

小型撮影デバイスを活用した歩行者量ならびに 歩行軌跡把握手法の開発 *

轟直希 *1・大出直斗 *2・柳沢吉保 *3・高山純一 *4

Development of pedestrian volume and walking trajectory grasping method
using small imaging device

TODOROKI Naoki, OIDE Naoto, YANAGISAWA Yoshiyasu, and TAKAYAMA Jun-ichi

“Pedestrian traffic” is used as a representative evaluation index in the field of urban and transportation policies. As a method of counting the amount of pedestrian traffic, manual counting is performed, but the cost is currently exploring the possibility of using mobile data such as GPS data and Wi-Fi. As a result, the number of annual implementations and the number of measurement points are limited. The problem was that it was difficult to grasp. Wi-Fi requires an access point (AP) and that it was not all in the first place. In this research, we proposed a pedestrian count and point recognition system by face recognition and examined its effectiveness.

キーワード：歩行軌跡，歩行者量，小型撮影デバイス，機械学習

1. 本研究の背景と目的

都市・交通政策分野において、代表的な評価指標として用いられるのが「歩行者量」である。具体的には、まちの活性化度合い等を定量的に表し、観光施策や交通施策を検証する際の指標として用いられる。歩行者量を計測する手法としては、人手によるカウント調査が長きにわたって用いられている。しかしながら、大規模に調査を行う場合には人件費がかかるため、年間の実施回数の削減や測定地点数の絞り込みといった制約を受けているのが現状である。近年では、その負担の大きさから人手に代わる新たな機械的な手法が提案され、利用可能性の模索がなされている。代表的なものとしては、GPS データ、Wi-Fi やモバイル通信データ等による手法であるプローブパーソン調査が挙げられる。しかしながら、GPS データによる手法では

屋内の行動の把握が困難である点、Wi-Fi による手法ではアクセスポイント (AP) に接続することが必要である点、モバイル通信データによる手法ではキャリアからの通信データ入手が高額である点等の課題がある。また、どの手法も対象者が携帯端末等を所持していることが前提となるため、全数の把握ができないことも課題として挙げられる。

そこで本研究では、歩行者全数をカウントでき、かつ安価で実施可能な手法を検討する。さらには、施策評価では、歩行者の定点カウントのみならず、回遊ネットワークも重要な点であることから、面的な歩行軌跡を把握することを目的とする。

2. 本研究の位置づけ

交通量調査に関する既往研究として、佐々木ら¹⁾は、秋田市中心市街地を対象として、従来の一定時間の交通量を調査員の手により計測する方法を“全数調査”、一人の調査員が複数の調査地点を担当し、一定時間ごとに計測と次の場所への移動を順次繰り返す方法を“移動調査”と位置付けて計測を行い、コストパフォーマンスの増大や点から面的な調査への発展可能性、ならびに移動調査の精度について検証している。また、長田ら²⁾は、従来の人手によるカウント調査のデメリ

* 令和元年度社会実装教育フォーラム

(2020 年 3 月 6~7 日) にて一部発表。

*1 環境都市工学科准教授

*2 長野工業高等専門学校専攻科生産環境システム専攻
(令和元年度 環境都市工学科卒業)

*3 環境都市工学科教授

*5 金沢大学大学院自然科学研究科教授

原稿受付 2020 年 5 月 20 日

ットである多くの調査人員を必要とし、調査回数の増加や調査日の変更が容易ではないという点を克服するため、歩行者交通量の連続的な調査に受動赤外線型自動計測機器が利用可能か検証した。それと同時に交通量の変動を定量的に示し、計測機器の妥当性の検証や気象条件、イベントが交通量に影響を与えていることを明らかにした。これらの研究においては、従来の人手によるカウント調査に代わる新たな手法の検討がなされているものの、特定の人物の行動を複数地点にて捉えるという点から断面での交通量の把握に留まっており、面的な交通量の把握にはつながっていないことが課題である。

