

平成 29 年度
学士学位論文

靴箱画像を利用した室内人数の推定

Estimation of number of people inside a room
using shoebox image

1180311 鎌倉 晋太郎

指導教員 吉田 真一

2018 年 2 月 28 日

高知工科大学 情報学群

要 旨

靴箱画像を利用した室内人数の推定

鎌倉 晋太郎

災害時に有益な情報として在室人数の状況がある。災害発生時の室内人数を把握することは、その後の救助活動を効率化し、多くの人命を救える可能性につながる。現在、企業や施設において様々な手法で在室管理が行われているが、カメラを用いた在室管理は、設置が比較的容易であり、ネットワークを用いた管理の自由度も高いため、多くの場面で利用できる手法である。しかし、プライバシーの観点からカメラの設置が難しい空間も多い。そこで本研究は、日本では靴を脱ぐ空間が多いことを利用して、個人情報を含まない靴箱画像に画像処理を適用することで室内の人数を推定する手法を提案する。

本手法は、IoT デバイス等への対応を考慮し、低負荷な処理で動作することを目指し、背景差分法をはじめとする基本的な画像処理のみを用いる。背景差分の前処理として、靴箱領域の抽出、取得画像のグレイスケール化、ヒストグラム平坦化によるコントラスト強調、ガウシアンフィルタによる平滑化を行う。差分画像に二値化を施し、二値画像の輪郭を検出することで靴の数を推定する。二値化時のしきい値決定法として、固定しきい値法と判別分析しきい値法を使用する。評価として、二つのしきい値決定法の推定精度と平均推定数を算出し、比較する。

実験の結果、固定しきい値法の推定精度 74.8%、判別分析しきい値法の推定精度 72.4% となり、推定精度、平均推定数ともに固定しきい値法が上回った。以上の結果は、基本的な画像処理のみを使用した結果でもある程度の推定が行えることを示しており、今後、深層学習等のより複雑な処理を応用することで実用に耐えうる精度向上が見込める。

キーワード 人数推定, 背景差分法, 判別分析法, ArUco マーカー

Abstract

Estimation of number of people inside a room using shoebox image

The number of people inside a room is useful information in the event of a disaster. Grasping the number of people at the time of a disaster can make the rescue activities afterward more efficient and lead to the possibility of saving a lot of human lives. Using camera is simple and easy to set up, however it is difficult to set cameras from the problem of privacy. In this study we assume that our system is mainly for elementary schools and high schools in Japan.

Proposed system applies the background subtraction method to the shoebox image from cameras. Difference of images are binarized and the contour of shoes area is detected from the binary image. Finally the number of shoes are estimated from the shoe area. As a threshold value determination method for binarization, the fixed threshold method and the discriminant analysis threshold method are used and compared. The accuracy of the average estimated number of each method is shown.

Experimental results show that the accuracy of the fixed threshold method is 74.8% and that of the discriminant analysis method is 72.4%. The fixed threshold method is high both for accuracy and average estimated number. For the future study, using more complex methods such as deep neural network can improve the accuracy.

key words estimation of number of people, background subtraction, discriminant analysis method, ArUco marker

目次

第 1 章	序論	1
第 2 章	関連研究	3
2.1	RFID タグによる在室管理	3
2.2	画像処理を用いた顔認識による在室管理	3
2.3	玄関の履物に画像認識を用いた在室管理	4
第 3 章	背景差分法を靴箱画像に適用した室内人数の推定	5
3.1	靴箱領域の抽出	5
3.2	取得画像の前処理	10
3.2.1	ヒストグラム平坦化によるコントラスト強調	10
3.2.2	ガウシアンフィルタ	13
3.3	背景差分法の適用	13
3.4	差分画像の二値化処理	13
3.5	二値画像のノイズ除去	14
3.6	靴の輪郭検出	18
第 4 章	実験	19
4.1	撮影環境	19
4.2	実験環境	21
4.3	実験手法	22
第 5 章	結果	23
5.1	提案手法 1(固定しきい値法を用いる手法)	23
5.2	提案手法 2(判別分析しきい値法を用いる手法)	23

目次

第 6 章	考察	26
6.1	提案手法 1 に関する考察	26
6.2	提案手法 2 に関する考察	27
第 7 章	まとめ	28
	謝辞	30
	参考文献	32

目次

3.1	ArUco マーカの例	6
3.2	ArUco マーカの検出例	7
3.3	靴箱に設置した ArUco マーカの検出例	8
3.4	設置した ArUco マーカ	9
3.5	CLAHE の適用例	11
3.6	CLAHE 適用の例	12
3.7	固定しきい値法と判別分析しきい値法の出力結果の比較	15
3.8	オープニング・クロージング処理によるノイズ除去	16
3.9	背景差分処理行程の出力画像一覧	17
3.10	輪郭検出の出力画像	18
4.1	靴箱撮影用カメラの設置位置	20
4.2	研究室の玄関画像	20
4.3	ID 毎の背景画像	22
5.1	提案手法 1 のしきい値毎の推定精度	24
5.2	提案手法 1 の靴の平均推定数と個数毎の推定精度	25
5.3	提案手法 2 の靴の平均推定数と個数毎の推定精度	25

表目次

4.1	カメラの仕様	19
4.2	実験環境	21
4.3	靴の数 (真値) に対する画像データ数	21
5.1	靴の数 (真値) に対する推定結果毎のデータ数	24

第 1 章

序論

現在，企業や公共施設，大学のほとんどで在室する人数やメンバーを把握するための在室管理が行われている。それらによって得られるデータは，マネジメントや作業効率の分析などにも使用される重要な情報である。一方で，災害時にも有用な情報と言える。災害発生時の在室人数を把握することは，その後の救助活動の効率に影響する。特に震災の救助活動にはタイムリミットが存在し，少ない時間で効率的に救助することが最も重要であると言える。以上から，常時稼働し続けるシステムが予想されるため，利用者の簡便性を重視した在室管理システムが必要である。

