

3D LiDAR センサの点群投影方式による計測距離と歩行方向に対する歩容認証の頑健性評価

○安正 鎬 (九州大学) 中嶋 一斗 (九州大学) 吉野 弘毅 (九州大学)
岩下 友美 (NASA / Caltech JPL) 倉爪 亮 (九州大学)

1. 緒言

歩く姿をもとに人物を特定する歩容認証は、指紋や顔等の生体認証と比べて対象者に特別な動作を行わせることなく、非接触で遠隔から個人を識別できる点から、大規模な犯罪捜査や広域監視システム等に個人認証手段として盛んに用いられている。一般に歩容認証分野では、カメラ映像を対象とした研究が盛んでいる一方で、レーザ光に基づき周囲環境や物体の形状を三次元点群データとして計測できる 3D LiDAR センサが歩容認証の計測デバイスとして使用された例は極めて少ない。原因として、カメラ映像より低い 3D LiDAR センサの空間分解能が遠距離の歩容形状の把握に悪影響を及ぼし、人物の識別率が低下するのが問題となっている。そこで本研究では、従来手法に対し 3D LiDAR センサの実空間を表す距離情報を考慮した新たな点群投影による歩行画像生成と、それによる二視点の歩容形状と歩行者の位置変化を入力とした識別ネットワークを提案する。また、従来手法に対し提案の点群投影方式の有効性を検証した後、定量的な性能評価を通して計測距離と撮影角度に対する頑健性を確認した。

2. 関連研究

2.1 歩容表現による識別手法

カメラを用いた歩容認証では、歩容表現によってアピアランスベース (Appearance-based) とモデルベース (Model-based) の二つの手法に大別できる。アピアランスベースの歩容認証は、シルエットやオプティカルフロ等、画像内の歩容形状を用いて人物を識別する手法であり、シルエットの二値画像列を平均した GEI (Gait Energy Image) [1] が代表的なアプローチとして挙げられる。一方、モデルベースの歩容認証は、歩容画像からの骨格パラメータを定義し、骨や関節の動きから人物を特定する手法である。近年、正確な関節情報の推定が実現されるとともに、アピアランスベースとモデルベースの両方を入力とした識別モデルが提案されている [2]。

2.2 3D LiDAR センサを用いた歩容分析

3D LiDAR を用いた歩容認証では、カメラ映像と比べて低い空間分解能から正確な骨格情報を抽出することが困難であるため、アピアランスベースのアプローチを中心として研究されてきた。具体的には、まず、Benedek らの先行研究 [3] では、歩行者の点群データから GEI に変換しこれを畳み込み層に入力することで、同一人物を再識別を行っている。また、時間による動的な姿勢変化を排除する Benedek らの手法の問題に対し、Yamada らは時間的特徴を捉える LSTM 層を採用することで識

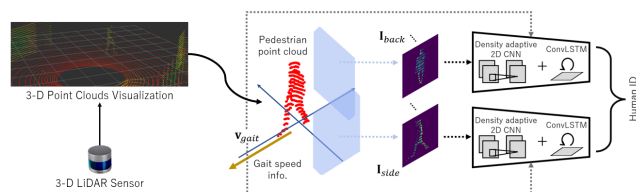


図 1: 提案手法の概要図

別率を向上させた [4]。しかしこの手法では、3D LiDAR センサから同一方向かつ同一距離での歩行者を対象としており、実用的なアプリケーションに適用するのが困難である。本研究では、計測距離や歩行方向が変化する状況を想定し、これらに対する頑健性を向上した手法を提案する。

3. 提案手法

3.1 入力データと前処理

提案手法の概要を図 1 に示す。本手法では、まず人物領域のみを抽出した歩行者の点群時系列データから、側面と背面の二視点からの歩行画像列と歩行速度列の 3 つの入力データを生成する。次に、これらのデータを後述の識別ネットワークに入力する。レーザの垂直ライン・方位角をそれぞれ縦軸・横軸とした先行研究 [4] の 2D グリッド (以降 I_{cyl} , 図 2) と異なり、本研究で用いられる歩行画像は得られた点群の各計測点 (x, y, z) を量子化された直交座標系に射影し 2D 深度マップ (以降 I_{ortho} , 図 3) で表現している。この点群投影方式では、点群密度変化により画像内の歩容形状に透き間が発生しうが、実空間での歩行者の大きさを表すため、カメラ映像のような画像サイズの正規化が必要なく、レーザ光の垂直ライン数や照射方式の異なる 3D LiDAR においても柔軟に適用できると考えられる。各画素の深度情報に関して、Z バッファ法で点群データを 2D グリッドへマッピングし、歩行者点群の中心点 c_t を基準として $l_{width}/2$ を最大値に正規化する。