続いてプローブパーソンデータによる位置情報取得に関する既往研究として、安藤ら³⁾は、平成 27 年に岡山市中心市街地において実施された回遊性向上社会実験時にプローブパーソン調査を実施している。通常の休日時と社会実験時の中心市街地来訪者の来訪交通手段、滞在時間、居住地特性の関連とその変化を分析している。また、井上ら⁴⁾は、災害対応や交通等の分野へのスマートフォンによる高精度な位置情報の利活用の点から、現状の精度にばらつきが生じ、多くのノイズが含まれることに着目している。それらを改善する手法として、大規模なプローブパーソンデータを解析することにより、取得したパーソントリップデータからリアルタイムに信頼性の高い GPS データを取得するため、3 次元の位置情報を対象にノイズを除去する手法を提案している。これらの研究においては、プローブパーソンデータを集計・分析することにより人々の交通行動の実態把握を行っているが、調査には携帯端末 (GPS 利用可能端末) が必須であるため、全数 (携帯電話を持たない老人・子供を含む) の位置情報を捉えることは難しい。

カメラ画像を用いた画像認識に関する既往研究として、福本ら⁵⁾は、大規模商業施設を対象としてネットワークカメラと顔認証技術を活用した画像データのマッチングによって歩行者の滞在時間を計測し、施設内の行動を把握する実用性を考察している。また、林ら⁶⁾は、既存の設備が活用でき、歩行者など車両以外の観測への応用も期待される道路管理用の監視カメラ (CCTV) 映像から、人工知能 (AI) を活用した画像認識型交通量観測技術の実用化に向けた研究を行っている。これらの研究においては、どちらも本研究と同様にカメラ画像の利活用に着目した研究であるが、前者は複数地点の画像データをマッチングさせて匿名個人の特定を行っているが個人属性の把握には至っていない。一方、後者は自動車を対象として通過台数のカウントを行うと同時に大型車・小型車の判

別を行っているが複数地点データを用いて自動車の移動経路を追跡するような取り組みには至っていない。

様々な視点から歩行者のトラッキング手法の検討・提案がなされているが、Wi-Fi 等のモバイルデータや GPS データを利用する計測手法は、プローブパーソンデータを利用する手法と同様に、全数把握が大きな課題である。一方で、画像を利用する計測手法では、高い精度で全数把握ができる技術が発展しているが、性別や年代という個人属性を特定することは困難であるとともに、測定断面において大量の歩行者群が同タイミングで一挙に押し寄せると、判別は困難となる課題も残る。

以上より本研究では、持ち運びが可能かつ安価な小型撮影デバイスを設置し、歩行者群の顔を撮影・画像処理をすることで、ある特定の地点における歩行者量を計測する。また複数地点データを用いて顔照合することで匿名個人を特定し、その個人属性 (年代・性別等) を把握、そして行動を追跡する。このようなプロセスで撮影地域内における全歩行者の移動範囲および移動ルート、滞在時間等を推計する手法の有用性を検討することを目的としている。

なお、カメラ画像等により、特定の個人が識別できると「個人情報」に該当する。さらに人物の目、鼻、口の位置関係の特徴を抽出して数値化したデータについても「個人情報」として扱う必要がある。また、上記データを 6 ヶ月以上保有する場合は「保有個人データ」に該当する。上記を踏まえて本研究では、IoT 推進コンソーシアム・総務省・経済産業省が発行した「カメラ画像利活用ガイドブック⁷⁾」に基づき、個人情報の管理を徹底する。

3. 歩行軌跡把握手法の概要

3-1 歩行軌跡把握手法の概要

本研究では、図-1 の通り、対象地域内各所に小型撮影デバイスを設置し、撮影が可能な日中の時間帯に連続撮影を行った。各測点にて撮影された画像をもとに、「顔位置の座標」、「顔の特徴量」を検出するとともに、「性別」や「年代」といった個人属性の推定を目指す。なお、本研究では「性別」の結果を示す。「顔の特徴量」のデータを用いて、各測点にて認識された不特定多数のデータから、同一人物と想定されるサンプルのマッチングを行う。

