

歩行周期間における空間ゆらぎ画像列を用いた歩行者年齢推定

Kamijo, Motoya / 上條, 元彌

(出版者 / Publisher)

法政大学大学院情報科学研究科

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

法政大学大学院紀要. 情報科学研究科編

(巻 / Volume)

19

(開始ページ / Start Page)

1

(終了ページ / End Page)

6

(発行年 / Year)

2024-03-24

(URL)

<https://doi.org/10.15002/00030610>

歩行周期間における空間ゆらぎ画像列を用いた歩行者年齢推定 Gait-based Age Estimation using Spatial Fluctuating Image Sequences during the Gait Cycle

上條 元彌

Motoya Kamijo

法政大学大学院情報科学研究科 情報科学専攻

E-mail: motoya.kamijo.2j@stu.hosei.ac.jp

Abstract

Since gait contains personal characteristics, it has been widely studied and put into practical use as a biometric authentication modality. Gait recognition is a technique based on image recognition and uses the walking silhouette of the subject. However, walking is not a perfectly periodic movement, the observed silhouettes can fluctuate depending on a cycle. From the perspective of physical therapy and gait analysis, we hypothesized that this fluctuation is related to changes in gait with growth and aging. And that the fluctuation could be utilized as a feature in age estimation. In this study, we propose to use spatial fluctuations calculated from multiple gait cycles for age estimation. Spatial fluctuations are represented as a sequence of differential silhouette images associated with two gait cycles. The feature extractor trained on these differential silhouette image sequences is used to estimate actual age. We report the evaluation results. As a result, the mean absolute error (MAE) using three shooting angles showed an improvement of approximately 0.1 years in estimation error. When only the 0° shooting angle was used for training, an improvement of approximately 0.5 years in estimation error was observed.

1. まえがき

画像処理やパターン認識、深層学習等の分野は著しく発展を遂げてきた。生体認証の研究でもこれらの発展に伴い、精度が改善してきている。歩容も生体認証におけるモダリティの一つであり、今日まで多くの研究がなされてきた。歩容とは動物の歩行パターンのことであり、歩容認証はこの歩き方の個人性を利用した生体認証技術である。指紋、顔、静脈といった他のモダリティとは異なり、遠距離から撮影された映像や低解像度な映像においても人物を認証可能なモダリティである。また個人認証以外にも、歩容は性別・年代といった属性推定にも用いられ、犯罪捜査やマーケティングの観点からも注目を集めている[1]。さらに、歩容は歩行分析の分野などでも注目を集めている。歩容を分析することで、アスリートのパフォーマンス向上や、病気の診断を目的とする研究もなされている[2][3]。

歩容の特徴表現はモデルベースとアピアランスベースの大きく二つに分けられる。モデルベースの手法の場合は対象の人物領域に対して人体モデルをあてはめ、関節の動き方を特徴として抽出する。モデルベースは服装の変化や荷物の有無に影響を受けにくい利点がある一方で、人物モデルの当てはめの誤差や計算コストの問題点が挙げられる。

本研究ではアピアランスベースの特徴表現を用いており、この手法はモデルの当てはめを行わず、入力画像から直接特徴を抽出する。アピアランスベースの特徴表現は計算コストが低い利点が挙げられる一方で観測方向や服装の変化、荷物の有無に影響を受けやすいという問題点がある。アピアランスベースの特徴表現は服や持ち物の色等から影響を受けないよう、シルエットへと変換したものが主流となっている。

2. 関連研究

2.1. 歩行と年齢

理学療法や歩行分析[4]の分野では、歩行の発達や成人期の歩行調節、加齢による歩行の変化など、年齢と歩行に関する分析が多くなされている。例えば、小児は成人期や年長児と比較して上部が重く歩行が安定しないことや、高齢者は加齢により体力・筋肉量・骨密度が減少し、バランス能力の低下を引き起こしていることなどが古くから知られている[5][6]。また伊東ら[7]は 22~79 歳の健康男子を対象に歩行分析を行い、歩数を時間で割った歩行率が加齢に伴い直線的に低下することを報告している。

