モーフィングによって生成した標準歩容モデルが変更前の手動で作成した標準歩容モデルに比べて、入力画像の人物に最適に重なったため人物領域の抽出精度が向上したと考えられる。図 10(b) の変更後では、選択された標準歩容モデルの人物が異なったが、人物領域の抽出精度は高速化なしの場合と同一であった。選択された標準歩容モデルの人物が違ってても、人物領域抽出に影響しない場合があると考えられる。図 11 に、ランクが低下した人物の人物領域抽出の結果と最適な標準歩容モデルを示す。図 11(a) は、フレーム番号 14 では人物領域の抽出精度が向上したが、フレーム番号 20 では人物領域の抽出精度が低下した。入力画像のフレームによっては人物領域の抽出精度が下がり、認証に悪影響を及ぼすと考えられる。図 11(b) の変更後では、フレーム番号 14, 20 共に人物領域の抽出精度が向上した。高速化した場合、入力画像の前景領域と似ていない標準歩容モデルの相違度は最大となるため、一度でも相違度が最大になった標準歩容モデルが選択されにくくなり結果的に精度が向上したと考えられる。

一方、使用する歩容特徴が 1 個の場合のみに注目すると、標準歩容モデルのパラメータを変更した結果は変更前に比べて認証精度が低下した。この時、入力画像の前景領域と

の類似度が最大の標準歩容モデルを利用して歩容特徴を抽出している。つまり、入力画像に対して最適な標準歩容モデルを選択したにも関わらず、認証精度が低下した。そのため入力画像の前景領域との類似度が最大の標準歩容モデルは、必ずしも入力画像に対する最適な標準歩容モデルではないと考えられる。この原因として、総緯度の計算に谷本距離を用いることが適切でない可能性や、人物領域の抽出精度の向上が認証精度の向上に寄与しない可能性などが考えられ、更なる調査が必要である。

5. まとめと今後の課題

人物領域抽出において標準歩容モデルの選択時間を高速化する手法を提案し、その有効性を示した。また、より規模の大きい標準歩容モデルを利用して人物領域を抽出し、歩容認証の精度が向上することを示した。実験において、標準歩容モデルの増加が認証精度の向上に結びつかない場合があったため、この原因の調査が今後の課題である。

謝辞 本研究は、科学技術振興機構 (JST) 戦略的創造研究推進事業 (CREST), JSPS 基盤研究 (A)15H01693, 及び JSPS 基盤研究 (A)25240028 の助成を受けたものである。また、本研究に関するプログラムコードの整頓・提供を頂いた鈴木温之氏に謝意を表します。

参考文献

- [1] Bouchrika, I., Goffredo, M., Carter, J. and Nixon, M.: On Using Gait in Forensic Biometrics, *Journal of Forensic Sciences*, Vol. 56, No. 4, pp. 882–889 (2011).
- [2] Iwama, H., Muramatsu, D., Makiyama, Y. and Yagi, Y.: Gait Verification System for Criminal Investigation, *IPSI Trans. on Computer Vision and Applications*, Vol. 5, pp. 163–175 (2013).
- [3] Makiyama, Y., Matovski, D. S., Nixon, M. S., Carter, J. N. and Yagi, Y.: *Gait Recognition: Databases, Representations, and Applications*, John Wiley & Sons, Inc.
- [4] Little, J. and Boyd, J.: Recognizing People by Their Gait: The Shape of Motion, *Videre: Journal of Computer Vision Research*, Vol. 1, No. 2, pp. 1–13 (1996).
- [5] BenAbdelkader, C., Culter, R., Nanda, H. and Davis, L.: Eigengait: Motion-based recognition people using image self-similarity, *Proc. of Int. Conf. on Audio and Video-based Person Authentication*, pp. 284–294 (2001).
- [6] Kobayashi, T. and Otsu, N.: Action and Simultaneous Multiple-Person Identification Using Cubic Higher-Order Local Auto-Correlation, *Proc. of the 17th Int. Conf. on Pattern Recognition*, Vol. 3, pp. 741–744 (2004).
- [7] Han, J. and Bhanu, B.: Individual Recognition Using Gait Energy Image, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol. 28, No. 2, pp. 316–322 (2006).
- [8] Makiyama, Y., Sagawa, R., Mukaigawa, Y., Echigo, T. and Yagi, Y.: Gait Recognition Using a View Transformation Model in the Frequency Domain., *Proc. of ECCV, Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 3953, Springer, pp. 151–163 (2006).
- [9] Bashir, K., Xiang, T. and Gong, S.: Gait recognition using gait entropy image, *Proc. of the 3rd Int. Conf. on*

表 2 標準歩容モデルのパラメータ

	変更前	変更後		
		(1)	(2)	(3)
人物 (M)[人]	6	6	6	10
位相 (ϕ)	11~13	11~13	変更前の 2 倍	9~13
スケール (s)[段階]	5	11	5	5
x 方向の並進 (s_x)[段階]	5	13	5	5
y 方向への並進 (s_y)[段階]	5	13	5	5

表 3 標準歩容モデルを増やした場合の認証精度 [%]

使用する 歩容特徴の数 [個]	標準歩容モデルのパラメータ							
	変更前		変更後					
			(1) s, s_x, s_y		(2) ϕ		(3) M	
	高速化なし	高速化あり	高速化なし	高速化あり	高速化なし	高速化あり	高速化なし	高速化あり
1	70	70	66	70	68	68	68	68
2	70	68	68	72	70	72	70	68
3	70	70	70	72	74	74	70	68

Imaging for Crime Detection and Prevention, pp. 1–6 (2009).