また、最も動的な歩容特徴を表す側面と背面の 2 つの固定視点からの歩容映像を生成するため、歩行方向推定 (Gait Direction Estimation, 以降 GDE, 図 4) を行う。歩行者の向きを推定する計算方法として、歩行者の移動経路が滑らかと仮定して、全フレーム T における歩行者点群の中心点のうち c_0 から c_T までの方向を基準として固定視点のベクトルを求める。他の入力データである歩行速度列 v_{gait} は歩行者点群の中心点 c_t の前後の位置変化から計算する。

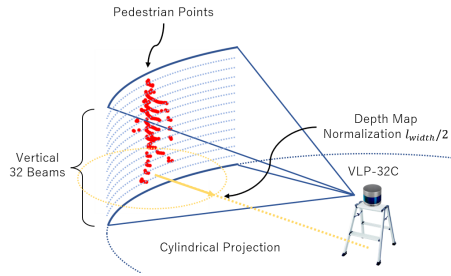


図 2: I_{cylin} の点群投影方法

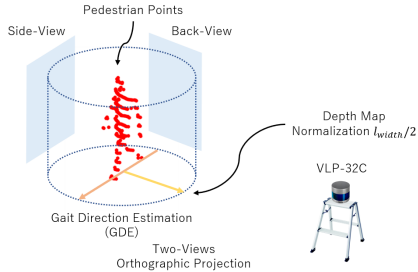


図 3: I_{ortho} の点群投影方法

3.2 識別ネットワーク

図 5, 6 に識別ネットワークの構成を示す. 識別ネットワークは二つのユニットから成り, 一つのユニットは 3 つのモデルから構成されている. まず, 疎な点群密度による識別率の低下を防ぐため, 解像度の異なる二つの歩行映像列 ($I, I_{low-res}$) を重みを共有する畳込み層 Conv2D(\cdot) に入力する. エンコードされた二つのベクトルは一つの特徴ベクトルに融合される.

また, 抽出された特徴ベクトル \hat{F} を ConvLSTM 層 [6] へ入力することで, 歩容形状の変化から空間的特徴と時間的特徴を同時に学習させる. 歩行速度列 v_{gait} は 1D 畳込み層と Average Pooling 層から特徴ベクトルに抽出され, 前述の歩容形状の特徴ベクトルに結合される. 特に, 3D LiDAR センサからの距離変化によらない歩行者固有の歩容特徴である歩行速度情報を用いることで, 点群密度変化による悪影響を低減すると考えられる.

最後に単視点のユニットからの歩容特徴を二視点に拡張する. 予め学習された側面と背面のそれぞれのユニットからエンコードされた特徴ベクトルを 1D Average Pooling 層を通して融合し, データベースとの ID 照合を通して人物を特定する.

4. 実験

4.1 データセット

本実験では, 実時間で計測の可能な垂直 32 ラインの全方位レーザイメージングセンサである VLP-32C (Velodyne 社製) を使用して, 30 人の歩行者の点群データからデータセットを構築した. このデータセットは前報 [5] で使用したものと異なり, 歩行者のそれぞれの点群密度と移動方向の変化に対する頑健性評価を目的とする. 具体的には, 歩行者ごとに 2 つの計測距離 (10m, 20m) と 8 つの撮影角度 ($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ, 215^\circ, 270^\circ, 315^\circ$) の組み合わせから構成される 16 組のデー

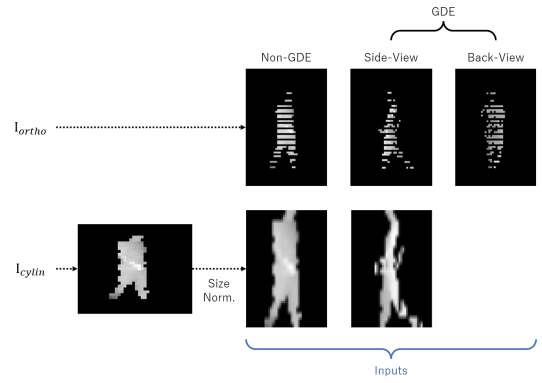


図 4: 点群投影方式と GDE 法による歩容画像の生成結果

タセットである.