2.2. 深層学習ベースの歩容認証・歩容属性推定

今日の歩容認証の研究はほとんどが深層学習ベースへとシフトしている。アピアランスベースの特徴表現で最も代表的な特徴表現としてシルエット画像列を一歩行周期で加算平均した歩容エネルギー画像 GEI(gait energy image)[8]が存在する。GEI は正規化された歩行シルエット画像列の t 枚目のフレームの画素 (x, y) における輝度値を $I(x, y, t)$ 、歩行周期を P としたとき以下の(1)の通りに表すことができる。

$$GEI(x, y) = \frac{1}{P} \sum_{t=1}^P I(x, y, t) \quad (1)$$

深層学習が歩容認証に導入された当初、GEI を入力とした識別モデル GEINet が提案された[9]。AlexNet[10]の構造をベースとした特徴抽出器であり、最終層のノードの特徴ベクトルによる相違度を計算することで、認証精度の評価をしている。GEINet は、従来の機械学習手法の性能を2倍以上上回る結果を得た。

また GEI を用いた年齢推定も多く存在し、山野ら[11]は撮影角度情報を特徴から排除する補助タスクのもとで年齢の回帰問題を主タスクとした GEINet を構築し、学習に用いられていない撮影角度の推定精度を大幅に改善した。GEI は歩容特徴を一枚の画像で表現でき、扱いが極めて容易である一方で、(1)の式から分かるように時系列を平均化しているため、多くの時間的情報を失っている。そこで Chao[12]らは歩行シルエットを複数枚ランダムに選択し、それらをセットで入力とする深層ネットワーク GaitSet を提案した。認証精度の比較では、GaitSet は GEINet の 1 位認証率を 2 倍以上に向上させ、高い性能を示した。

3.提案手法

GaitSet は一歩行周期の中から複数枚のシルエットを利用することで、高い性能を示す特徴抽出器となっているが、一歩行周期の後の周期に現れる特徴は考慮していない。著者は理学療法や歩行分析の観点に基づき、年齢推定には異なる歩行周期間におけるゆらぎ特徴が年齢推定の精度改善に繋がると考えた。本節ではゆらぎの定義とゆらぎの特徴表現について記す。そして GaitSet の入力とし、年齢のクラス問題と回帰問題を解き、ゆらぎ特徴の有用性を示す。フローチャートは図 1 の通りとなる。

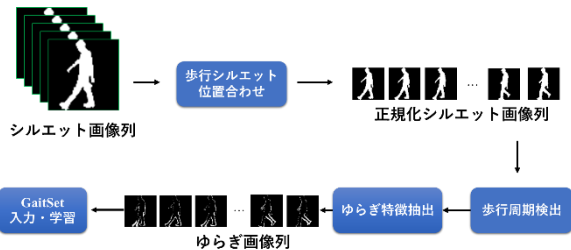


図 1. 研究の概要

3.1. 歩容のゆらぎ

歩行は、歩行周期と呼ばれる一定の動作が繰り返される周期運動である。しかし歩行速度や姿勢、歩行率は時々刻々と変化し、変動が生じているため完全な周期運動ではなく、ゆらぎが生じている。歩容におけるゆらぎは図 2 のように、時間的なゆらぎと空間的なゆらぎの二つに分かれている。時間的なゆらぎは位相ゆらぎと周期ゆらぎが存在し、位相ゆらぎは周期に応じて取得できる歩行期に変化が生じることによるゆらぎで、周期ゆらぎは歩くテンポの変化による立脚期や遊脚期の長さの変動である。空間的なゆらぎは歩行のフォームの変化で、腕の振れ幅や歩幅の大きさなどが挙げられる。Aqmar ら[13]は認証精度の劣化の原因となるノイズとしてのゆら

ぎと特徴量としてのゆらぎを定義し、ノイズを低減させた位相正規化画像列とゆらぎ特徴を用いて照合を行った。

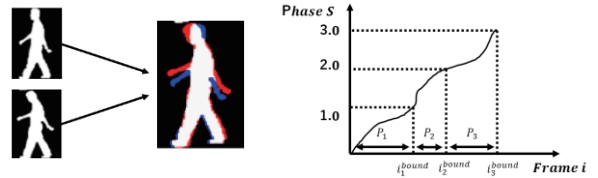


図 2. 空間的なゆらぎ(左)と時間的なゆらぎ(右)