以上のプロセスを認識されたすべての地点におけるサンプルにて集計することにより、歩行者の行動軌跡を推計することが可能となる。また、各測点での観測時間を考慮することによって、特定のエリアにおけ

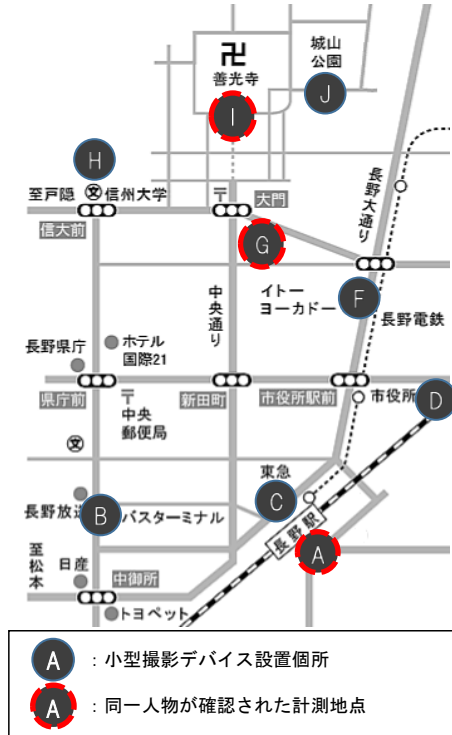


図-1 小型撮影デバイス設置イメージ

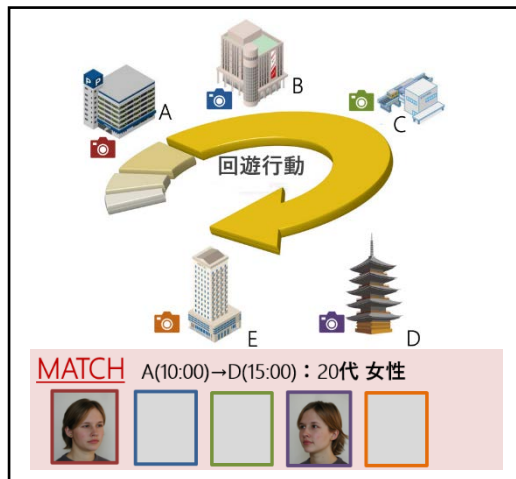


図-2 歩行軌跡把握システム (STEP③)

る滞在時間等の分析を行うことも可能であろう。

3-2 歩行軌跡把握システムのフロー

本システムのフローは以下の通りである。

- ①計測対象地域内各所に設置した小型撮影デバイスで通行する歩行者群を連続的に撮影。
- ②各測点における撮影画像データをもとに、「顔の位置座標」・「顔の特微量」や「性別」・「年代」といった個人属性を推定。
- ③「顔の特微量」を用いて、各測点で認識された不特定多数の撮影データから、同一人物と想定できるサンプルのマッチング。

表-1 カメラデバイスの構成

部品名称	機能	詳細
Raspberry Pi Zero WH	①カメラモジュールより映像を取得 ②pi-remote-camで処理後ROMに保存 ③Wi-Fiのアクセスポイント(AP)となる	OS:Raspbian Buster (GNU/Linux 4.19.66+ #1253) Wi-FiのAPは raspAP ¹⁰⁾ および hostpadで有効化
Raspberry Pi用カメラモジュール	Raspberry Pi Zero WHの CSI(Camera Serial Interface) に接続可能な撮像デバイス	OmniVision製 CMOSセンサ OV5647
microSDカード	Raspberry Pi Zero WHのROM	クラス: Class 10 容量: 2GB
バッテリー	Raspberry Pi Zero WHの電源	Anker Astro E1 5200mAh
ケース	カメラ保護用	容量700mlほどの透明なプラスチック容器
pi-remote-cam	WEBブラウザを介して遠隔操作が可能なカメラソフトウェア	



