

# 正負フレーム間差分を用いた深層学習による歩容認証

呉 桐<sup>1</sup> 中嶋 一斗<sup>1</sup> 瀬戸口 直輝<sup>1</sup> 岩下 友美<sup>2</sup> 倉爪 亮<sup>1</sup>

## 1. はじめに

生体情報を用いた個人識別は、本人確認手段の一つとして用いられており、安全な社会を実現する上で重要な技術となっている。生体情報の一つである歩容は、対象人物に特別な動作を行わせることなく、かつ非接触に取得可能であるという特徴がある。そのため、歩容を用いた個人識別の問題は犯罪捜査や防犯などに応用が期待されており、今後さらなる研究が求められている。この歩容認証において高い性能を示す特徴の一つとして、Gait Energy Image (GEI) がある。GEI は歩行画像列の平均画像として定義され、主に歩行者の形状情報を表現した歩行特徴である。この GEI を入力とした深層学習 (GEINet)[1] が提案され、956 名を用いた評価実験によって従来手法より高い性能が報告されている。

しかし、例えばカメラと歩行者との距離の変化により撮影画像の解像度が低下すると、識別性能が下がる問題がある。これに対し一般的にヒトは、画像解像度が低い場合でも、1 枚の画像のみを用いる場合と比較して、時系列情報を用いた場合の方が、映像中の動作を推測できる可能性が高くなる。そこで本報告では、形状情報に加えて動作情報を用いる新たな歩行特徴として Signed Frame Difference Energy Image (SFDEI) を提案する。実験では OU-ISIR データセットに提案手法を適用し、従来手法と比較して高い性能で人物識別可能であることを示す。

## 2. Signed Frame Difference Energy Image (SFDEI)

歩行画像間の差分画像を求めることで、歩行者の動作情報を陽に表現することができる。これまで、時刻  $t$  の歩行画像と時刻  $t-1$  の歩行画像との差分画像と GEI の和に基づく Frame Difference Energy Image (FDEI)[2] が提案されている。ここで FDEI での差分画像は、正の成分から成る差分画像  $FD_p(x, y)$  として以下の式のように定義される。

$$FD_p(x, y) = \begin{cases} 255 & (I(t, x, y) - I(t - \Delta t, x, y)) > 0 \\ 0 & (I(t, x, y) - I(t - \Delta t, x, y)) \leq 0 \end{cases}$$

ただし、 $I(t, x, y)$  は時刻  $t$  におけるピクセル  $(x, y)$  のシ

ェット画像の輝度値を示しており、また  $\Delta t = 1$  である。本章では、この FDEI を拡張した SFDEI について述べる。

まず SFDEI では、図 1 と図 2 に示すように、時刻  $t$  の歩行画像と時刻  $t - \Delta t$  (実験では  $1 \leq \Delta t \leq 10$  とした) の歩行画像との正と負の成分からなる差分画像をそれぞれ求める。ここで、負の成分からなる差分画像  $FD_n(x, y)$  は以下で定義される。

$$FD_n(x, y) = \begin{cases} 255 & (I(t, x, y) - I(t - \Delta t, x, y)) \leq 0 \\ 0 & (I(t, x, y) - I(t - \Delta t, x, y)) > 0 \end{cases}$$

次に、一歩行周期分の歩行画像列から得た  $FD_p$  および  $FD_n$  を用いて、正と負の平均差分画像をそれぞれ求める。さらに、FDEI では 1 チャンネル画像 (グレースケール画像) を用いて、動作と形状情報が統合されていたのに対し、SFDEI では 3 チャンネル画像を用いて GEI を R チャンネル、正の平均差分画像を G チャンネル、負の平均差分画像を B チャンネルと分けて表現する (図 3)。さらに、差分画像を求めるための  $\Delta t$  を 1 以上と設定することで、 $\Delta t = 1$  の差分画像と比較してより多くの動作情報を抽出することが可能となる。最後に、得られた SFDEI を GEINet へと入力し、人物識別を行う。

