

# 大学キャンパスにおける人の移動目的推定のための人流データ分析手法の提案

劉 嘉偉\* 後藤 孝行\*\* 高野 茂\*\* 谷口 倫一郎\*\*、\*\*\*

(九州大学\*大学院システム情報科学府 \*\*共進化社会システム創成拠点 \*\*\*大学院システム情報科学研究院)

## 1 はじめに

人流を把握することは、都市計画、交通計画、マーケティング、施設管理など様々な分野において有効な応用が考えられる[1]。本研究では、大学キャンパスにおける人の移動目的推定のための人流データ分析手法を提案する。本研究で取り扱う人流データは、九州大学伊都キャンパスのセンターゾーンにおける人流を計測するために設置している 14 基の P-Sen(Petit Sensor Box)により取得されるセンサーデータを利用する[2]。提案手法では、P-Sen により取得される人の軌跡データから特徴を抽出し、その軌跡から推測される人の行動目的を機械学習の SVM により学習する。本研究では、P-Sen のレーザーレンジファインダ(LRF)に基づく人流データを利用しているが、障害物やヒトの重なりを起因とした始点や終点を多数検出する問題がある。その問題を解決するために、提案手法では、適切な軌跡データを選択した後、人流の特徴を抽出する。

## 2 提案手法

本節では、P-Sen の LRF で取得した人流データを分析し、その行動目的を推定する手法を提案する。具体的には、まず、人流データの各軌跡データから、その始点と終点をもとに計算される特徴ベクトルと、その移動目的に応じたラベル付けを行い、訓練データを生成する。提案手法は、「通学」と「帰宅」といった行動目的を推定するためのモデルを SVM により学習する。

### 2.1 人流データ

九大伊都キャンパスのセンターゾーンの人流を計測するために、14 基の P-Sen が設置している(図 1)。



図 1: キャンパスにおける P-Sen 配置図

P-Sen には、人流を計測するために、ネットワークカメラ、レーザーレンジファインダ(LRF)、無線 LAN ルータ、IC カードリーダーが装備されている。本研究では、0.1 秒毎に P-Sen 前方で検出される人の位置を収集している LRF に基づく人流データを利用する。この LRF により計測される人流データの属性を表 1 に示す。この計測された人にはローカル ID が付与され、一定期間この人物の移動軌跡を算出することができる。

表 1: 人流データの属性

属性名	属性の説明
psen	P-Sen の番号
sensor_id	Sensor の識別子
pid	計測された人のローカル ID
time	計測時間(Unix 時間)
x,y	計測座標(m)

### 2.2 移動目的推定のための特徴抽出

本研究で取り扱うキャンパスにおける移動目的は、キャンパスにおける通学と帰宅である。基本的には、ローカル ID が同じ検出点を接続することで、人の移動の軌跡を得ることができ、それを解析することで通学と帰宅を判別することができる。しかしながら、混雑した場合の人の重なりや、障害物などにより、同じ人の軌跡であってもローカル ID が変わってしまい、理想的な連続した軌跡データを得ることは難しい。本研究ではこの問題を考慮して、軌跡データの始点と終点に着目し、どちらか一方、または両方が各 P-Sen の測定限界で検出された軌跡データから表 2 に示す属性をもつ特徴ベクトルを算出し、その行動目的の判別モデルを学習する。

表 2: 特徴ベクトルの属性

属性名	属性の説明
x_axis, y_axis	消失 出現箇所における軌道データの位置座標
radian	始点と終点を結ぶ方向の相対角度
distance	始点から終点までの距離
x_gap, y_gap	始点と終点の位置座標の差
direction	始点と終点を結ぶ方向

### 2.3 移動目的推定モデルの学習

本研究では通学か帰宅の目的で移動した軌跡のうち、適切な始点または終点を含むデータを目視で選択し、その移動目的の正例とする。移動目的を目視では判断できない軌跡は負例とする。このようにラベリングされた軌跡データを 2.2 節で述べた手法で特徴ベクトルに変換し、SVM により学習する。

## 3 実験結果と考察

### 3.1 実験結果

実験では、P-Sen10 番における 2016 年の 4 月 1 日～3 日および 18 日～20 日の期間の人流データを使って提案手法の評価を行う。2 つの期間に分けているのは、それぞれ、休日および平日の行動を学習するためであり、2 節で説明した手法で、ラベル付けされた特徴ベクトルを生成した。

図 2 に移動軌跡の例を示す。各軌跡の緑点が始点、赤点が終点を示す。図 2 に示すように、P-Sen10 番では、移動目的が通学の場合、始点が左側または下側の測定限界で出現し、帰宅の場合は、終点が左側または下側の測定