図-3 製作したカメラデバイス

- ④取得した全サンプルの匿名個人情報データを集計し、歩行者の行動軌跡を推計することが可能。

3-3 カメラデバイスの準備と設置

本研究では、歩行者の広域的な動きを捉えることを目的としていることから、無給電で長時間にわたって作動することが必要条件となる。市場において、十数時間に渡り長時間録画が可能で遠隔操作できる安価

表-2 本システム明確化される情報（予定）

サービス	目的	備考
顔の位置	撮影画像における顔の位置を座標にて把握 同一地点複数断面を分析することで速度を推計可能	常識的に考えられない位置での検出サンプルは除外
顔の特徴量	損失関数に triplet-loss を用いた facenet を用いて 128 次元の特徴量として定量化 その後後述するクラスタリング手法によるグループ化	
性別・年代	CNN(Convolutional Neural Network)を用いて顔画像やその他要因より性別を推定	個人属性分析用として

なカメラデバイスは希少である。そこで、安価な SBC（Single Board Computer）である Raspberry Pi Zero WH とカメラモジュールを用いて自作することとした。自作したデバイスの構成と完成品を表-1 ならびに図-3 に示す。本カメラデバイスを複数台製作し、調査対象地域に設置することで歩行軌跡の把握を目指す。また、遠隔操作ソフトウェアを実装しており、1 枚撮影・インターバル撮影・動画撮影・ライブプレビュー・撮影済み画像のダウンロード・時刻合わせといった機能を Wi-FiAP の電波が到達可能な範囲内において操作することが可能である。

4. 分析手法の検討

本システムにて検討している分析内容を表-2 に示す。本章では、「顔の位置」ならびに「顔の特徴量」を把握する手法について詳説する。

4-1 顔の位置座標の検出

多様な物体が映り込んでい一枚の画像の中から、顔の位置を検出する方法を検討した。本研究では、face_recognition⁸⁾ライブラリの face_locations 関数を用いて顔位置の座標を検出する。これは畳み込みニューラルネットワークを用いて顔位置を検出するものである。

4-2 顔の特徴量の検出

上節にて算出された顔の位置座標から顔をトリミングし、特徴量を算出後にグループ化する手法をとつ



図-4 利用したデータ（WIDER FACE より一例）

表-3 サンプルデータに基づく顔認識率

	全ての顔の数（人）	平均顔認識率（％）
値	39,708	60.92

た。

顔の特徴量には、HOG（Histograms of Oriental Gradients）特徴量⁹⁾など様々なモデルを用いることができるが、本研究では、facenet¹⁰⁾を用いた。顔の画像をネットワークに流し込むと 128 次元の特徴量が得られる。この手法は損失関数に triplet-loss を用いており、距離学習（Metric Learning）において明示的に距離を操作している特徴がある（類似度学習）。

4-3 同一人物のクラスタリング手法

歩行軌跡を把握するために、複数測点にて撮影された画像より、同一人物を特定する必要がある。そこで前節にて検出した顔特徴量を用い、同一人物と推定される顔をグループ化する。

クラスタリング手法には、顔のグループ化において最終的な被験者数（クラス数）が予めわからないことから、クラス数設定が必要ない DBSCAN¹¹⁾を用いた。クラスタリングの距離尺度としては、ユークリッド距離を用いている。

5. 本システムの精度検証

本章では、インターネット上にて公開されている顔写真のサンプルデータを用いて本システムの精度検証を行った。撮影した画像から顔を検出（認識）した後、顔のグループ化つまり顔のマッチングを行う。精度検証では、顔認識率の検証および顔マッチング精度の検証を行った。

5-1 顔認識精度の検証

顔認識率の精度を確認するため、顔写真のサンプル

表-4 LFW データセットのグループ化結果

検証項目	真値 (個)	結果 (個)	割合 (%)
クラスタ数	5,749	5,220	90.80
不明 クラスタ	—	1,703	33.18
平均混在率※	—	—	1.23
重複 カウント数※	—	246	—