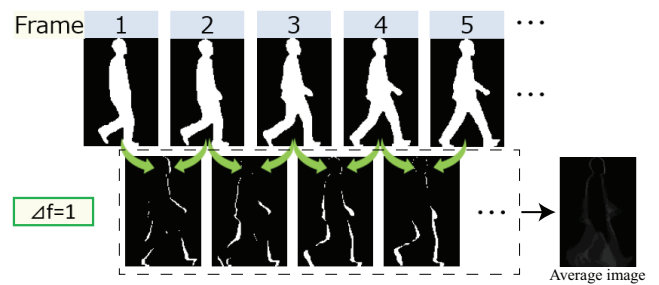


図 1 フレーム間差分 (正の成分,  $\Delta t=1$ )

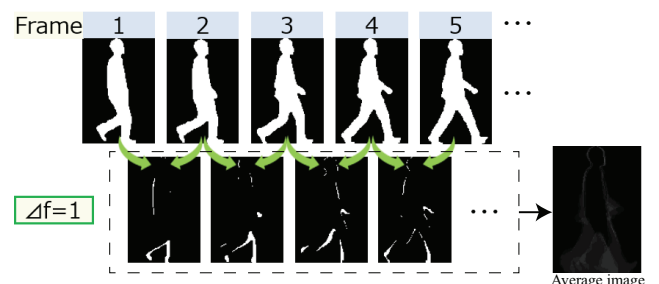


図 2 フレーム間差分 (負の成分,  $\Delta t=1$ )

<sup>1</sup> 九州大学, 福岡市西区元岡 744

<sup>2</sup> NASA ジェット推進研究所, 4800 Oak Grove Dr, Pasadena, CA, USA

表 1 GEINet への入力として GEI と SFDEI を用いた場合の比較 (学習画像の解像度 88×128)

手法	GEI	SFDEI の $\Delta t$									
		1	1~2	1~3	1~4	1~5	1~6	1~7	1~8	1~9	1~10
識別率 [%] (88×128)	<b>93.09</b>	91.31	91.94	92.15	92.57	92.99	92.78	92.78	92.99	92.78	92.99
識別率 [%] (66×96)	92.88	91.31	91.84	92.25	92.46	92.88	92.78	92.88	<b>92.99</b>	92.88	92.78
識別率 [%] (44×64)	<b>93.09</b>	91.42	91.84	92.15	92.78	92.99	92.99	92.88	92.99	92.78	92.88
識別率 [%] (22×32)	<b>92.46</b>	90.89	91.73	92.05	92.36	<b>92.46</b>	92.46	92.46	92.25	92.05	92.15
識別率 [%] (11×16)	65.58	62.65	67.57	68.82	69.87	71.02	72.07	73.11	73.64	73.84	<b>74.16</b>

表 2 GEINet への入力として GEI と SFDEI を用いた場合の比較 (学習画像の解像度 88×128, 66×96, 44×64, 22×32, 11×16 の 5 種類)

手法	GEI	SFDEI の $\Delta t$									
		1	1~2	1~3	1~4	1~5	1~6	1~7	1~8	1~9	1~10
識別率 [%] (88×128)	91.63	92.78	92.57	92.88	92.88	<b>93.20</b>	92.88	92.78	92.67	92.57	92.15
識別率 [%] (66×96)	91.42	92.46	92.57	92.88	92.90	<b>93.09</b>	92.78	92.78	92.46	92.46	92.05
識別率 [%] (44×64)	91.52	92.67	92.57	93.09	92.99	<b>93.09</b>	92.99	92.78	92.67	92.57	92.15
識別率 [%] (22×32)	90.48	91.42	92.15	92.46	92.25	92.25	<b>92.67</b>	92.46	91.94	91.84	91.73
識別率 [%] (11×16)	80.33	83.57	84.51	85.46	<b>85.66</b>	85.46	85.56	85.56	85.56	85.66	85.25