- [10] Bashir, K., Xiang, T. and Gong, S.: Gait recognition without subject cooperation, *Pattern Recognition Letters*, Vol. 31, No. 13, pp. 2052–2060 (2010).
- [11] Wang, C., Zhang, J., Wang, L., Pu, J. and Yuan, X.: Human Identification Using Temporal Information Preserving Gait Template, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 34, No. 11, pp. 2164–2176 (2012).
- [12] Lam, T. H. W., Cheung, K. H. and Liu, J. N. K.: Gait flow image: A silhouette-based gait representation for human identification, *Pattern Recognition*, Vol. 44, pp. 973–987 (2011).
- [13] Hossain, M. A., Makihara, Y., Wang, J. and Yagi, Y.: Clothing-Invariant Gait Identification using Part-based Clothing Categorization and Adaptive Weight Control, *Pattern Recognition*, Vol. 43, No. 6, pp. 2281–2291 (2010).
- [14] Martin-Felez, R. and Xiang, T.: Uncooperative gait recognition by learning to rank, *Pattern Recognition*, Vol. 47, No. 12, pp. 3793 – 3806 (2014).
- [15] Liu, Z. and Sarkar, S.: 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).
- [16] Hofmann, M., Schmidt, S. M., Rajagopalan, A. and Rigoll, G.: Combined Face and Gait Recognition using Alpha Matte Preprocessing, *Proc. of the 5th IAPR Int. Conf. on Biometrics*, New Delhi, India, pp. 1–8 (2012).
- [17] Makihara, Y., Tanoue, T., Muramatsu, D., Yagi, Y., Mori, S., Utsumi, Y., Iwamura, M. and Kise, K.: Individuality-preserving Silhouette Extraction for Gait Recognition, *IPSJ Trans. on Computer Vision and Applications*, Vol. 7, pp. 74–78 (2015).
- [18] Boykov, Y. Y. and Jolly, M.-P.: Interactive Graph Cuts for Optimal Boundary & Region Segmentation of Objects in N-D Images (2001).
- [19] Jr., K. R. S. and Tanimoto, S. L.: Progressive Refinement of Raster Images, *IEEE Trans. Computers*, Vol. 28, No. 11, pp. 871–874 (1979).
- [20] Iwamura, M., Sato, T. and Kise, K.: What Is the Most Efficient Way to Select Nearest Neighbor Candidates for Fast Approximate Nearest Neighbor Search?, *Proc. 14th*

International Conference on Computer Vision (ICCV 2013), pp. 3535–3542 (2013).

- [21] Makihara, Y. and Yagi, Y.: Earth Mover’s Morphing: Topology-Free Shape Morphing Using Cluster-Based EMD Flows, *Proc. of the 10th Asian Conf. on Computer Vision*, Queenstown, New Zealand, pp. 2302–2315 (2010).

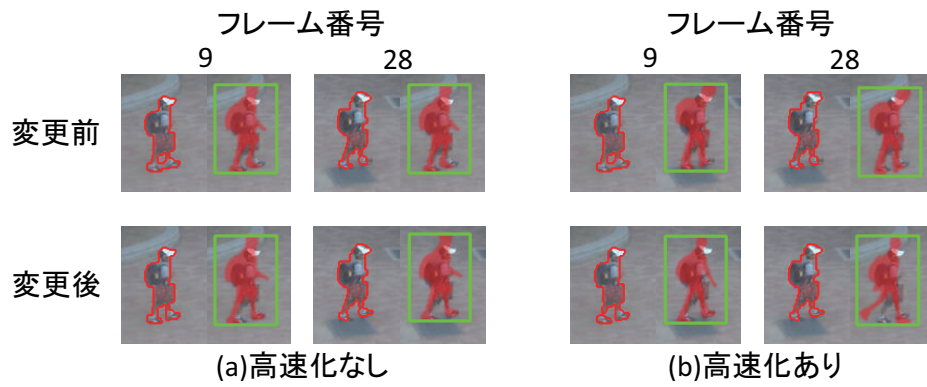


図 10 ランクが向上した人物の人物領域の抽出結果と最も類似度が大きい標準歩容モデル

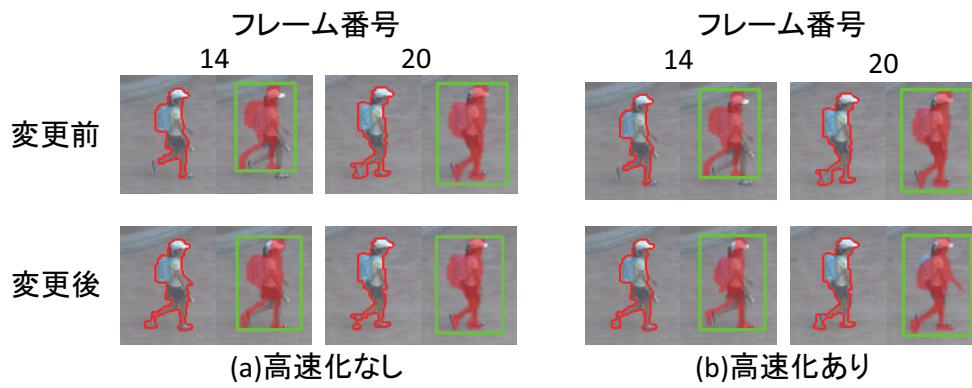


図 11 ランクが低下した人物の人物領域も抽出結果と最も類似度が大きい標準歩容モデル