

輝度値の共起に対する計量学習による 荷物所持に頑健な歩容認証

鈴木 温之¹ 村松 大吾¹ 榎原 靖¹ 八木 康史¹

概要: 映像に現れる歩行者を、その人の歩き方の個性を用いて特定する歩容認証が犯罪捜査などに貢献し利用されている。歩容認証はシルエットに基づく手法が主流であるが、それらは荷物の所持の違いによる認証精度低下の問題がある。これは、シルエットに基づく手法は、見えの変化が歩容特徴の変化に直接つながるため、荷物有りの人と荷物無しの人との歩容特徴に大きな差が生じ、歩容特徴の単純比較では認証が困難となる。そこで本稿では、比較する歩容特徴の輝度値間の相違を比較する二つの輝度値の差に基づき計算するのではなく、本人同士歩容特徴比較における輝度値の共起確率と他人同士歩容特徴比較における共起確率から決定し、その相違を用いて計算する荷物所持に頑健な歩容認証手法を提案する。この手法はシルエットに基づく歩容特徴ならば適用が可能のため、2000人以上の歩容エネルギー画像と歩容エントロピー画像をそれぞれ用いて認証精度評価実験を行ったところ、双方の実験で認証精度の大幅改善が確認できた。

1. はじめに

ヒトの身体的特徴や行動的特徴により個人を自動的に認証する技術は、生体認証（バイオメトリクス）と呼ばれ、さまざまな特徴を用いた手法が提案されている。例えば身体的特徴に基づく手法には指紋や静脈、虹彩、顔などに着目した手法があり、行動的特徴に基づく手法には筆記（署名）やキーストローク、歩き方などに着目した手法がある。いずれの手法も、センサを通してそれらのデータを取得することになるため、利用するセンサや対象特徴の特性により、有効な利用方法や、適用可能なシーンが異なる。例えば、指で画面操作をするスマートフォンへのアクセスを考える場合には、スマートフォンに内蔵された接触センサを用いた指紋認証は非常に有効な手法となりうるが、パソコンのキーボードをタイピングしているユーザを認証したい場合には、キーストロークを用いた手法の方が利便性が高い。その一方で、センサから離れて移動している人物を認証したい場合には、指紋認証や静脈認証、キーストローク認証はデータ取得が困難であり、適用できないが、ある程度の距離であれば顔認証が適用可能であるし、またその人物が歩行しているのであれば歩容認証が適用可能である。歩容認証は顔認証よりも、より遠隔にいる、映像上小さく映る人物の認証が可能である。このように、適用する場面に応じて利用可能な特徴が異なる、言い換えると利用可能

な特徴が制限されるため、想定する場面において、利用可能な特徴により高い精度で認証が可能となる手法を構築することが重要である。

バイオメトリクスの適用先として、施設の入退室や情報機器へのアクセスコントロールがあげられる。これらは、被認証対象者が権利を得るために、認証されることを期待して利用するもので、基本的に対象者は認証に対して協力的であり、またセンサを対象人物の近くに設置可能であるため、多くの手法を適用することができる。一方で、バイオメトリクスの利用が期待される適用先として、犯罪捜査における防犯カメラ映像に映った人物の特定がある。例えば事件が発生した場合に、発生時刻あたりに、その現場に歩いて向かう人物が防犯カメラに映っている場合には、その人物の特定が捜査において重要な情報となりうるし、また事件の犯人が映像に映っている場合にはその人物を特定することが直接犯人特定につながり、事件の早期解決につながる。実際、防犯カメラにう犯人の顔が明確に映っていれば、犯人特定につながるし、解像度が低い場合や、不鮮明で顔認証が適用できない場合でも、歩容認証により人物を特定できる可能性がある。実際に英国において、防犯カメラに映った人物の歩容を解析することで、犯人特定につながった報告がなされており、[1]や日本においても歩容における鑑定システムが構築されている[2]。このような犯罪捜査を考えた場合には、利用できる特徴が限定される上に、被認証対象者が認証に対して協力的ではない、という問題がある。したがって、協力的ではない被験者の認証

¹ 大阪大学
Osaka University, Ibaraki-shi, Osaka, 567-0047, Japan

は、犯罪捜査において非常に期待される技術であるとともに、アクセスコントロール等でも、利便性の向上につながる技術であるため、認証の実現は非常に価値があると考えられる。そこで、本稿では、歩容認証に注目し、協力的ではない人物の認証技術構築を目指す。

歩容認証は歩いている人物をカメラ等で撮影し、その歩き方の違いをデータから定量的に評価することで人物を認証する手法であり、人体モデルの当てはめに基づく「モデルに基づく手法」と、映像から直接特徴を抽出する「見えに基づく手法」に大別される。防犯カメラ映像などを対象とする場合には、高い空間解像度が期待できないため、高い空間解像度を必要とするモデルに基づく手法よりも見えに基づく手法の方が適している。そこで本稿では、見えに基づく手法の主流である、シルエットに基づく手法に焦点をあてる。シルエットに基づく手法における歩容特徴の表現にはいくつかの種類があり、例えば歩容エネルギー画像 (GEI: Gait energy image) [3]、周波数領域特徴 (FDF: Frequency domain feature) [4]、歩容エントロピー画像 (GEnI: Gait entropy image) [5] などが提案されている。