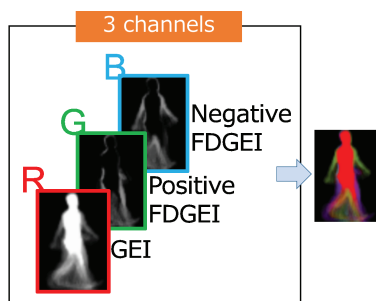


図 3 SFDEI

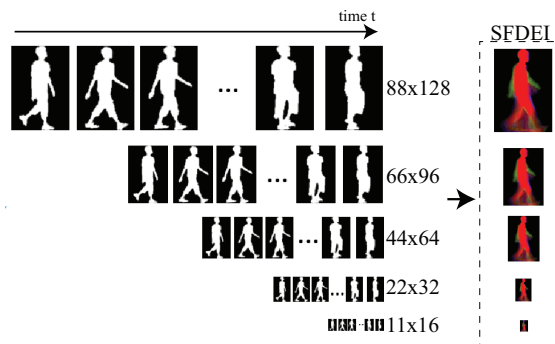


図 4 画像解像度の変更

### 3. 実験

実験では OU-ISIR Gait Database, Large Population Dataset[3] を用いた。このデータセットは約 4,000 人のデータから成り立っており、本実験では [4] に掲載されている 1,912 名を用いた評価方法を採用した。この評価方法ではデータは 10 通り (CV01 ~ CV10), また歩行方向は 55, 65, 75, 85 度の 4 通りがある。本実験では学習用データとして CV01, テスト用データとして CV02 を用いており、また歩行方向は 55 度とした。さらにデータセットでは、図 4 の上段に示すような 88×128 の解像度からなる歩行画像列が提供されており、本実験では低解像度画像の識別性能を調べるために、画像解像度を 66×96, 44×64, 22×32, 11×16 と変更した。

まず学習用データとして 88×128 の画像を用いて GEINet を学習し、前述した 5 通りの画像解像度それぞれをテスト用画像として用いて、個人識別実験を行った。結果を表 1 に示す。これから、SFDEI の  $\Delta t$  の値が大きくなると、性能が徐々に向上することがわかる。また、画像の高さが 30 ピクセル以上の場合には、GEI と SFDEI の結果には大きな差が見られないが、画像解像度が著しく低い 11×16 の場合には SFDEI の有効性が確認できた。

次に図 4 に示すように、学習用データとしてすべての画像解像度を用いて GEINet の学習を行い、識別実験を行った。結果を表 2 に示す。これから、SFDEI が GEI より高い性能を示すことが確認できた。

### 4. まとめと今後の予定

本報告では、形状情報と動作情報をそれぞれ分離して表現可能な SFDEI を提案し、OU-ISIR データセットを用いた実験により提案手法の有効性を示した。今後は FDEI を GEINet に適用して、提案手法との比較を行う。

### 謝辞

本研究は文部科学省科学研究費補助金基盤研究 (A) (課題番号 26249029) の支援を受けた。

### 参考文献

- [1] K. Shiraga, et al., "GEINet: View-Invariant Gait Recognition Using a Convolutional Neural Network", Int. Conf. on Biometrics (ICB 2016), No. O19, pp. 1-8, 2016.
- [2] C. Chen, et al., "Frame difference energy image for gait recognition with incomplete silhouettes", Pattern Recognition Letters, Vol.30, No.11, pp.977-984, 2009.
- [3] Y. Makihara, et al., "The OU-ISIR Gait Database Comprising the Treadmill Dataset," IPSJ Trans. on Computer Vision and Applications, Vol. 4, pp. 53-62, 2012.
- [4] "http://www.am.sanken.osaka-u.ac.jp/BiometricDB/dataset/GaitLP/Benchmarks.html"