

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 2 報 識別ネットワークの提案と評価実験 —

○アン ジョンホ 山田 弘幸 中嶋 一斗 倉爪 亮 (九州大学)

1. 緒言

歩容認証は、歩行動作から個人を識別する生体認証の一つであり、非接触で遠隔から個人を識別できることから、大規模な犯罪捜査や広域管理システムなどに有望な本人認証手段として期待されている。一般に、歩容認証にはカメラ画像が用いられることが多いが、一方で 3D LiDAR が活用された例は非常に少ない。しかし、RGB-D カメラよりも遠距離での計測が可能であることや照明条件に影響を受けないことから、屋外環境にも活用できる潜在力がある。前報では、点群密度の変化を考慮し、歩行画像の高さ方向のラインから歩容特徴を抽出する識別ネットワークを提案した [4]。しかし、歩行方向やセンサとの距離が変化する場合の識別率は期待した性能に届かず、精度向上が課題となっていた。さらに [4] では、学習データに識別対象が含まれる Closed-set 認識問題を対象としていた。そこで本稿では、新たに歩行者の歩行速度の推定、空間情報の可視化、2 視点の歩容形状の利用などにより、歩行方向およびセンサとの距離の変化に対する頑健性の向上を実現する。また、これまでに提案した 3D LiDAR を用いた歩容認証 [1][2][4] に対して、新たな識別ネットワークを 4 つ提案し、より一般的な Open-set 認識問題 (学習データに識別対象が含まれない) を対象として汎化性能を検証する。

2. データセットの構築

本実験では、実時間で計測の可能な全方位レーザイメージングユニットである HDL-32E (Velodyne 社) を用いて、図 2 に示す計測環境にて 31 人の歩行者の点群データを取得した。具体的には、被験者にセンサから 8.5m 離れた地点を中心として半径 5m の円周上を歩行させることで、センサから観測する歩行者の点群データに 360° の移動方向の変化と 3.5m から 13.5m までの距離変化が含まれる点群情報を得た。また、歩行者の移動方向及び点群密度の変化に対する提案手法の識別性能を確認するため、取得した点群データを歩行方向とセンサとの距離が異なるように分割し、4 つのデータセットを構築した。データセットの分割に関しては、センサから歩行者までの計測距離 3.5m-13.5m を同一間隔 2.5m で 4 つのデータセットに分けるため、6m, 8.5m, 11m をデータセット分割の基準値とした。

3. 提案手法

3.1 入力データの生成

後述の識別ネットワークのため、構築したデータセットにおける歩行者点群から入力データへの前処理を行

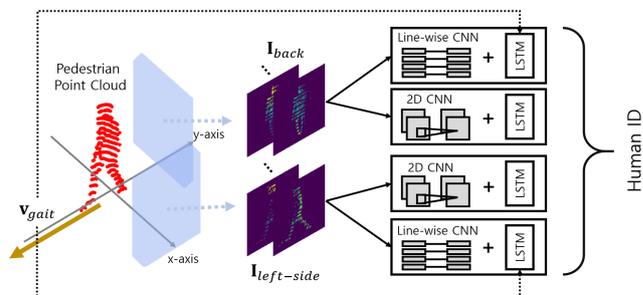


図 1: 提案手法 (2V-FuseNet) の概要

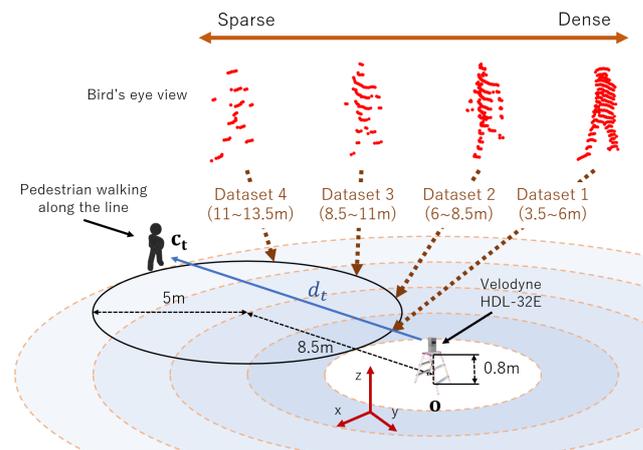


図 2: データセット構築方法

う。まず、刻々と変化する歩行方向に対応するため、歩行者点群の移動方向を推定したあと、一定角度から見える歩容形状に変換する。また、同一方向に変換された歩行者点群から、深度および高さ情報を含む歩行画像列と歩行速度列からなる入力データを生成する。3D LiDAR から取られた点群データは、通常のカメラと異なり、実際の 3 次元の空間情報を有することから、生成画像を深度および高さチャンネルの表現が可能である。

