3S-03

プライバシーを考慮した安価でポータブルな 入退室者カウント画像処理システムの開発

良永 早耶佳[†] 大坪 敦[‡] 橋本 大和[‡] 廣重 法道[‡] 鶴田 直之[‡] 福岡大学^{†‡}

1. はじめに

近年、ローカル鉄道会社の多くは、経営面での余 裕が少ない一方、将来的には沿線の人口は減少する 可能性が大きく、更に厳しい状況にある。このよう な環境下で、ローカル鉄道各社は地域と連携したイ ベントを開催するなど、多様な営業努力を行ってい る。しかし、IC カードシステムが導入されていな い会社が殆どであり利用者を自動でカウントする仕 組みがない。そのため、イベントやダイヤ改正など の効果を測定できないという問題を抱えている。ま た、マーケティング情報として、安価で手軽な方法 で、かつプライバシーを考慮しながら利用者の数を 計測したいというニーズは高まっている。そこで筆 者らは、福岡県の筑豊地方にある平成筑豊鉄道を対 象に、上記の要件を満たしつつリアルタイムに人数 を計測するシステムを開発している[1]。本稿では、 開発したカウントシステムの概要とその性能評価に ついて述べる。

2. システム概要

本システムは、ハードウェアに Raspberry Pi[2] と USB カメラを使用する。ドア付近の天井にカメラを設置して真下の映像を撮り、人物を認識することで人数をカウントする。人物認識の手法として、フレーム間差分方式と HoG 特徴量方式[3][4]、フレーム間差分方式とニューラルネットワークを組合せた方式(以後、フレーム間差分+NN 方式)の3つを用意した。

2.1. フレーム間差分方式

本方式は、連続する2枚のフレーム画像の差分から動いている人物領域を抽出し、特定の位置に引いた線(カウント線: A線, B線)を通過した様子を分析し、人の動きを決定してカウントする方式である。ただし、ここでは、横並びが2人までであるとし、同時に出入りがある状況は想定外としている。

- ① 連続するフレーム間で差分をとった結果に対して二値化処理を行い、人物領域を抽出する (図1)。
- ② フレームごとにカウント線上の白画素数を計 測する。図2の上段は、フレームごとの B 線 上の二値画像を繋ぎ合わせたものである。ま

Development of Privacy-protected Inexpensive and Portable People Count Image Processing System †Sayaka Yoshinaga etc.

‡Fukuoka University

- た、下段の黄色のグラフは、フレームごとの B線上の白画素数を示している。オレンジ色 の尖ったグラフは、人物の中心が B線上を通 過した時刻を示したものである。
- ③ 白画素数の計測結果をガウシアンフィルタで 平滑化する(図2下段の青線)[5]。
- ④ B線に対する平滑化後のグラフの極大点の値Pに対し、二つの閾値(Ta < Tb)を用いて通過人数を推定する。すなわちP≤Taの時は通過なし、Ta<P<Tb の時は一人通過、Tb≤Pの時は二人通過と推定する。
- ⑤ 同時に、B線の極大点の時刻における A線の グラフの傾きから乗り降りを判定する。

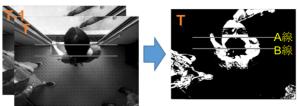


図 1:フレーム間差分

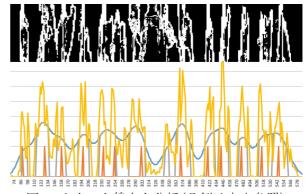


図 2:カウント線上を分析(凡例は本文参照)

2.2. フレーム間差分+NN 方式

フレーム間差分方式の③において、3つの異なるスケールで平滑化を行う。次に、④を次のNNによる判別処理に置き換える。すなわち、フレームごとにスケールの異なる3つのグラフの値をNNの入力とし、通過なし・一人通過・二人通過の3クラス識別問題として人数を推定する。NNには3層モデル誤差逆伝播学習を用いた。