歩容認証において、被験者が協力的ではない場合には、例えば、比較する歩行映像間における歩行方向の違い (視点変化) [4, 6, 7] や服装変化 [8]、所有物の違い [9] への対応が必要となる。本稿では、これらの中で、所有物の違いによる精度低下の問題を取り上げ、所有物有りの人物と所有物無しの人物を高い精度で認証可能な手法を提案する。図 1 に、三名の人物の荷物所持に違いがある場合の GEI を示す。この図より、荷物の影響により歩容特徴が大きく異なっていることが確認できる。荷物の有無により歩行姿勢が変わる場合もある。この歩容特徴の変化が認証精度の低下に原因になっている。所有物の影響を取り除く手段として、荷物の影響がでる場所をマスキングするなどして、利用しない方法が挙げられる。しかし、荷物の場所は常に固定されるわけではなく、人により、またタイミングにより異なるため、荷物の部位を推定する必要がある、推定に誤りがあると認証精度の低下につながる。さらに、荷物の部位を正確にマスキングできたとしても、荷物の所持による、歩行者の姿勢変動の影響を取り除くことはできない。そこで本稿では、荷物の部位を推定することなく、荷物の部位や姿勢変動による影響を最小化する手法を提案する。具体的には、どの部位 (次元) が有効かどうかを推定するのではなく、比較する歩容特徴の輝度値に着目し、本人同士の歩容特徴間での輝度値の共起と、他人同士の歩容特徴間での輝度値の共起を比較することで、輝度値間の相違を、学習により適切に設定することで、認証精度の改善を実現する。

本研究の貢献は以下の通りである

- 輝度値共起に基づく輝度値間相違定量関数の導入
比較する歩容特徴の輝度値間の相違を、比較する二つ



図 1 荷物所持の影響による歩容特徴の変化. 荷物を所持した状態と所持していない状態で生まれる GEI の違いの例.

輝度値の差で測るのではなく、学習に基づき、本人同士の共起頻度、他人同士の共起頻度を考慮して決定する枠組みを提案する。この手法は、荷物の位置を特定することなく、荷物の影響を最小化する方法であり、荷物位置の推定誤りの危険性がない。

- 荷物所持有無歩容認証における精度改善

2000 人以上の被験者データを用いた認証精度評価実験で、提案手法により大きな認証精度改善を実現した。

- 拡張性の高い枠組みの提案

二つの異なる歩容特徴を用いた実験において、精度改善を実現した。これは、提案手法の枠組みが、一つの固有の特徴に対してのみチューニングされたものではなく、より一般的に利用可能な手法であることを示している。

2. 関連研究

荷物所持・服装に頑健な歩容認証

本研究で対象とする荷物所持に頑健な歩容認証は、主に動きよりも見た目上の体型による影響を大きく受けることから、服装変化に頑健な歩容認証とも関連が深い。そのため、本節では荷物所持に加えて、服装変化に頑健な歩容認証についても関連研究を取り上げる。

歩容認証の特徴表現としては、人体のモデル当てはめによるモデルベースの手法 [10–13] とモデル当てはめを行わない見えに基づく手法 [3, 5, 9, 14–17] に大別される。

モデルベースの手法は、人体を関節体として表現して、そのリンクの形状により体型成分を、また、そのリンクの動き (関節角系列) によって動き成分を表現することから、その動き成分を用いることで、荷物所持や服装変化への頑健性を得ることが期待される。その一方で、モデル当てはめを精度良く行うことは一般に難しく、特に防犯カメラなどによる遠方からの低解像度画像による歩容認証の利用場面を考えると、特にモデル当てはめは困難であると言える。

それに対して、見えに基づく手法の場合は、比較低解像度でも認証精度が保たれることから [18]、現在の歩容認証において主流となっている。特に、服装の色やテクスチャに影響を受けないシルエットに基づく特徴表現が数多く提案されている [3, 4, 9, 15, 16, 19–21]。しかし、これらの見えに基づく特徴は、荷物所持や服装変化によって影響を受けることから、直接的な照合を行うと認証精度が低下する。

そのため、見えに基づく手法を荷物所持や服装変化に対して頑健にするための研究が数多く行われている。一つの方法として、見えに基づく歩容特徴に対して直接的に計量学習を適用することが考えられる。例えば、歩容エネルギー画像に線形判別分析 [3] やテンソル判別分析 [22]、Rank support vector machine (Rank SVM) [23]、ランダム部分空間法 [24] を適用する手法や、キーフレームの歩容シルエットに線形判別分析を適用する手法 [25]、ガボール特徴にテンソル判別分析を適用する手法 [26] 等が挙げられる。