3.2 識別ネットワーク

前述の前処理で変換された入力データから、歩容特徴量を抽出し、個人を識別するため、以下に示す 4 つのネットワークを提案する。

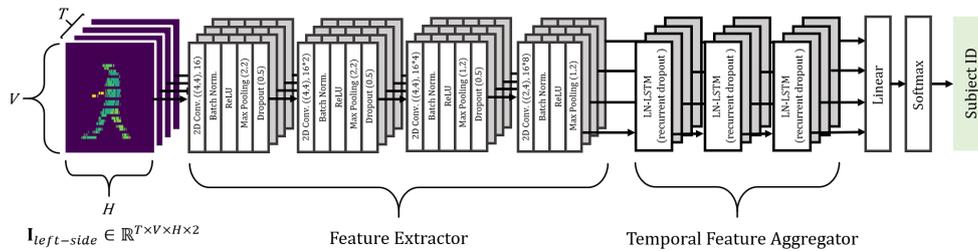


図 3: 2D-wiseNet の構造

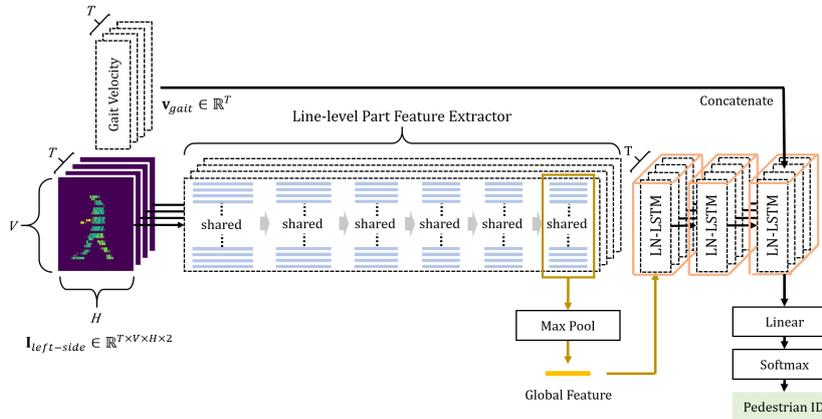


図 4: Line-wiseNet の構造

3.2.1 2D-wiseNet

図 3 に 2D-wiseNet の構造を示す。2D-wiseNet は、我々が提案してきた識別ネットワーク [2] の構造を改良したものであり、特に LSTM 層に Layer Normalization[3] などの正規化手法を導入している。また、全体の歩容形状の変化から人物を識別しており、近距離における識別に向いている。

3.2.2 Line-wiseNet

図 4 に Line-wiseNet の構造を示す。センサとの距離が長くなるに伴って歩行者の点群密度、特に垂直方向のライン数の低下が生じてしまい、全体形状の把握が困難になる。そこで、Line-wiseNet では、画像上の水平ラインおよび歩行速度の変化から歩容特徴を抽出することで、垂直分解能の低下による悪影響を低減する。これにより、特に遠距離での距離の変化に頑強な識別を実現する。さらに、センサとの距離変化に不変である歩行者の移動速度を歩容特徴として加えることで、点群密度の変化に対する頑健性が高まると期待できる。

3.2.3 FuseNet

図 5a に FuseNet の構造を示す。FuseNet は、上記の 2つのネットワークの利点を併用するため、2D-wiseNet と Line-wiseNet をユニットとして用いたネットワークである。予め学習されたそれぞれのネットワークの最終出力を Average Pooling 層で合わせることで、全距離における識別性能の向上を図る。

3.2.4 2V-FuseNet

図 5b に 2V-FuseNet の構造を示す。2V-FuseNet は FuseNet から拡張した構造であり、左側面と背面の二視点からの歩容特徴を用いる。2V-FuseNet では、2つの FuseNet をユニットとして使用し、それぞれの FuseNet ユニットの異なる視点（左側面、背面）の歩容画像列を用いて事前に学習されている。以上の構成により、歩容形状の取り扱いが異なる 2つのネットワークの利点を活用し、さらに二視点からの歩行者の見えの変化を考慮することで、歩容特徴を把握する性能の向上が期待できる。

4. 実験

4.1 実験と評価方法

前述のデータセットを用いて歩行方向と点群密度の変化に対する頑健性を検証する。実験方法として、まず、センサとの距離に応じて分けられた 4つのデータセットを、それぞれ学習用とテスト用に分割することで、4つの学習データと 4つのテストデータを得る。また、4つの学習データのうち 3つをネットワークに学習させ、4つのテストデータでそれぞれ識別性能を確認する。ここで、学習に用いる 3つの学習データは 4パターンの組み合わせがある。学習方法として、全被験者 31名のうち前半の 16名分の学習データを識別ネットワークの学習に用い、残りの 15名で識別精度を評価した。ここで、学習に用いなかった 15名の学習データを事前に取得した評価専用のデータベースである Gallery（辞書データ）とし、同様に 15名のテストデータを Probe（クエリデータ）として照合を行った。識別ネットワー