3.2. シルエット画像列の前処理

シルエット画像列は基本的に、位置を固定されたカメラで撮影された、人物の映像から生成される。そのため画像内で対象人物のシルエットは位置や大きさが異なる。そこで、対象人物のシルエットの高さ情報を基準に、アスペクト比が保たれるように横幅を決定して画像の正規化を行い、 64×64 の大きさの画像列へと変換する。図 3 は、位置合わせ後の正規化シルエット画像列である。

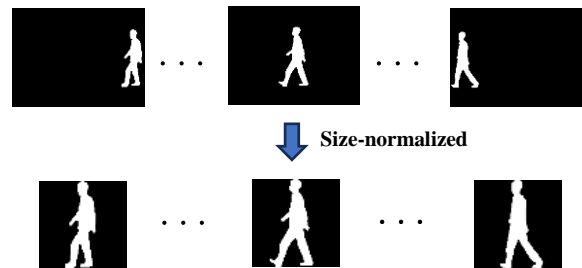


図 3. 正規化シルエット画像列の生成

3.3. 空間ゆらぎ画像列の生成

本研究は空間ゆらぎを特徴として扱い、画像列で表現する。ゆらぎを画像列として表現するためには、まず撮影された人物の映像が一歩行周期を表現するまでのフレーム枚数を取得する必要がある。一枚目のシルエットを基準に時間軸方向の正規化自己相関を計測し、ここから最大相関間隔を算出する。シーケンスを $T(N)$ 、 n フレーム目の空間位置 (x, y) におけるバイナリ信号を $g(x, y, n)$ とすると、 N フレームだけシフトした正規化自己相関は(2)のように求められる。

$$C(N) = \frac{\sum_{x,y} \sum_{n=0}^{T(N)} g(x, y, n) g(x, y, n + N)}{\sqrt{\sum_{x,y} \sum_{n=0}^{T(N)} g(x, y, n)^2} \sqrt{\sum_{x,y} \sum_{n=0}^{T(N)} g(x, y, n + N)^2}} \quad (2)$$

この正規化自己相関が最大となる $C(N)$ が最大相関間隔となり、一歩行周期に要するフレーム枚数となる。そして、正規化自己相関を最大とするフレーム t から 1 フレームずつずらし、 $g(x, y, t + 1)$ から $g(x, y, 2t)$ まだが次の歩行周期となる。従って差分シルエット画像は (3) より生成することができる。

$$g_{diff_n}(x, y, n) = |g(x, y, n + t) - g(x, y, n)| \quad (3)$$

よって(3)より、一歩行周期を t 、差分シルエット画像列を G としたとき、 G は(4)と表すことができる。

$$G = (g_{diff_1}, g_{diff_2}, \dots, g_{diff_t-1}, g_{diff_t}) \quad (4)$$

以下の図4はある被験者の45度における差分シルエットの画像列である。



図4. 45度方向におけるゆらぎ画像列

また、(3)の通り、差分のシルエットを一歩行周期だけ取得するためには、 $2t$ つまり二歩行周期分のシルエットが必要となる。そのため、この差分画像列は空間的なゆらぎに加えて周期間のずれ、すなわち周期ゆらぎを含んでいるといえる。

3.4. 空間ゆらぎ画像列の入力・学習

生成したゆらぎ画像列は以下の図5のようにGaitSetに入力し、学習を行う。GaitSetはCNN(Convolutional Neural Network)[10]ベースで特徴抽出を行い、シルエット一枚ごとに特徴抽出を行う個別ストリームとそれらをセットプーリングし、大局的な特徴抽出を行う大局的ストリームで二つに別れている。

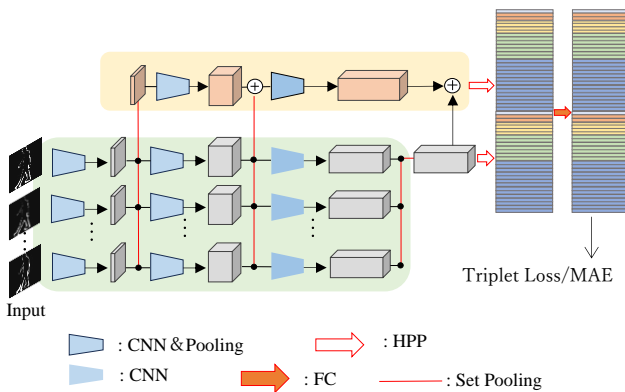


図5. GaitSet への入力・学習

そして、水平ピラミッドプーリング HPP(Horizontal Pyramid Pooling)[14]と全結合層を経て、最終的な出力を得る。HPPとは図6に示すように横方向の空間ピラミッドプーリング SPP(Spatial Pyramid Pooling)[15]であり、画像空間を複数スケールだけ平行線でグリッドに区切り、各スケールで局所特徴量を抽出し、プーリングする手法