これらは全身の歩容特徴に対して直接的に計量学習を適用したものであるが、体の部位に分割して、部位毎に重みを設定して認識する手法が提案されている。例えば、Hossain ら [8] は、八つの体の部位を定義して、各部位によって服装変化の影響を受けているかどうかを確率的に求めて、重みを付けて認識している。また、Rokanujjaman ら [27] は、垂直方向に体の部位を分割したときに最も認証精度が良くなるような部位を学習により求めている。また、Brian ら [28] は、シルエットの輪郭を解析して、バックパックに相当する輪郭を抽出して、それらを除いた輪郭を作成することで荷物所持に頑健な手法を提案している。

これらは、いずれも空間的な位置に対する重み付けによる手法として見なすことができるが、それらとは異なり、荷物所持や服装変化に比較的頑健な、動き情報に焦点を当てた手法も提案されている。最も直接的な手法としては、オプティカルフロー場を用いた手法 [17, 29, 30] が提案されている。また、歩容エネルギー画像を前景の確率表現である見なしエントロピーを計算し、動きの大きい領域でエントロピーが大きくなる歩容エントロピー画像によって認識する手法 [5] や、更に、エントロピーが小さい領域、即ち、動きの小さい領域を歩容エネルギー画像からマスクして除去した特徴を用いた手法等が提案されている [31]。

濃度共起ヒストグラム

本研究で用いる輝度値共起の概念は、画像処理分野で濃度共起ヒストグラムとして幅広く利用されている。古くはテクスチャ解析のために画像内の特定の近傍位置関係にある画素の濃度値の共起を表現した濃度共起ヒストグラムが提案されており [32]、テンプレートマッチングへの応用などもなされている [33]。

また、本研究と同様、異なる画像間の同じ位置にある画素の輝度値の共起を利用している研究もある。例えば、Kita

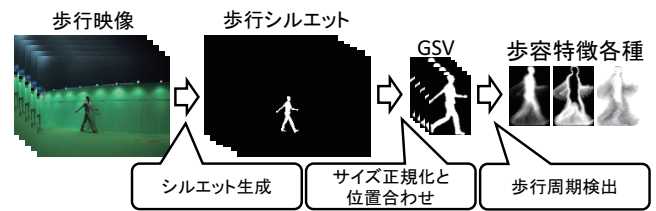


図2 シルエットに基づく歩容特徴抽出の流れ

ら [34, 35] は、輝度共起行列から背景に対応するクラスターを抽出することで、変化検出を行っている。また、時系列画像からの背景モデリングにも輝度共起行列が用いられている [36]。更に、医用画像処理の分野でも、輝度共起行列を用いて、3次元ボリュームデータの位置合わせを行っている例がある [37]。

このように濃度共起ヒストグラムを用いた様々な応用例に関する研究例が有るが、本研究のように、輝度値共起行列の尤度比を用いて個人認証に用いている例は、著者らの知る限り、存在しない。

3. 輝度値の共起を用いた照合手法

3.1 概要

シルエットに基づく歩容認証では、図2に示すように、歩行映像から、歩行シルエット時系列を作成し、サイズ正規化と位置合わせを行って歩容シルエットボリューム（GSV: Gait silhouette volume）を作成し、歩行周期検出をした後に、各歩行周期で歩容特徴を作成し、認証時には、対象となる二つの歩行映像から抽出される歩容特徴間の違いや一致度を評価することで、一対一認証や一対多認証を行うのが主流である。

歩容特徴間の違いを評価するには、各歩容特徴をベクトル化し、相違度に基づく手法であれば、対応する各次元での違いを定義された方法により計算し、各次元の重要度を考慮しながら全次元分を考慮することで相違度を計算する。例えば、プローブとギャラリの歩容特徴をそれぞれ $\mathbf{x}^P \in \mathbb{R}^N$ 、 $\mathbf{x}^G \in \mathbb{R}^N$ と、それぞれの i 番目の次元の値を x_i^P および x_i^G としたとき、プローブとギャラリの相違度 $D(\mathbf{x}^P, \mathbf{x}^G)$ は一般に

$$D(\mathbf{x}^P, \mathbf{x}^G) = f \left(\sum_{i=1}^N m_i \eta(x_i^P, x_i^G) \right) \quad (1)$$

と記述することができる。ここで、 $\eta(a, b)$ は2つの対応する値の違いを定量化する関数であり、L-1 ノルムを考える場合には $\eta(a, b) = |a - b|$ 、L-2 ノルムを考える場合には $\eta(a, b) = (a - b)^2$ となる。また m_i は各次元の重要度（重み）を設定するものであり、L-1 ノルムやL-2 ノルムは一樣な重みを設定した場合である。また、 $f(\cdot)$ は、全次元を考慮して計算された違いを変換する関数であり、L-p ノルムであれば $f(a) = a^{\frac{1}{p}}$ である。