※不明クラスタを除く

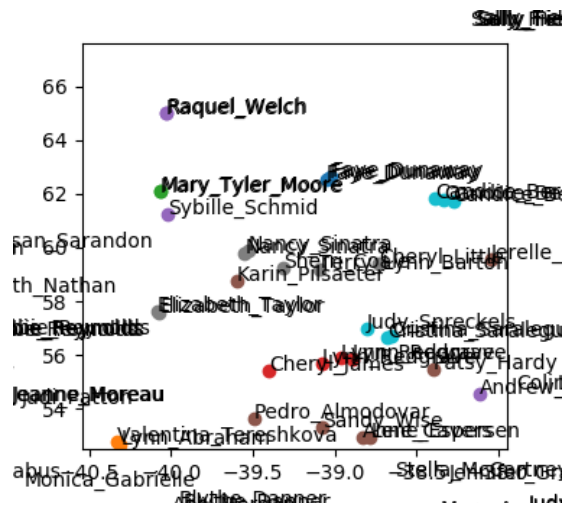


図-5 LFW データセットのグループ化結果 (例)

データを活用し、どれほど正確に顔認識が可能であるかを検証した。なお、サンプルデータとして WIDER FACE のバリデーションデータ¹²⁾を活用した。サンプルデータに含まれる写真の一例を図-4 に示す。また、それに基づいた顔認識の結果を表-3 に示す。

表-3 より、現段階での顔検出率は約 6 割程度の精度であることが確認できた。ただし、図-4 に示す通り、本分析に用いたサンプルデータには、極端な条件で顔を捉えた写真や、集合写真のようなものも多数含まれているため、全数を認識することは非常に困難である。以上を踏まえると、6 割程度の精度は妥当であると考えることができる。

5-2 顔マッチングの検証

複数写真の中から同一人物を特定させ、顔特徴量から同一グループを構成させるクラスタリングを行い、正確にグループ化によるマッチングができていないかを検証した。

具体的には、画像から顔位置を推定した後、顔位置を切り抜いて生成された顔画像から特徴量を抽出・クラスタリングする。また、t-SNE で 2 次元に圧縮した

表-5 実証実験の条件

項目	概要
実施期間	令和元年（2019年）9月28日（土）、29日（日）
実施時間	A.M.9:00～P.M.18:00
実施場所	鉄道駅を中心とした買物・観光・娯楽施設 ・高橋まゆみ人形館 ・飯山駅 ・道の駅千曲川
設置規模	各箇所3～4測点
撮影間隔	2fps
撮影画角 解像度	画角54mm×41mm 解像度720p

顔特徴量をグループごとに色付けしプロットしたものの中のうち、一部を切り取ったものを図-5 に示す。上記のプロセスに基づいて、クラスタリングの検証結果を表-3 に示す。

ここで不明クラスタとは、クラスタ内に異なるサンプルが複数人内包されており、最も出現数が多い名前が全体の 7 割以上を占めていないなど、個人の特定が困難なサンプルと定義した。続いて平均混在率とは、各クラスタにおいて、当該人物以外の人物が内包されてしまった割合の平均値と定義した。重複カウント数とは、同一人物を別クラスタとして判別してしまった数と定義した。

表-4 の検証結果より、90%以上の確率でクラスタを判別できていることが明らかとなった。ただし、クラスタの個人を特定することのできなかったクラスタも 3 割以上存在することから、クラスタリングの精度向上が今後の課題である。なお、不明クラスタを除外すると、平均混在率、重複カウント数ともに非常に少ない結果が得られた。

6. 実証実験の概要

本章では、本システムの実用化に向けた試行実験について記す。具体的には、長野県飯山市の各施設を対象に行った実証実験の概要ならびにその結果について示す。実証実験にて得られたデータを用いて歩行者カウントの精度（顔認識率）の検証を行った。本実証実験の条件を表-5 に示す。