である。HPP, SPPはマルチスケールに特徴ベクトルを集約させることにより、画像のスケール変化や縦横比率の変化に頑健な深層ネットワークを設計可能としている。これらのことから、歩容シルエットは前処理で水平方向の位置合わせをしているため、HPPがGaitSetのネットワークにおいて妥当なプーリング手法となる。

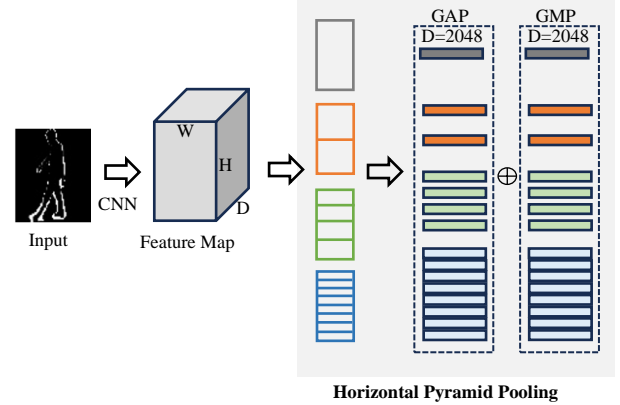


図6. 水平ピラミッドプーリングによる歩容シルエットの特徴抽出

本研究では年齢推定を、年齢によるクラス問題と回帰問題の二つで考え実験を行い、クラス問題の場合、128次元の特徴を出力させ、回帰問題の場合、推定年齢をスカラーで出力させる。回帰問題では平均絶対誤差MAEを損失関数として実年齢との差を学習させた。年齢ラベル t_n 、推定年齢 y_n 、学習データ数を N としたとき、回帰モデルの損失関数MAEは次の式で計算される。

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |t_n - y_n| \quad (5)$$

またクラス問題では、Triplet Lossを損失関数として特徴空間における距離の学習を行う。Triplet Lossは基準となるラベルAnchorと、Anchorと同じラベルのPositive、Anchorと異なるラベルのNegativeを1組で扱う。これらは特徴空間内でベクトルとして配置され、特徴空間におけるベクトルAnchor, Positive, Negativeをそれぞれ $f(x_a)$, $f(x_p)$, $f(x_n)$ とすると、Anchor-Positive間の距離とAnchor-Negative間のユークリッド距離はそれぞれ(6)のように表せる。

$$d_p = d(f(x_a), f(x_p)) \quad , \quad d_n = d(f(x_a), f(x_n)) \quad (6)$$

これらとスケールの制御項となる定数 α を加えてTriplet Lossは L_{tf} とし、(7)で計算される。

$$L_{tf} = [d_p - d_n + \alpha]_+ \quad (7)$$

(7)の式よりTriplet Lossが最小(理想的には0)になるためには $d_p - d_n$ が定数 α に近づく必要がある。すなわち α は

特徴空間における基準のラベルに対して、不正解のラベルを遠ざける距離を決定する項といえる。

しかし年齢推定における特徴空間のクラス間の距離は、実年齢の差を考慮しつつ最適化されることが好ましい。例えば、30歳の人物を20歳と推定し Negative だった点は、25歳と推定し Negative だった点より、特徴空間内で距離を大きく取ることが理想的である。そこで、本研究では Anchor と Negative の間の年齢差をラベル情報から取得し、マージンに制約を加えることで可変とした。年齢情報を保持した Anchor のラベルを x_{aID} 、Negative のラベルを x_{nID} として、(8)式でマージンを可変とした Triplet Loss を L_{tv} 示す。

$$L_{tv} = [d_p - d_n + \{k \times |(x_{aID} - x_{nID})|\}]_+ \quad (8)$$

式(8)の $k(k > 0)$ は、マージンパラメータのスケールを制御する係数である。

GaitSet のパラメータはそれぞれ学習率は $1e-4$ で、エポック数は 80000、ミニバッチサイズは(8,16)とした。

4. 実験

4.1. 性能評価

本研究では空間ゆらぎ画像列の生成と学習・評価には OU-ISIR Multi View Large Population(OU-MVLP)[16]を使用した。この公開データベースは 15 度間隔で 0 度から 90 度、180 度から 270 度の計 14 の角度から歩行者を撮影した映像であり、被験者は 2~87 歳の 10307 人(男性 5,114 女性 5,193)で構成されている。被験者の分布は図 7 に示す。