本稿では、シルエットに基づく手法において、荷物を所

持して歩行している人物と荷物を所持せずに歩行している人物間での歩容認証精度を改善することを目指しており、それを実現するために相違度計算方法の改良を行う。式(1)より、相違度計算を変更する場合には、3つの方法が考えられる。一つ目は、各次元の重要度を決定している重み m_i を変更する方法、二つ目は $\eta(a, b)$ を変更する方法、そして三つ目は関数 $f(\cdot)$ を変更する方法である。この中で、本稿では、二つ目の方法、対応するの値の違いを定量化する関数 $\eta(a, b)$ を変更することで、認証精度の改善を目指す。本稿では、歩容特徴における各次元の値（輝度値）の共起に注目して、学習を行うことで、関数 $\eta(a, b)$ を設定する。本稿ではこの関数 $\eta(a, b)$ を輝度値相違定量関数と呼ぶ。

3.2 輝度値共起に基づく輝度値相違定量関数

歩行者の荷物所持有無の違いにより、認証精度が低下する大きな原因は、荷物の存在による歩容特徴の変化により、本人同士の歩容特徴間でもその相違度が大きくなったり、逆に、他人同士の歩容特徴間の相違度が小さくなったりするためであると考えられる。したがって、輝度値相違定量関数を設計する上で求められる性質は、本人同士の歩容特徴間の相違度を小さく、その一方で他人同士の歩容特徴間の相違度を大きく、するものである。そこで、本稿では、本人同士の歩容特徴間での輝度値の共起と、他人同士の歩容特徴間での輝度値の共起を求め、これらの違いを考慮することで、輝度値相違定量関数を設計する。

学習データとして、M 人分の荷物所持有無のそれぞれの歩容特徴が利用できることと仮定する。ここで、学習データは、認証対象者とは異なる、協力的な被験者のデータからなる、事前に準備可能なデータである。この時、 m 番目の人物の荷物所持有りの歩容特徴をそれぞれ N 次元のベクトル χ_m^B 、荷物所持無しの歩容特徴を χ_m^E とし、 i 番目の次元の輝度値をそれぞれ $\chi_{m,i}^B \in \{0, 1, \dots, L\}$ 、 $\chi_{m,i}^E \in \{0, 1, \dots, L\}$ で表す。ここで L は各輝度値の最大値であり、例えば 8 ビットで輝度値を表現する場合には、 $L = 255$ であり、歩容特徴が実数で与えられる場合には、量子化により実現する。これらを用いて、本稿では、本人間正規化輝度値共起ヒストグラム $\overline{h_S}(a, b)$ および他人間正規化輝度値共起ヒストグラム $\overline{h_D}(a, b)$ を次のように計算する。

$$\overline{h_S}(a, b) = \frac{h_S(a, b)}{\sum_a \sum_b h_S(a, b)} \quad (2)$$

$$\overline{h_D}(a, b) = \frac{h_D(a, b)}{\sum_a \sum_b h_D(a, b)} \quad (3)$$

ここで、

$$h_S(a, b) = \sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^N \delta_{a, \chi_{m,i}^B} \delta_{b, \chi_{m,i}^E} \quad (4)$$

$$h_D(a, b) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1: n \neq m}^M \sum_{i=1}^N \delta_{a, \chi_{m,i}^B} \delta_{b, \chi_{n,i}^E} \quad (5)$$

であり、 $\delta_{p,q}$ はクロネッカーのデルタ関数であり、二つの値が等しい場合には 1、そうでない場合には 0 を出力する関数である。

図 3 および図 4 に本人間正規化輝度値共起ヒストグラムおよび他人間正規化輝度値共起ヒストグラムを示す。本人間正規化輝度値共起ヒストグラムが大きい輝度値ペアは、荷物所持有無の本人間歩容特徴を比較する際に頻繁に生じるものであり、一方の他人間正規化輝度値共起ヒストグラムが大きい輝度値ペアは、他人間で比較する際に頻繁に生じるものである。したがって、本人間正規化輝度値共起ヒストグラムが大きいペアの輝度値相違定量関数の値を小さく設定すれば、本人間の相違度は小さく、他人間正規化輝度値共起ヒストグラムが大きいペアの輝度値相違定量関数の値を大きく設定すれば、他人間の相違度を大きくできる。しかし、認証問題においては重要なことは、本人間相違度と他人間相違度を分離することであるため、本人間正規化輝度値共起ヒストグラムと他人間正規化輝度値共起ヒストグラムの比を考え、本人間では頻繁に生じるが、他人間では頻繁に生じない輝度値ペアに対しては小さい値を、本人間では頻繁に生じないが、他人間では頻繁に生じる輝度値ペアには大きな値を与えることを考え、共起ヒストグラムの比に基づいて、輝度値相違定量関数 $\eta_{CoFR}(a, b)$ を次のように設定する。

$$\eta_{CoFR}(a, b) = \ln \frac{\overline{h_D}(a, b) + \varepsilon}{\overline{h_S}(a, b) + \varepsilon} \quad (6)$$