6-1 実証実験の概要

試行実験では、飯山市の中でも鉄道利用観光客の玄関口となっている「飯山駅」、市街地内にて観光集客性の高い「高橋まゆみ人形館（以下、人形館という）」、

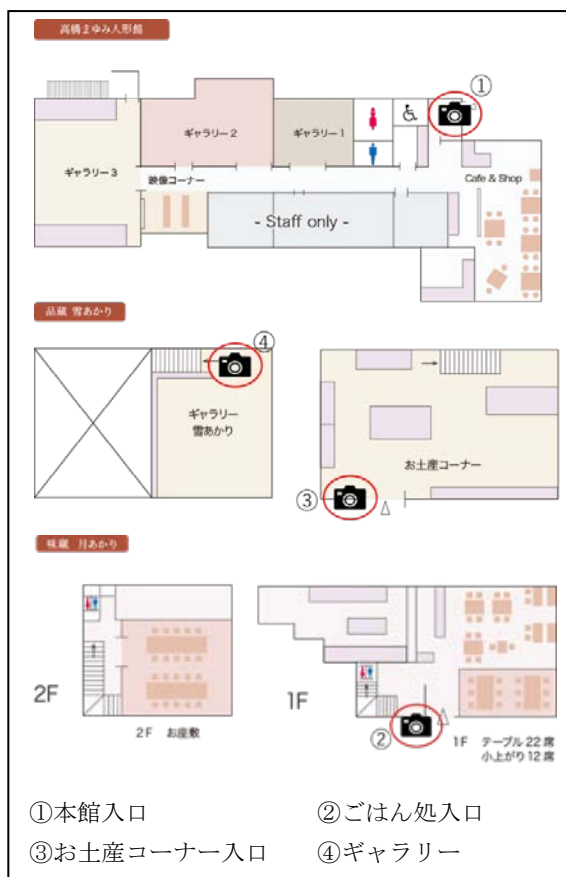


図-6 人形館における小型撮影デバイス設置位置

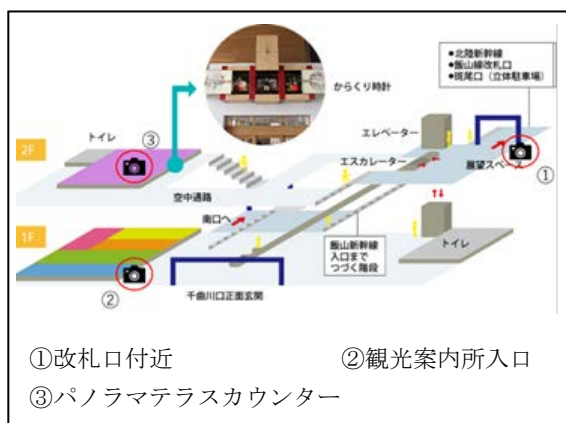


図-7 飯山駅における小型撮影デバイス設置位置

郊外において集客性の高い「道の駅千曲」の3施設を選定した。また、選定した施設内にてある程度の明るさがあり、歩行者との距離が近い位置に小型撮影デバイスを設置し、一定時間の撮影を行った。各施設での撮影位置を図-6、図-7に示す。

6-2 実証実験の成果

飯山市内にて実施した2日間の実証実験のうち、初日に行った飯山駅と人形館の2施設の撮影画像を用

表-6 各設置箇所の特徴

施設	設置箇所	距離*	明るさ
飯山駅	改札口付近	$\geq 5m$	やや暗い
	観光案内所入口	$\leq 5m$	明るい
	パノラマテラスカウンター	$\leq 5m$	やや明るい
人形館	本館入口	$\leq 3m$	暗い
	ごはん処入口	$\leq 5m$	やや明るい
	お土産コーナー入口	$\leq 5m$	明るい
	ギャラリー	$\leq 5m$	非常に暗い

*歩行者と小型撮影デバイスとの距離

表-7 歩行者数カウントの結果

施設	設置箇所	歩行者数(人)		精度(%)
		目視	本システム	
飯山駅	改札口付近	256	95	37.1
	観光案内所入口	289	255	88.2
	パノラマテラスカウンター	93	74	79.6
人形館	本館入口	519	332	64.0
	ごはん処入口	340	183	53.8
	お土産コーナー入口	452	285	63.1
	ギャラリー	-	-	-