2.3. HoG 特徵量方式

本方式は、フレーム中の人物を特定・追跡し、人

の動きの方向を決定してカウントする方式である。

- ① 頭部画像から乗客の HoG 特徴量を学習させた、OpenCV traincascade[6]を使って人物を検出し、位置と色ヒストグラムを抽出する。
- ② 連続するフレームの人物位置と色ヒストフラム から類似度評価指標を算出して、人物追跡を行 い、特定のラインを超えた時にカウントを行う。



図 3:HoG 特徵量方式

3. 実験

2017年3月、2018年8月に平成筑豊鉄道で、2018年11月に福岡市内のイベント会場で人数を計測する実験を3回行った。

3.1. 3月現地実験

この実験では、通常運行している列車にカウンタを設置し約1日乗降者をカウントした。同時に手動カウントを行い、その結果と比較することで精度を算出した。カウント方式は、フレーム間差分方式とHoG 特徴量方式の2種類を使用した。

3.2. 8月現地実験

この実験では、車両を1台貸切、共同研究者と同研究室のメンバーで、平成筑豊鉄道の職員監修のもと、実際の乗降者の動きを再現して約20本の動画を撮影し、後日オフラインでその動画に対して人数カウントを行った。カウント方式は、フレーム間差分とフレーム間差分+NNの2種類を使用した。

3.3. 11 月福岡市内イベント会場での実験

この実験は、カウントシステムの汎用性を調べるために行った。イベントは2日間行われ、その間、会場出入り口の天井付近にカウンタを設置し、特定の時間カウントを行った。また、目視でのカウントも行い、結果を比較して精度を算出した。カウント方式はフレーム間差分を使用した。

4. 結果

各実験における精度を表 1 にまとめる。精度は F 値を使って求めた。

3 月現地実験の結果から、HoG 特徴量方式よりもフレーム間差分方式の方が精度が高いことがわかる。次に、8 月現地実験の結果から、フレーム間差分方式にニューラルネットワークを利用すると、フレーム間差分のみの結果よりも精度がよいことが期待できる。また、11 月福岡市内イベント実験の結果から、フレーム間差分方式は環境の変化による性能への変化はあまりないことがわかる。

表 1:実験結果の精度比較

注:本稿の執筆時では各実験の正解判定方法が若干 異なっている

| | 精度(%) | | |
|----------------|------------|--------|------------------------|
| | 3月 現地実験 | 8月現地実験 | 11 月福岡 市内イベ ント実験 |
| フレーム間 差分 | 77. 2 | 82. 0 | 85. 4 |
| HoG 特徴量 | 73. 4 | | |
| フレーム間 差分+NN | | 89. 5 | |

5. まとめ

このシステムは、Raspberry Pi と USB カメラを使用しているため市販のシステムより安価でポータブルであり、人物を頭上から撮影し保存せずにリアルタイムで計測するためプライバシーにも考慮しているおり、どのような施設においても利用できると思われる。

また、実験結果より、カウント方式としてはフレーム間差分+ニューラルネットワーク方式が精度が一番高かった。イベント会場での実験では、環境変化によるカウントシステムの性能の変化は極めて小さいものと考えられ、このカウントシステムの汎用性に期待ができる。

現在このシステムは、横の並びが2人までであるとし、同時に出入りがある状況は想定外であることが条件として開発されている。そのため、これらの条件に左右されないシステムへの変更とカウント精度の向上が課題と考えられる。

参考文献

- [1] ローカル鉄道向け乗降者カウントシステムの開発, 廣重法道 他, ITS シンポジウム 2017
- [2] Raspberry Pi Teach, Learn, and Makew ith RaspberryPi , https://www.raspberrypi.org/
- [3] 人検出のための Real Ada Boost に基づくHOG 特徴量の効率的な削減法,松島千佳 他,情報処理学会 研究報告 CVIM167, 167-32, 2009
- [4] Histograms of oriented gradients for human detection, DALAL N., Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2005, 886-893, 2005
- [5] Scaling Theorems for Zero Crossings, ALAN L. YUILLE and TOMASO A. POGGIO, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-8, No. 1, 1986
- [6] OpenCV traincascade, http://www.vision.cs.ch ubu.ac.jp/joint hog/pdf/HOG+Boosting LN.pdf