ε は微小値の定数である。 $\varepsilon = 1.0 \times 10^{-8}$ とした時の、設定された輝度値相違定量関数は図 5 となる。

ここで、L-2 ノルムなどで用いられる輝度値相違定量関数は、比較する二つの輝度値の違いを、二つの輝度値の差の絶対値に基づき決定する方法であり、その根底にある考えは、二つの輝度値の大きさが近いほど相違度は小さく、また、その相違度は二つの輝度値の差にのみ依存し、二つの輝度値がどのような値なのかは考慮しない、というものである。一方で、本稿で提案する輝度値相違定量関数は、その値が輝度値の差の絶対値に基づくのではなく、本人間および他人間での共起頻度を考慮して決定されるものであり、また、その値は比較する輝度値のそれぞれに依存して決定されるものであり、これらが大きな違いである。

本稿では学習した輝度値相違定量関数 $\eta_{CoFR}(a, b)$ を用いて認証対象歩容特徴間の相違度を次のように設定する。認証対象のプロープおよびギャラリの歩容特徴をそれぞれ $\mathbf{x}^P = [x_1^P, x_2^P, \dots, x_N^P]^T$ 、 $x_i^P \in \{0, 1, \dots, L\}$ 、 $\mathbf{x}^G = [x_1^G, x_2^G, \dots, x_N^G]^T$ 、 $x_i^G \in \{0, 1, \dots, L\}$ としたとき、二つの歩容特徴の相違度 $D_{CoFR}(\mathbf{x}^P, \mathbf{x}^G)$ は

$$D_{CoFR}(\mathbf{x}^P, \mathbf{x}^G) = \sum_{i=1}^N \eta_{CoFR}(x_i^P, x_i^G) \quad (7)$$

と求め、この相違度を用いて認証を行う。

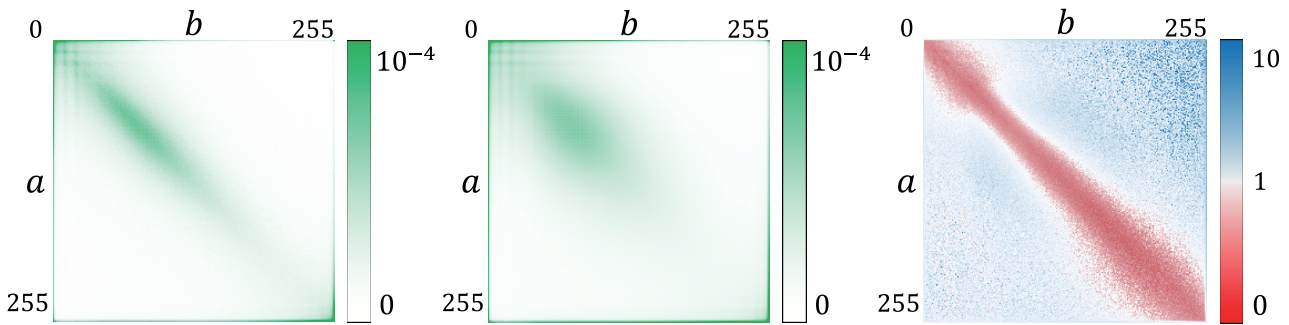


図3 本人間正規化輝度共起ヒストグラム 図4 他人間正規化輝度共起ヒストグラム 図5 学習して得られた輝度値相違定量関数



図6 実験に利用した被験者画像。(所有物有り)被験者の年齢,所持している荷物の種類や持ち方,服装がそれぞれ異なる。

4. 認証評価実験

4.1 データベース

評価用データベースとして,本稿では大阪大学八木研究室が2015年7月15日~2016年6月27日の期間に日本科学未来館にて収集した歩容データの一部を利用する。この歩容データはメディアラボ第15期展示「アルクダケ 一歩で進歩」の一環として,日本科学未来館の協力のもと,歩容個性計測および歩容年齢推定の体験型デモと共に歩容データを自動的に収集する仕組み[38]により収集したものであり,デモ参加者(被験者)から同意を得た上で収集している。

このデータ収集においては,被験者は決められた約4[m]の直線歩行路を,2往復半歩いており,各直線歩行を8台のカメラで撮影している。被験者は,各自がそれぞれ自由な服装,様々な荷物を持って参加しているため(図6)*1,2往復半(計5回)の歩行のうち,1回目の歩行は,各自の荷物を所持した状態で歩行してもらい,その荷物を荷物台

*1 荷物を持参していない被験者や家族・友人に荷物を預けてデモに参加した被験者がいるため,1回目の歩行でも荷物を所持せず歩いている映像もある

に置いてもらう。そして,2回目から5回目の歩行は荷物を所持しない,手ぶらの状態で歩行してもらう。これにより,荷物を持った歩行映像と荷物を持たない歩行映像が取得される。本評価では,1回目の歩行映像を荷物所持有りデータ,3回目の歩行映像を荷物所持無しデータとして評価に用いる。本データ収集では,8万人を超える被験者の歩容データを8台のカメラで収集することができたが,本評価では,そのうちの,処理の終了した2071人の被験者の左横から撮影した映像を対象とし,その映像から一歩行周期分の歩容特徴を抽出し,利用する。

4.2 評価方法

2071人のデータに関し,二交差確認法により,精度を評価する。評価では,2071人を独立した二つの被験者グループに分け(グループAおよびグループBと呼ぶ),実験1ではグループAの被験者データを学習データに,グループBの被験者データを評価データとして用い,実験2では,学習データと評価データを入れ替えて評価を行った。