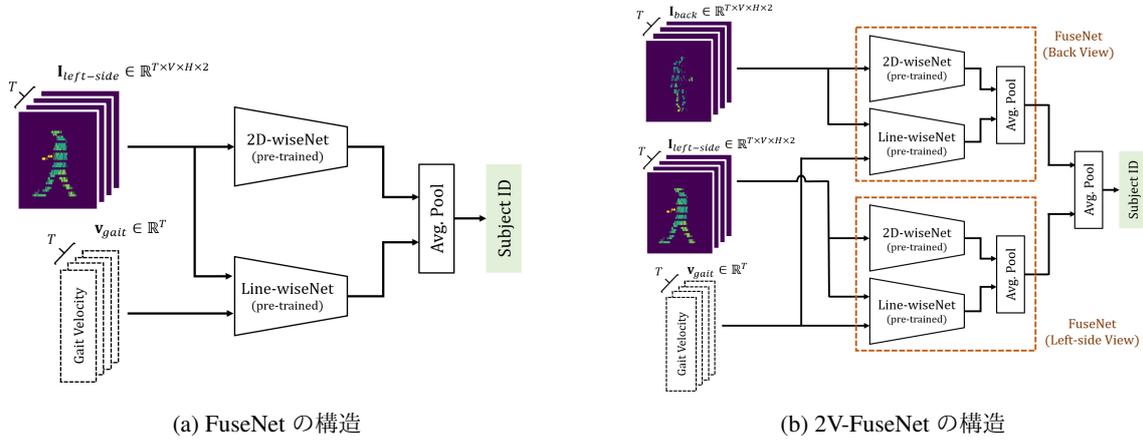


図 5: 2D-wiseNet と Line-wiseNet をユニットとした識別ネットワーク

表 1: 提案手法の精度評価

Algorithm	Gallery				Probe			
	3.5~6m	6~8.5m	8.5~11m	11~13.5m	3.5~6m	6~8.5m	8.5~11m	11~13.5m
2D-wiseNet	✓	✓	✓		77.9	71.3	67.2	19.6
	✓	✓		✓	75.6	75.0	47.2	62.9
	✓		✓	✓	75.0	53.7	67.4	65.7
		✓	✓	✓	40.2	72.7	69.5	70.5
Line-wiseNet	✓	✓	✓		54.9	61.8	55.0	35.0
	✓	✓		✓	57.0	55.8	42.9	52.2
	✓		✓	✓	53.1	55.4	58.5	57.0
		✓	✓	✓	42.9	51.2	52.6	46.5
FuseNet	✓	✓	✓		<u>78.7</u>	77.1	73.5	35.8
	✓	✓		✓	76.4	74.0	53.9	78.5
	✓		✓	✓	75.8	61.4	71.0	77.3
		✓	✓	✓	49.9	70.0	70.7	73.1
2V-FuseNet	✓	✓	✓		77.5	<u>81.3</u>	<u>79.8</u>	31.4
	✓	✓		✓	<u>82.3</u>	<u>83.2</u>	64.2	78.1
	✓		✓	✓	<u>83.6</u>	70.4	<u>82.7</u>	<u>83.0</u>
		✓	✓	✓	46.1	<u>83.6</u>	<u>82.1</u>	<u>79.2</u>

クから計算された歩容特徴ベクトルを用い、コサイン類似度に基づいた最近傍法で人物を推定する。

4.2 実験結果

それぞれの4つのネットワークの識別結果を表1に示す。Galleryの距離範囲に含まれないProbeにおける識別率は太字で示す。表1から、ProbeがGalleryの距離範囲に含まれる場合と含まれない場合の両方においても、2種類のネットワークをユニットとして結合したFuseNetと2V-FuseNetの方が2D-wiseNetとLine-wiseNetよりも全体的に識別性能が高い結果となった。この結果から、異なる歩行者形状の取り扱いと、側面及び背面の二視点から考慮したほうが、歩容特徴を捉えやすくなると考えられる。

5. 結言

本論文では、3D LiDARを用いた従来の歩容認証に対して、対象の移動方向やセンサとの距離および点群密度の変化に頑健な新たな手法を提案した。特に、2つのネットワーク(2D-wiseNet, Line-wiseNet)の利点を同時に利用すると共に、二視点を考慮する2V-FuseNet

が汎化性能を向上させることを確認した。謝辞(必要な場合のみ)

謝辞 本研究の一部はJSPS科研費JP20H00230の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] J. L. Ba, J. R. Kiros, and G. E. Hinton, "Layer normalization," *arXiv:1607.06450*, 2016.
- [4] 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 38 回日本ロボット学会学術講演会, 2D1-05, 2020.10.9-11.