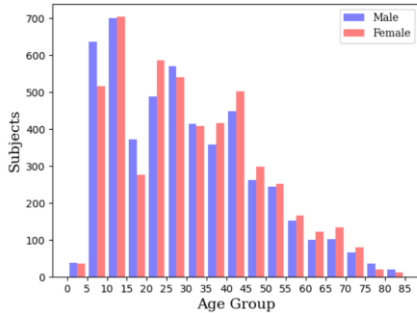


図 7. データベースの被験者の性別・年齢分布

本研究では 5153 人のデータを学習に使用し、1030 人のデータをテストデータとした。性能評価は学習済みの GaitSet に対して Gallery 情報を与え、Probe との照合を行い、その正解率や誤差の大きさで考察する。テストデータは人物の重複なく 515 人ずつにランダムに分割し、分割したテストデータは Gallery と Probe に割り振る。これは、同一人物を Gallery と Probe に与えないことで、個人認証をさせないようにするためである。本研究の実験では撮影角度の 0 度、45 度、90 度を使用し、図 8 である被験者における歩行映像の 1 フレームを示す。



図 8. 利用した歩容データ(OU-MVLP[16])

4.2. 評価指標

実験結果は、MAE、1 位認識率、誤差許容比率[17]を用いて評価した。MAE は(5)の式で示した被験者の実年齢と推定年齢の絶対誤差を取り、これを全被験者で平均化する方法である。1 位認識率は Gallery データと Probe データで最も類似度の高いと判定されたものが正解である割合である。誤差許容比率[12]は実年齢と推定年齢の絶対誤差が y 以下であるテストサンプルを $n(y)$ 、全テストサンプルを N として次の式で計算される。誤差許容比率は y 歳以内の推定誤差を正解とみなす評価指標である。

$$cs(y) = n(y)/N \quad (9)$$

4.3. 実験結果

実験 1 では、年齢推定におけるクラス問題を損失関数 L_{tf} (7)、 L_{tv} (8)を用いて性能評価を行う。この評価結果に基づき、以降の実験におけるクラス問題の損失関数を決定する。実験 2 では GaitSet の入力に空間ゆらぎ画像列を使用する提案手法と、既存のアプローチである GaitSet にシルエット画像列を入力する場合で性能を比較して、空間ゆらぎ画像列の有用性を示す。実験 3 では実験 2 で高い性能を示した 0 度方向における実験結果を示し、正面方向におけるゆらぎ画像列の有用性を示す。提案手法のゆらぎ画像列は 2 歩行周期のシルエットを利用するため、既存手法のアプローチであるシルエット画像はゆらぎ画像列に使用した 30 枚の 2 倍となる 60 枚を学習に用いた。最後に、年齢推定の問題をクラス問題として解くか、回帰問題として解くかを考察する。また、表 1 よりクラス問題においてマージンパラメータを可変とした手法は固定とした場合より高い性能を示すことが分かった。以降の実験におけるクラス問題の Triplet Loss は(8)式の $k=0.008$ を設定したものとす。

実験 1

(既存手法)歩容の年齢推定をクラス問題と考え、損失関数を L_{tf} とする。マージンパラメータ α を 0.2 で固定し、特徴空間における距離の最適化を行う①。

(提案手法)歩容の年齢推定にクラス問題と考え、損失関数を L_{tv} とする。マージンパラメータを可変とした状態で、スケール制御のパラメータを $k = 0.003$ (②)、 $k = 0.005$ (③)、 $k = 0.008$ (④)とし、特徴抽出における距離の最適化を行う。

実験 1 の MAE の結果を表 1 に示す。年齢推定における Triplet Loss は年齢差に応じて可変とさせることで、より高い性能を示した。また制御パラメータ k の値は、本研