評価は各実験において,一対一認証および一対多認証での精度評価を行った。一対一認証では,相違度をしきい値と比較することで,他人誤受入率(FAR: False accept rate)と本人誤拒否率(FRR: False reject rate)を計算し,しきい値を変動させることで,受信者操作特性(ROC: Receiver operating characteristics)曲線を描くことで精度を確認する。また評価指標として,等誤り率(EER: Equal error rate)を求める。一方,一対多認証では,累積識別精度特性(CMC: Cumulative match characteristics)曲線を描くとともに,一位認識率(Rank-1)を求める。

提案手法の有効性を確認するために,二つの歩容特徴GEIとGEnIを用い,評価実験では,提案手法に加え歩容特徴間のL-2ノルムに基づく相違度を用いた認証手法も合わせ評価する。

4.3 実験結果

図7に一対一認証の結果としてROC曲線を,図8に一対多認証の結果としてCMC曲線を示す。また,表1に,各実験のEERおよびRank-1をまとめる。GEIと提案手

表 1 各実験における EER と Rank-1

実験	歩容特徴	相違度	EER [%]	Rank-1 [%]
実験 1	GEI	L-2 ノルム	34.48	24.61
	GEI	提案手法	18.84	39.48
	GEnI	L-2 ノルム	27.03	29.54
	GEnI	提案手法	19.33	37.45
実験 2	GEI	L-2 ノルム	33.76	25.22
	GEI	提案手法	17.87	40.97
	GEnI	L-2 ノルム	25.32	30.43
	GEnI	提案手法	19.07	39.32

法を用いた認証は、GEI と L2 ノルムを用いた認証よりも精度が高いことが ROC 曲線と CMC 曲線の評価結果から確認できる。さらに、GEI と提案手法を用いた認証のほうが、荷物所持に対して頑健性を有する GEnI と L2 ノルムを用いた認証よりも精度が高い。そして GEI と GEnI で提案手法を用いた場合、GEI のほうが認証精度が高いことを確認した。

5. 結論

本稿では比較する歩容特徴の輝度値間を、本人同士歩容特徴比較における輝度値の共起確率と他人同士歩容特徴比較における共起確率に基づき輝度値相違定量関数を決定し、その輝度値相違定量関数を用いて歩容特徴間の相違度を計算する、荷物所持に頑健な歩容認証手法を提案した。また、提案手法の有効性を 2000 人以上の被験者から集めた歩容データに対して評価実験を行った。その結果二つの歩容特徴表現（GEI 及び GEnI）を用いた認証実験において、L-2 ノルムを用いた手法よりも高い認証精度を達成できた。

また、提案手法を荷物所持の有無の違いによる問題に適用し、評価を行ったが、この手法は他の問題、例えば歩行速度変化や服装変化にも適用可能であると考えられる。また、この手法は、判別分析等の次元に対する計量学習との組み合わせにより更なる精度向上が期待できる。これらの検証は今後の課題である。また、本稿では、輝度値間相違定量関数を、歩容特徴全体で構築したが、輝度値の共起は身体の部位により異なる特性を持つ可能性がある。そのため、輝度値共起の身体部位依存性を調査するとともに、依存性がある場合には、それらを考慮した。

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)、及び JSPS 基盤研究 (A)JP15H01693 の助成を受けたものである。また、日本科学未来館のメディアラボの第 15 期展示の場をお借りし、長期の常設展示によるデータ収集の機会をいただいたことに、日本科学未来館のスタッフの方に感謝致します。