4.2 学習と評価方法

学習には, 全被験者 30 名のうち 20 名分の点群データを学習に使用し, 残りの 10 名で評価した. また, 点群データのフレームは 15 であり, 識別ネットワークに入力される画像サイズは 64×44 となっている. 評価では, 特徴ベクトル空間のコサイン距離に基づいて, 事前に獲得した評価専用のデータベースである Gallery (辞書データ) と Probe (クエリデータ) の照合を行った.

4.3 識別率の定量的評価

識別結果を表 1 に示す. まず, 点群投影方式の異なる二つの歩容映像 (I_{cylin}, I_{ortho}) の性能比較に着目すると, Benedek らと Yamada らの両方の識別モデルに対して I_{ortho} の平均識別率が高い結果となった. 特に Benedek らの識別手法と比較して, GDE 法を通して歩行者の向きを一致させることで全体的な識別性能が改善されていることがわかる. この結果から, 点群密度変化による画像内での透き間が生じる I_{ortho} の問題があっても, 全体的かつ実空間の歩容形状を表し画像サイズを正規化する必要のない提案手法の長所が勝っていると考えられる. また, 3 つの識別手法の性能比較した場合, 単視点の歩行画像より二視点の歩容特徴を考慮する提案手法の方が平均的に識別率が高かった. ただし, 深度マップを扱う二つのそれぞれの識別モデル (Benedek ら, 提案手法) において単視点の歩容映像を入力した場合, GDE 法を使用しない方が平均識別率が高い結果となった. これは, 3D LiDAR センサの特徴としてレーザ光の照射方向によるオクルージョンが発生し, 歩行者の向きを合わせる時歩容画像の深度値に悪影響を及ぼしたことが原因と考えられる.

5. 結言

本論文では, 3D LiDAR を用いた従来の歩容認証に対し, 対象の移動方向やセンサとの計測距離および点群密度の変化に頑健な識別手法を提案した. 特に, 通常のカメラ映像にはない 3D LiDAR の特徴である正確な三次元空間情報に焦点を当て, 二視点の歩容形状や歩行速度等を用いることで, 人物識別に対する汎化性能を向上させた. 今後は, 3D LiDAR センサの周囲環境において複数の歩行者を同時に識別する認証システムの開発を図る.

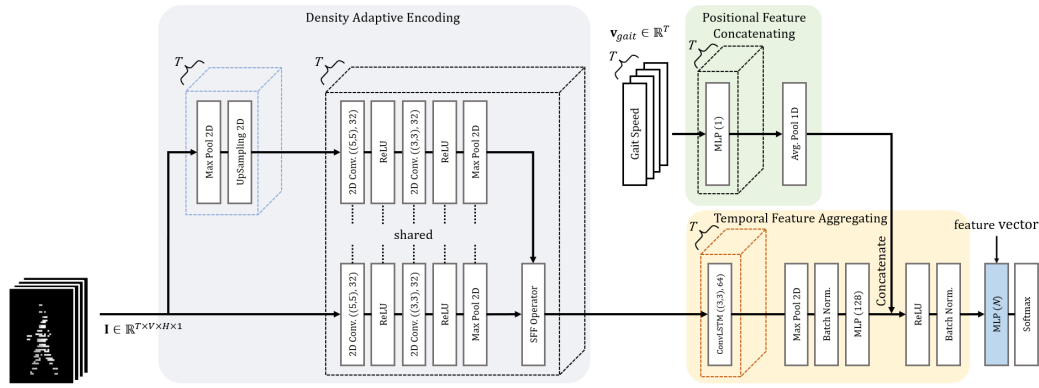


図 5: 識別ネットワークの構成

表 1: 識別手法の精度評価. 一位を太字で示す.