究で利用するデータセット OU-MVLP では 0.008(④)のとき最も高い精度を示した。従って本研究の年齢推定をクラス問題とする場合は、損失関数を $L_{tv}(k = 0.008)$ とし、以降の実験を行う。

表 1. 実験 1: クラス問題における損失関数 L_{tf} , L_{tv} の MAE

実験 1	MAE
$L_{tf}(\alpha = 0.2)$	11.26
$L_{tf}(k = 0.003)$	11.29
$L_{tf}(k = 0.005)$	11.21
$L_{tf}(k = 0.008)$	11.03

実験 2

(既存手法)シルエット画像列を 60 枚選択し、クラス問題(①)と回帰問題(③)で GaitSet を学習させたテスト結果

(提案手法)空間ゆらぎ画像列を 30 枚選択し、クラス問題(②)と回帰問題(④)で GaitSet を学習させたテスト結果

実験 2 の結果は以下の表 2, 表 3 の通りとなった。表 2 は MAE, 1 位認識率, 誤差許容比率を示す。また, 表 3 では Gallery-Probe における 0 度-0 度, 0 度-45 度, 0 度-90 度の 1 位認識率を示す。

表 2. 実験 2: MAE・1 位認識率・誤差許容比率の精度評価

実験 2	MAE	Rank1	cs(3)	cs(5)
①従来-クラス問題	11.03	10.46	41.06	48.50
②提案-クラス問題	10.93	11.00	40.78	48.89
③従来-回帰問題				
④提案-回帰問題				

表 2 より, 1 位認識率と誤差許容比率は角度ごとの平均値で見ると提案手法の有用性は確認できなかった。しかし表 3 の通り, Gallery の角度を 0 度で固定し, 他の角度との照合による年齢推定の結果は従来手法の認識率を 1~2% 程度上回る結果を得た。この結果から, 実験 3 では 0 度方向のみ学習させた GaitSet による精度評価を行う。

表 3. Gallery-Probe 間における角度ごとの 1 位認識率

Gallery-Probe	0° - 0°	0° - 45°	0° - 90°
①従来-クラス問題	16.31	9.71	10.29
②提案-クラス問題	16.89	11.07	12.04
③従来-回帰問題			
④提案-回帰問題			

実験 3

(既存手法)0 度方向のシルエット画像列のみを 60 枚選択し, 回帰問題で GaitSet を学習させたテスト結果(⑤)

(提案手法)0 度方向の空間ゆらぎ画像列のみを 60 枚選択し, 回帰問題で GaitSet を学習させたテスト結果(⑥)

表 4. 実験 2: 0 度方向のみを学習させた GaitSet における MAE・1 位認識率・誤差許容比率

実験 3	MAE	Rank1	cs(3)	cs(5)
①従来-クラス問題	11.75	8.22	38.58	45.31
②提案-クラス問題	11.27	8.80	39.03	45.37
③従来-回帰問題				
④提案-回帰問題				

表 4 より, 0 度方向のみを学習させた GaitSet において空間ゆらぎ画像列は従来手法と比較しすべての評価を上回る結果を得た。従って, 空間ゆらぎ画像列は 0 度方向において, 有効なアプローチであることが分かる。

また, これらの実験から, すべての評価において, 回帰問題として考えることが有効であることが分かる。

5. おわりに

本研究は歩容による年齢推定を主題に, 歩行周期間に生じるゆらぎ特徴を深層ネットワークに入力し, 性能評価を行った。実験 2 より, 空間ゆらぎ画像列を入力とした提案手法の MAE は既存手法を上回り, クラス問題では 0.1 歳程度, 精度改善が確認できた。また, 提案手法において正面方向の Gallery データと別視点の Probe データを照合した場合 1 位認識率は 1~3% 程度の改善が見られた。この結果に基づき, 正面方向の映像のみを学習させた GaitSet で性能比較をしたところ提案手法の MAE は既存手法と比較し 0.5 歳程度の精度改善が確認できた。逆に真横方向から撮影された人物に対しては大きな精度改善は見られず, 提案手法が既存手法を下回る結果も確認できた。この結果から, 特に正面方向における人物のゆらぎは年齢推定に有効なアプローチである可能性が考えられる。そして 90 度や 45 度におけるゆらぎには脚の空間的なずれを大きく含んでいるのに対し, 0 度では運動方向の違いから, 脚部の空間的なずれはあまり含んでいないことが確認できた。脚部のずれは位相のゆらぎを多く含むことが考えられ, 位相のゆらぎがノイズとなっている可能性が考えられる。