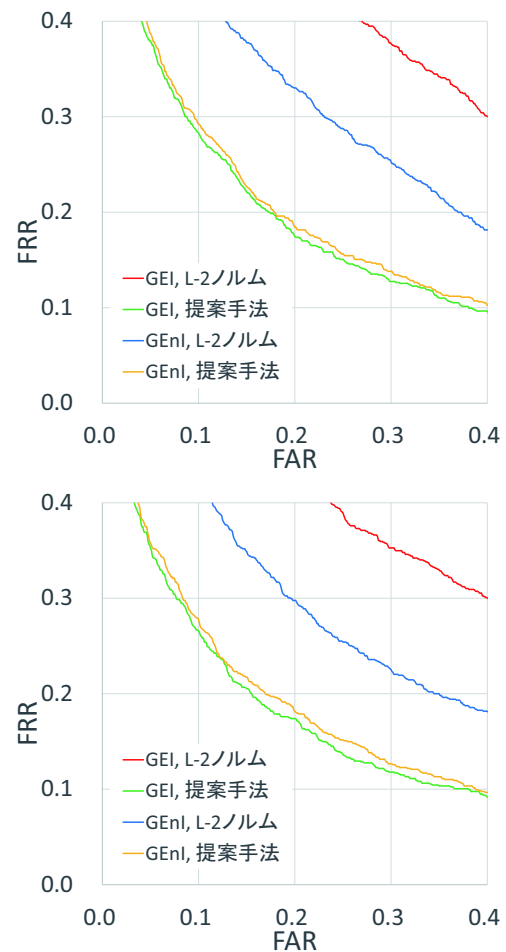


図 7 荷物所持に違いがある場合の ROC 曲線（上）実験 1，（下）実験 2

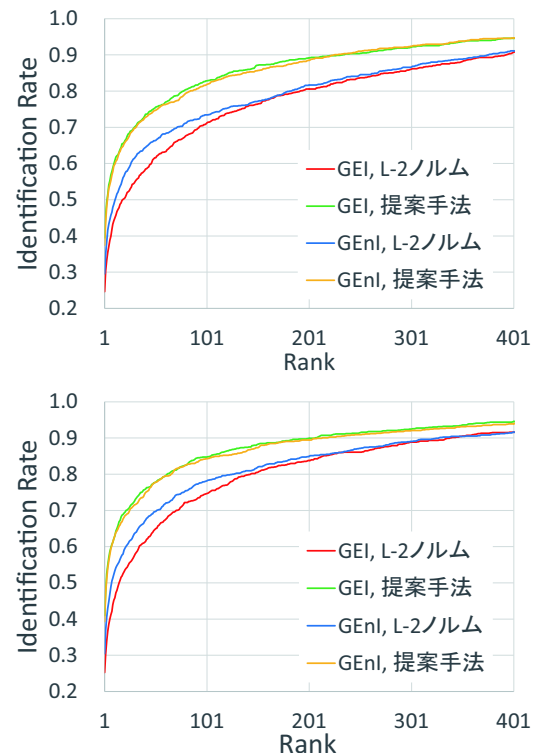


図 8 荷物所持に違いがある場合の CMC 曲線（上）実験 1，（下）実験 2

参考文献

- [1] I. Bouchrika, M. Goffredo, J. Carter, and M. Nixon, "On using gait in forensic biometrics," *Journal of Forensic Science*, vol. 56, no. 4, pp. 882–889, 2011.
- [2] H. Iwama, D. Muramatsu, Y. Makihara, and Y. Yagi, "Gait verification system for criminal investigation," *IPSSJ Transactions on Computer Vision and Applications*, vol. 5, pp. 163–175, Oct. 2013.
- [3] J. Han and B. Bhanu, "Individual recognition using gait energy image," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 28, no. 2, pp. 316–322, 2006.
- [4] Y. Makihara, R. Sagawa, Y. Mukaigawa, T. Echigo, and Y. Yagi, "Gait recognition using a view transformation model in the frequency domain," in *Proc. of the 9th European Conference on Computer Vision*, Graz, Austria, May 2006, pp. 151–163.
- [5] K. Bashir, T. Xiang, and S. Gong, "Gait recognition using gait entropy image," in *Proc. of the 3rd Int. Conf. on Imaging for Crime Detection and Prevention*, Dec. 2009, pp. 1–6.
- [6] D. Muramatsu, A. Shiraishi, Y. Makihara, M. Z. Uddin, and Y. Yagi, "Gait-based person recognition using arbitrary view transformation model," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 24, no. 1, pp. 140–154, Jan 2015.
- [7] K. Shiraga, Y. Makihara, D. Muramatsu, T. Echigo, and Y. Yagi, "Geinet: View-invariant gait recognition using a convolutional neural network," in *Proc. of the 8th IAPR Int. Conf. on Biometrics (ICB 2016)*, June 2016, pp. 1–8.
- [8] M. A. Hossain, Y. Makihara, J. Wang, and Y. Yagi, "Clothing-invariant gait identification using part-based clothing categorization and adaptive weight control," *Pattern Recognition*, vol. 43, no. 6, pp. 2281–2291, Jun. 2010.
- [9] S. Sarkar, J. Phillips, Z. Liu, I. Vega, P. G. ther, and K. Bowyer, "The humanoid gait challenge problem: Data sets, performance, and analysis," *IEEE Trans. of Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 27, no. 2, pp. 162–177, 2005.
- [10] A. Bobick and A. Johnson, "Gait recognition using static activity-specific parameters," in *Proc. of the 14th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1, 2001, pp. 423–430.
- [11] L. Lee, "Gait analysis for classification," Ph.D. dissertation, Massachusetts Institute of Technology, 2002.
- [12] D. Cunado, M. Nixon, and J. Carter, "Automatic extraction and description of human gait models for recognition purposes," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 90, no. 1, pp. 1–41, 2003.
- [13] G. Ariyanto and M. Nixon, "Marionette mass-spring model for 3d gait biometrics," in *Proc. of the 5th IAPR International Conference on Biometrics*, March 2012, pp. 354–359.
- [14] S. Niyogi and E. Adelson, "Analyzing and recognizing walking figures in xyt," in *Proc. of the 7th IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1994, pp. 469–474.
- [15] S. Mowbray and M. Nixon, "Automatic gait recognition via fourier descriptors of deformable objects," in *Proc. of the 1st IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance*, 2003, pp. 566–573.
- [16] C. Wang, J. Zhang, L. Wang, J. Pu, and X. Yuan, "Human identification using temporal information preserving gait template," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 34, no. 11, pp. 2164–2176, nov. 2012.
- [17] T. H. W. Lam, K. H. Cheung, and J. N. K. Liu, "Gait flow image: A silhouette-based gait representation for human identification," *Pattern Recognition*, vol. 44, pp. 973–987, April 2011. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1016/j.patcog.2010.10.011>
- [18] T. Kimura, Y. Makihara, D. Muramatsu, and Y. Yagi, "Single sensor-based multi-quality multi-modal biometric score database and its performance evaluation," in *Proc. of the 7th IAPR Int. Conf. on Biometrics (ICB 2015)*, no. Paper ID 61, Phuket, Thailand, May 2015, pp. 1–8.
- [19] H. Murase and R. Sakai, "Moving object recognition in eigenspace representation: Gait analysis and lip reading," *Pattern Recognition Letters*, vol. 17, pp. 155–162, 1996.