いて歩行者カウント精度(顔認識率)の検証を行った。目視での人数カウントでは、約5m前後の距離内にて、ある人物が一度でも認識されれば、その当該人物は認識されたと見なしてカウントした。各設置箇所の特徴を表-6、歩行者カウント精度の結果を表-7に示す。

表-6および表-7より、各設置箇所の諸条件により、歩行者カウント精度に大きなばらつきが生じていることが把握できる。また、飯山駅観光案内所入口等の明るい地点でのカウント精度が高いことから、認識率は設置箇所の明るさに大きく影響されることが考えられる。しかしながら、人形館本館入口は十分な明るさではないにもかかわらず、比較的高い検出率であることから、歩行者との距離にも相関があることが伺える。実際に、非常に暗かった人形館ギャラリーでは暗すぎたため顔の認識ができず、やや暗く歩行者との距離が最も遠かった飯山駅改札口付近では最も低い認識率となっている。

以上より、非常に低い認識率の測点がある一方で、

高い認識率を示した測点もあることから、本システムを運用していくにあたり設置地点の適切な明るさや認識率を定量的に把握することが求められる。また、このようなソフト面での対策だけでなく、撮影を阻害する障害物の有無、設置位置や設置高さなどの諸条件を整える等、撮影時のハード面での対策を行うことで認識率が向上する可能性がある。

7. 実証実験を踏まえた課題の整理

7-1 精度向上方法の検討

6章の検証結果より、暗い場所や遠くに映る人物について顔位置検出の精度が十分でない。また、5章にて触れたように、同一人物推定精度（クラスタリング手法）が十分あるとは言えない。これらシステム面ならびにハード面の両面から改善していく必要があるであろう。

7-2 匿名化処理ならびに処理速度の検討

本システムでは、一度に大量の顔写真を分析する必要がある。顔位置推定及び特徴量算出において、分析処理に非常に時間がかかっている。また、歩行者の顔画像を用いて人物追跡を行っているため、個人情報保護の観点から顔画像の取り扱いについて注意する必要がある。現在はデバッグ用に顔写真をデータベースに保存し、可視化をしている。実際に本格運用の段階になると、「カメラ画像利活用ガイドブック」に基づいて管理を徹底できれば問題ないが、管理が適切に行われない場合、現状では顔画像の流出や不正利用の懸念が残る。また、被写体となる住民との合意形成においても支障をきたす可能性がある。

以上のような課題を踏まえ今後は、画像アップロード時に特徴量を算出後、画像はデータベースに保存せず破棄するよう改良する必要がある。それに付随して、人物画像の可視化は取りやめる必要がある。

また、システムのアップロード前に各測点のカメラの画像を一度集約することが想定される。その際に画像の流出や不正利用が懸念されるため、エッジレベルでの特徴量算出を検討する必要がある。そこで軽量な特徴量算出モデルを開発し、Raspberry Pi WHで撮影時に特徴量のみを保存する方式を検討していく。また、FPGAを用いて回路レベルで特徴量算出モデルを実装することで、高速かつ低電力で動作する顔特徴量カメラの開発も検討する。

こうしたエッジレベルでの顔特徴量算出は、匿名化だけでなく分散処理によるスムーズな解析にも繋がり、処理速度においても大きな利益が得られると考えられる。

8. あとがき

本研究にて得られた知見を以下に示す。

- (1) 歩行者交通量をカウントし、さらに面的な回遊ネットワークを把握する手法として小型撮影デバイスによるトラッキングシステムを提案した。
- (2) 提案したトラッキングシステムについて、必要条件を満足させるカメラデバイスを検討し、製作した。また、撮影画像より分析を行うソフトウェアについて検討を行った。
- (3) サンプルデータを用いて、現在想定しているシステムを適用し、顔検出率ならびに顔認証によるクラスタリング（マッチング）を行った。その結果、真値に近いクラスタ数を得ることができたが、3割ほどの不明クラスタが出現してしまった。
- (4) 飯山市の複数施設にて実証実験を行い、精度向上には撮影デバイスと歩行者との距離や明るさが影響していることが明らかとなった。今後、追加調査にて必要条件を明確化させていく。