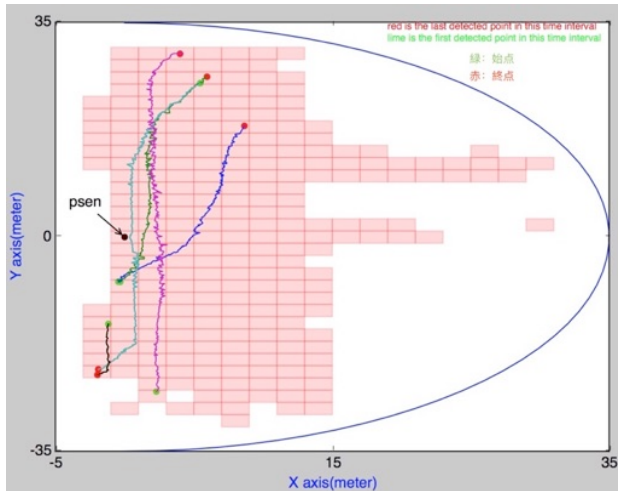


図 2: P-Sen 10 番における人の移動軌跡の例

限界で消失する。しかしながら、人の移動軌跡は複雑であり、このようなルールの逆は成立しない。

そこで、P-Sen10 番における人流データから、(a) 下側で消失、(b) 下側で出現、(c) 左側で消失、(d) 左側で出現する軌跡データを選別し、それぞれ、(a)と(c)のデータを使って、帰宅を判別するモデル、(b)と(d)のデータを使って通学を判別するモデルを学習した。

評価実験では、SVM で生成した4つの予測モデルを Leave one out Cross Validation で評価する。すなわち、データ群から 1 つのデータだけを抜き出してテストデータとし、残りのデータを訓練データとする。これを全データが 1 回ずつテストデータとなるよう検証を繰り返し、評価する。実験に使用した計算機環境は CPU Intel Core i5 2.7GHz, 2コア、メモリ 8GB であり、本評価プログラムは Python により実装した。実験結果を表3に示す。

表3: 実験結果((a) 下側で消失、(b) 下側で出現、(c) 左側で消失、(d) 左側で出現)

	カーネル	実行時間(秒)	データ数	正解率	適合率	再現率	F 値
(a)	RBF	25.7	931	0.95	0.89	0.95	0.92
(b)	RBF	17.1	836	0.93	0.94	0.92	0.93
(c)	Linear	32.5	1010	0.95	0.97	0.95	0.96
(d)	Linear	59.6	1010	0.96	0.97	0.97	0.97

### 3.2 考察

前節で学習した予測モデルを利用して、2016年5月9日のP-Sen10番の人流データを分類した結果を図3に示す。P-Sen11番の計測範囲には通学のための降車利用のバス停があり、降車後に検出された学生・教職員の多くがP-Sen10番の前を通過していく。しかし、帰宅する際は、乗車利用のバス停はP-Sen13番付近にあるため、P-Sen10番の前を通過せずに乗り場に行く学生が多いと考えられる。そのため、P-Sen10番で検出される通学の人数は、帰宅の人数と比較して多いと推測され、実験結果でもその傾向を示唆していることがわかる。

### 4 まとめ

本研究では、大学キャンパスにおける人の移動目的を推定する手法を提案し、実際にキャンパスで収集している人流データを使った評価実験を行った。今回は、移動目的をキャンパスへの通学与帰宅に絞り、特定の場所において、

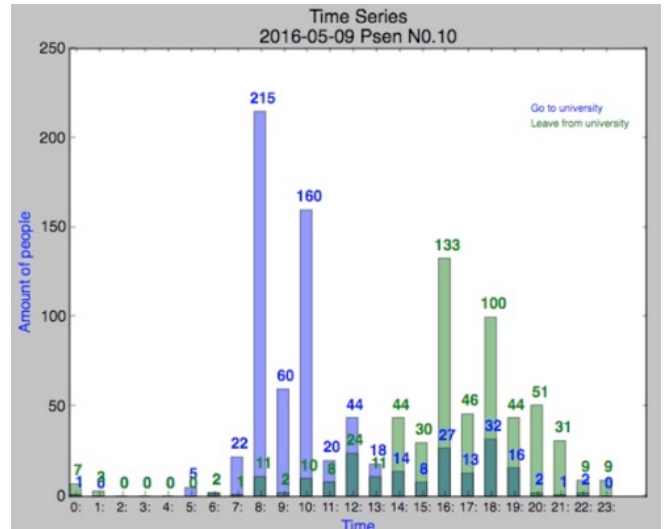


図 3: 提案手法により推定された時間帯毎の通学与帰宅の人数の比較

それらを判別することのできるモデルを構築し、良好な推定結果を得た。今後は、14台すべてのP-Senの人流データを活用する大域的なキャンパス移動の分析をすすめる。

### 謝辞

本研究は、独立行政法人科学技術振興機構の研究成果展開事業センター・オブ・イノベーション(COI)プログラムにより、助成を受けたものである。

### 参考文献

- [1] T. Kanda, D.F. Glas, M. Shiomi and N. Hagita: "Abstracting People's Trajectories for Social Robots to Proactively Approach Customers," IEEE Trans. Robotics, vol.25, no.6, pp.1382-1396, 2009.
- [2] 高野茂, 後藤孝行, 辻徳生, 倉爪亮, 内田誠一, 森岡道雄, 谷口倫一郎, 村上和彰, 「地理情報システム上で利活用できる人流・交通流ビッグデータ分析基盤の開発」, 全国共同利用研究発表大会「CSIS DAYS 2015」, 2015.