- [20] A. Mori, Y. Makihara, and Y. Yagi, "Gait recognition using period-based phase synchronization for low frame-rate videos," in *Proc. of the 20th International Conference on Pattern Recognition*, Istanbul, Turkey, Aug. 2010, pp. 2194–2197.
- [21] Z. Liu and S. Sarkar, "Simplest representation yet for gait recognition: Averaged silhouette," in *Proc. of the 17th International Conference on Pattern Recognition*, vol. 1, Aug. 2004, pp. 211–214.
- [22] D. Xu, S. Yan, D. Tao, L. Zhang, X. Li, and H. jiang Zhang, "Human gait recognition with matrix representation," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 16, no. 7, pp. 896–903, 2006.
- [23] R. Martin-Felez and T. Xiang, "Uncooperative gait recognition by learning to rank," *Pattern Recognition*, vol. 47, no. 12, pp. 3793–3806, 2014. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320314002325>
- [24] Y. Guan, C. T. Li, and F. Roli, "On reducing the effect of covariate factors in gait recognition: A classifier ensemble method," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 37, no. 7, pp. 1521–1528, July 2015.
- [25] Z. Liu and S. Sarkar, "Improved gait recognition by gait dynamics normalization," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 28, no. 6, pp. 863–876, 2006.
- [26] D. Tao, X. Li, X. Wu, and S. J. Maybank, "General tensor discriminant analysis and gabor features for gait recognition," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 29, no. 10, pp. 1700–1715, Oct. 2007. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1109/TPAMI.2007.1096>
- [27] M. Rokanujjaman, M. Islam, M. Hossain, M. Islam, Y. Makihara, and Y. Yagi, "Effective part-based gait identification using frequency-domain gait entropy features," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 74, no. 9, pp. 3099–3120, May 2015.
- [28] B. Decann and A. Ross, "Gait curves for human recognition, backpack detection, and silhouette correction in a nighttime environment," in *Proc. of the SPIE, Biometric Technology for Human Identification VII*, vol. 7667, 2010, pp. 76 670Q–76 670Q–13.
- [29] J. Little and J. Boyd, "Recognizing people by their gait: The shape of motion," *Videre: Journal of Computer Vision Research*, vol. 1, no. 2, pp. 1–13, 1996.
- [30] K. Bashir, T. Xiang, and S. Gong, "Gait representation using flow fields," in *Proc. of the 20th British Machine Vision Conference*, London, UK, Sep. 2009, pp. 1–11.

- [31] —, “Gait recognition without subject cooperation,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 31, no. 13, pp. 2052–2060, Oct. 2010.
- [32] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, “Textural features for image classification,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. SMC-3, no. 6, pp. 610–621, Nov 1973.
- [33] M. Hashimoto, T. Fujiwara, H. Koshimizu, H. Okuda, and K. Sumi, “Extraction of unique pixels based on co-occurrence probability for high-speed template matching,” in *Optomechatronic Technologies (ISOT), 2010 International Symposium on*, Oct 2010, pp. 1–6.
- [34] Y. Kita, “Change detection using joint intensity histogram,” in *18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR’06)*, vol. 2, 2006, pp. 351–356.
- [35] —, “A study of change detection from satellite images using joint intensity histogram,” in *Pattern Recognition, 2008. ICPR 2008. 19th International Conference on*, Dec 2008, pp. 1–4.
- [36] —, “Background modeling by combining joint intensity histogram with time-sequential data,” in *Pattern Recognition (ICPR), 2010 20th International Conference on*, Aug 2010, pp. 991–994.
- [37] M. E. Leventon and W. E. L. Grimson, *Multi-modal volume registration using joint intensity distributions*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1998, pp. 1057–1066. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1007/BFb0056295>
- [38] Y. Makihara, T. Kimura, F. Okura, I. Mitsugami, M. Niwa, C. Aoki, A. Suzuki, D. Muramatsu, and Y. Yagi, “Gait collector: An automatic gait data collection system in conjunction with an experience-based long-run exhibition,” in *Proc. of the 8th IAPR Int. Conf. on Biometrics (ICB 2016)*, June 2016, pp. 1–8.