本研究にて得られた課題を以下に示す。

- (1) 本研究では、サンプルデータによりシステムの妥当性を検証したが、利用した顔認証データは、本撮影デバイスでは想定していないような写真も数多く含まれていた。今後は、実撮影データやそれに類似するデータに絞り込んだ詳細な分析が必要であろう。
- (2) 6章で述べたように、実証実験を行い顔検出数と実際の歩行者数との相関・クラスタリングにより明らかとなった回遊ネットワークの検証などを進めていく。
- (3) 顔認証のクラスタリング精度が低いことが課題として挙げられることから、ソフトウェア面で改善できる方策を検討していく。また、匿名化処理ならびに処理速度向上策として、撮影デバイスにて特徴量を算出して、それを保存していく仕組みを検討していく。
- (4) 本研究では詳述できなかったが、回遊ネットワークの可視化を進めていく。
- (5) 実証実験にあたっては、カメラ画像利活用ガイドブックを参考に、個人情報やプライバシーには配慮して取り組むこととする。

謝辞

本研究における実証実験の実施にあたり、ご支援、ご協力をいただいた飯山市役所総務課公民連携推進室に感謝する。

参考文献

- 1) 佐々木ひかり, 西川竜二: 市街地における通行量調査の手法に関する研究ー秋田市中心市街地を例にした移動調査法の精度検証と試行ー, 秋田大学教育文化学部研究紀要 自然科学 = Memoirs of Faculty of Education and Human Studies, Akita University. Natural sciences, pp.29-38, 2018
- 2) 長田哲平, 加納壮貴, 大森宣暁, 古池弘隆: 中心市街地における受動赤外線型自動計測器を用いた歩行者通行量の分析, 交通工学論文集, 第 4 巻, 第 1 号 (特集号 B), pp.B_38-B_45, 2018
- 3) 安藤亮介, 氏原岳人: プローブパーソンデータを用いた中心市街地における歩行者中心の都市空間創出の影響分析ー来訪者の交通行動と居住地特性に着目してー, 公益社団法人日本都市計画学会, 都市計画論文集, Vol.53, No.2, 2018
- 4) 井上晴何, 窪田諭, 今井竜一, 田中成典, 重高浩一: スマートフォンの GPS センサを用いた高精度な 3 次元位置情報の取得に関する研究, 土木学会論文集 F3 (土木情報学), Vol.71, No.2, pp.I_152-I_168, 2015
- 5) 福本大輔, 蛭子哲, 木全淳平, 二木徹, 石田真一, 越智健吾, 関信郎: 顔認証技術の活用による歩行者交通流動調査の実現可能性に関する一考察, 第 60 回土木計画学研究発表会・講演集, 2019
- 6) 林泰士, 松田奈緒子, 山下英夫, 里内俊介, 中田寛臣, 横地和彦: AI を活用した画像認識型交通量観測の導入に関する研究, 第 60 回土木計画学研究発表会・講演集, 2019
- 7) Iot 推進コンソーシアム, 総務省, 経済産業省: カメラ画像利活用ガイドブック, 2018.3
- 8) Gingerbreadman/nginx.conf at 8d28983ccade9e12713abfde6157ad41e4a03d52 · kekeho/Gingerbreadman
<https://github.com/kekeho/Gingerbreadman/blob/8d28983ccade9e12713abfde6157ad41e4a03d52/nginx/nginx.conf>
- 9) dlib C++ Library
<http://dlib.net/>
- 10) Dalal, Navneet, and Bill Triggs. "Histograms of oriented gradients for human detection." 2005 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition (CVPR'05). Vol. 1. IEEE, 2005.
- 11) Schroff, Florian, Dmitry Kalenichenko, and James Philbin. "Facenet: A unified embedding for face recognition and clustering." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2015.
- 12) WIDER FACE: A Face Detection Benchmark: Multimedia Laboratory, Department of Information Engineering, The Chinese University of Hong Kong
<http://shuoyang1213.me/WIDERFACE/>