計測距離		識別モデル	入力	点群投影方式	投影視点	歩行方向								
Gallery	Probe					0°	45°	90°	135°	180°	225°	270°	315°	Mean
10 m	20 m	Benedek ら	GEI	I_{cylin}	GDE 無し	21.43	29.40	43.45	34.88	22.50	25.36	41.79	24.76	30.45
					側面	24.17	37.02	31.19	41.31	23.81	34.76	35.36	30.24	32.23
				I_{ortho}	GDE 無し	44.40	44.40	32.14	41.67	35.60	36.55	33.45	41.19	38.68
					側面	52.86	50.48	65.60	62.38	53.21	47.86	59.17	47.26	54.85
		Yamada ら	深度画像列	I_{cylin}	GDE 無し	21.55	22.14	29.76	29.29	24.29	30.36	33.57	24.05	26.88
					側面	11.55	20.60	8.45	12.86	18.69	11.31	22.62	15.48	15.20
				I_{ortho}	GDE 無し	54.17	49.88	49.76	60.12	51.31	48.33	52.98	57.38	52.99
					側面	50.12	52.98	53.10	49.88	49.29	49.40	45.24	51.07	50.14
		提案手法	深度画像列 +歩行速度列	I_{ortho}	GDE 無し	77.14	83.33	66.79	76.79	76.90	79.17	62.50	72.14	74.35
					側面	63.45	72.38	79.17	75.24	72.14	61.31	82.50	71.67	72.23
				背面	75.95	82.14	64.17	65.60	76.19	80.48	53.57	74.05	71.52	
				側面+背面	76.07	82.02	82.98	79.88	81.31	78.45	85.12	77.50	80.42	
20 m	10 m	Benedek ら	GEI	I_{cylin}	GDE 無し	28.33	32.74	26.19	39.29	26.19	32.14	20.36	42.86	31.01
					側面	41.43	39.29	40.60	47.62	30.00	32.02	28.81	33.45	36.65
				I_{ortho}	GDE 無し	27.98	43.45	28.57	40.36	31.43	45.48	47.38	39.64	38.04
					側面	52.86	60.83	57.26	68.93	67.14	72.50	52.86	58.10	61.31
		Yamada ら	深度画像列	I_{cylin}	GDE 無し	29.29	32.98	24.05	35.36	29.40	32.26	28.69	31.43	30.43
					側面	17.74	17.62	22.62	21.43	18.33	18.21	14.05	8.57	17.32
				I_{ortho}	GDE 無し	52.62	64.29	49.29	53.69	53.45	65.12	45.95	54.29	54.84
					側面	49.52	54.05	41.43	52.14	56.43	53.93	45.71	50.71	50.49
		提案手法	深度画像列 +歩行速度列	I_{ortho}	GDE 無し	80.00	81.31	77.74	75.00	84.40	75.71	67.74	80.95	77.86
					側面	66.19	78.10	75.12	85.60	79.40	72.62	71.55	74.88	75.43
				背面	84.76	88.33	71.79	75.48	83.21	69.29	67.50	81.07	77.68	
				側面+背面	81.31	91.55	74.29	81.67	75.36	80.48	72.98	84.76	80.30	

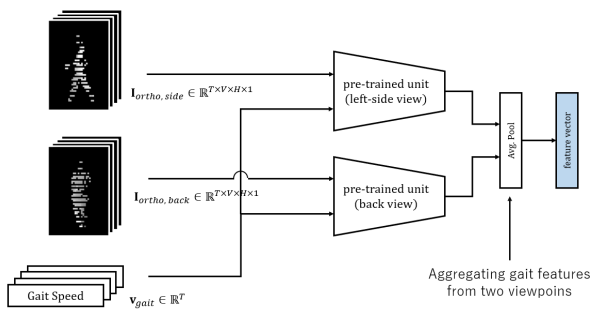


図 6: 二視点の識別ユニットの結合

謝辞 本研究は、JST 次世代研究者挑戦的研究プログラム JPMJSP2136 の支援を受けたものです。

参考文献

[1] Ju Han and Bir Bhanu, "Individual Recognition Using Gait

Energy Image." *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 28(2):316-322, 2005.

[2] X. Li, Y. Makihara, C. Xu, Y. Yagi, S. Yu and M. Ren, "End-to-end Model-based Gait Recognition," in *Proceedings of the Asian Conference on Computer Vision (ACCV)*, 2020.

[3] C. Benedek, B. Galai, B. Nagy and Z. Janko, "Lidar-based gait analysis and activity recognition in a 4D surveillance system," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2018, vol. 28, no. 1, pp. 101-113.

[4] H. Yamada, J. Ahn, O. M. Mozos, Y. Iwashita, and R. Kurazume, "Gait-based person identification using 3D LiDAR and long short-term memory deep networks," *Advanced Robotics*, 2020, vol. 34, no. 18, pp. 1-11.

[5] Jeongho Ahn, 山田 弘幸, 中島 一斗, 倉爪 亮: "多層 3D LiDAR と LSTM を用いた距離・点群密度変化に頑健な歩容認証", 第 39 回日本ロボット学会学術講演会, 1G2-01, 2021.9.8-11.

[6] X. Shi, Z. Chen, H. Wang, D. Yeung, W. Wang and W. Woo, "Convolutional LSTM Network: a machine learning approach for precipitation nowcasting," in *Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems*, 2015, vol. 1, pp. 802-810.