従来の歩容ゆらぎに関する研究は真横から撮影された人物を対象としたものが多く, 0 度方向や 45 度方向に対してのゆらぎはあまり考慮されていなかった。しかし歩容のゆらぎは 3 次元の空間情報であり, その特徴は人物間で大きく異なる。今後, 本研究で使用していない別角度における歩容シルエットや時間的・空間的要因を考慮し, 人物認証・属性推定におけるゆらぎ特徴の有用性について更なる考察が必要である。

文 献

- [1] 大網亮磨, 今岡 仁, 川合 諒, 白石壮馬, 池田浩雄, 高橋祐介, 宮野博義, “防犯, マーケティング活用のための画像解析技術動向,” 映像情報メディア学会誌, vol.70, no.1, pp.63-68, 2016.

- [2] Y. Wahab and N. A. Bakar, "Gait analysis measurement for sport application based on ultrasonic system," 2011 IEEE 15th International Symposium on Consumer Electronics (ISCE), Singapore, 2011, pp. 20-24,
- [3] Liao, Ruochen, et al. "A video - based gait disturbance assessment tool for diagnosing idiopathic normal pressure hydrocephalus." *IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering* 15.3 (2020): 433-441.
- [4] 中村克行, 邵 肖偉, 趙 卉菁, 柴崎亮介, “レーザスキャナを用いた歩容解析に基づく非定常歩行の認識,” *電気学会論文誌C (電子・情報・システム部門誌)*, vol.127, no.4, pp.537-545, 2007.
- [5] Thelen E, Fishier DM, Ridley-Johnson R. The relationship between physical growth and a newborn reflex. *Infant Behavior Dev* 1984; 7:479-493
- [6] Judge JO, King MB, Whipple R, Clive J, Wolfson LI. Dynamic balance in older persons: effects of reduced visual and proprioceptive inputs. *J Gerontol a Biol Sci Med Sci* 1995;50:M263-270
- [7] 伊東元, 長崎浩, 丸山仁司, 橋詰謙, & 中村隆一. (1989). 健康男子の最大速度歩行時における歩行周期の加齢変化. *日本老年医学会雑誌*, 26(4), 347-352.
- [8] J. Han and B. Bhanu, "Individual recognition using gait energy image," in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 28, pp. 316-322, Feb. 2006
- [9] Shiraga, Kohei, et al. "Geinet: View-invariant gait recognition using a convolutional neural network." 2016 international conference on biometrics (ICB). IEEE, 2016.
- [10] Krizhevsky, Alex, Ilya Sutskever, and Geoffrey E. Hinton. "ImageNet classification with deep convolutional neural networks." *Communications of the ACM* 60.6 (2017): 84-90.
- [11] 山野広大, et al. "撮影角度抑制学習を用いた歩容に基づく年齢推定." *電子情報通信学会論文誌 A* 105.12 (2022): 146-155.
- [12] H. Chao, Y. He, J. Zhang, and J. Feng, "GaitSet: Regarding gait as a set for cross-View gait recognition," *Proc. AAAI Conf. Artifi. Intelli.*, vol.33, no.1, pp.8126-8133, 2019.
- [13] Aqmar, Muhammad Rasyid, et al. "Gait recognition by fluctuations." *Computer Vision and Image Understanding* 126 (2014): 38-52.
- [14] Fu, Yang, et al. "Horizontal pyramid matching for person re-identification." *Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence*. Vol. 33. No. 01. 2019.
- [15] He, Kaiming, et al. "Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition." *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* 37.9 (2015): 1904-1916.
- [16] N. Takemura, Y. Makihara, D. Muramatsu, T. Echigo, and Y. Yagi, "Multi-view large population gait dataset and its performance evaluation for cross-view gait recognition," *IPSJ Trans. Comput. Vis.Appl.*, vol.10, no.1, pp.1-4, 2018.
- [17] Xu, C., Sakata, A., Makihara, Y., Takemura, N., Muramatsu, D., Yagi, Y., & Lu, J. (2021). Uncertainty-aware gait-based age estimation and its applications. *IEEE Transactions on Biometrics, Behavior, and Identity Science*, 3(4), 479-494.