一般的に使用されている在室管理の手法として，RFID タグによる管理，画像認識による管理，各種センサによる管理などがある。在室管理において問題となるのが，認識精度，導入コスト，そして簡便性である。この中で画像認識による管理はカメラに映る画像を使用するため，利用者の煩雑さは最も低いと言える。一方で，画像解析のための高額なカメラや複数のカメラ使用により安価とは言えず，精度についてはヒューマンエラーは減少するが，画像処理の精度に依存する形となる。また，個人に関する情報を蓄積してしまうというデメリットもある。以上の問題を解決する手法として，玄関の履物に注目した手法がある。この手法はカメラを一台に抑え，かつ個人に関する情報を蓄積することない在室管理が可能である。また，靴を脱ぐ行為は日本では広く知られた文化であるため，利用者の簡便性も保持していると言える。だが，玄関という空間は靴以外の物体が存在する可能性があることから精度に関係なく正確性が低くなってしまふ恐れがある。

そのため、本研究ではより限定的な撮影環境として靴箱を用いた室内人数推定を提案する。処理範囲が狭まったことで照明変化などの影響を低減し、正確性の向上が見込める。また、靴以外の物体が映り込む可能性もほとんどなくなったと言える。本手法はIoTデバイスでの動作を考慮し、出来るだけ低負荷で動作することを目指し、背景差分法をはじめとする基本的な画像処理を用いる。推定の処理手順として、背景差分法を適用した靴箱画像を二値化し、二値化画像から検出された輪郭数を推定結果とする。輪郭を明確に描画できるかどうか推定結果に影響することから、二値化時のしきい値決定に着目し、2種類の手法について実験を行い、最適な手法を検討する。本手法を実用するにあたって、想定する導入先として日本の小中学校を目標とする。日本におけるほとんどの小中学校は、学内では靴を脱いで活動するためである。

精度検証として、靴箱画像 3020 枚に対して靴の輪郭検出処理を適用した実験を行う。二値化時のしきい値決定法として固定しきい値 (提案手法 1)、判別分析法を用いたしきい値決定法 (提案手法 2) の 2 種類を用いてそれぞれの推定精度と靴の数毎の平均推定数を比較する。実験の結果、固定しきい値法の推定精度 74.8%、判別分析法の推定精度 72.4%という結果となった。以上の結果は、基本的な画像処理のみを使用した結果でもある程度の推定が行えることを示しており、今後、深層学習等のより複雑な処理を応用することで実用に耐えうる精度向上が見込める。

本論文の構成は、第 2 章で本研究の関連研究とその問題点を述べ、第 3 章では、本研究で提案する推定手法と関連する技術について説明する。第 4 章では、実験環境と実験の手法を述べ、第 5 章では実験の結果を述べる。第 6 章にて、結果に対する考察を述べた後、最後に第 7 章で本研究について簡単にまとめる。

第 2 章

関連研究

本章では室内で人数を推定する手法として、RFID タグによる在室管理，顔認識による在室管理，玄関の履物に画像処理を用いた在室管理について説明する。

2.1 RFID タグによる在室管理

RFID タグによる在室管理は一部の企業や大学で使用されている管理手法である [1]。メリットとして，システムの導入コストが低いこと，在室者数と在室者情報を確実に取得できることが挙げられる。デメリットとして，カードリーダーに通すという行程が必要となる操作の煩雑さ，それによる渋滞の発生などが考えられる。また，ID カードの紛失や盗難によるなりすましが発生する恐れもある。

2.2 画像処理を用いた顔認識による在室管理

顔認識を用いる在室管理はカメラで顔を撮影し，顔の特徴と登録された情報を照合することで人物の特定を行う手法である [2]。人物の身体的特徴を用いることでなりすましを防止し，利用者の煩雑な操作も必要ない。ただし，利用者は認証のために立ち止まる必要があり，渋滞の原因やシームレスな移動を妨げる。また，認証の意味合いが強く，個人に関する情報を蓄積してしまうことから用途によっては導入できない場合がある。

2.3 玄関の履物に画像認識を用いた在室管理

利用者の煩雑さと個人に関する情報の蓄積という問題を解決する手法として、玄関の履物の画像を用いた在室管理手法が提案されている。高橋ら [3] は玄関で撮影した画像に4種類の手法を適用し、個人推定と人数推定を行っている。そのうち、人数推定を行う手法として、背景差分法を使用した検証実験では、背景画像間の差分輝度値の平均から有効精度が見込める誤差範囲を算出し、本手法により靴の有無を判定できることを示した。しかし、求めた差分輝度値は靴の色や撮影する環境によって異なる。また、カメラの設定も細かく設定していることから別の環境に適用しにくい。玄関には靴以外のものが置かれる状況も考えられるため、撮影環境として問題がある。

そこで、本研究では靴箱を利用した室内人数推定を提案する。撮影範囲を靴箱の領域のみに絞ることで靴以外の物体が写らない。また、処理範囲を限定することで照明変化の影響を軽減できると考える。それにより、環境によって差分輝度値が変わっても対応しやすく、カメラの設定を変更することなく人数推定が可能となると考える。

第 3 章

背景差分法を靴箱画像に適用した 室内人数の推定

本章では、本研究で提案する靴箱画像を利用した室内人数推定について説明する。提案手法は二値化処理の結果により推定結果に影響を及ぼすため、2種類のしきい値決定法を採用し、それぞれ提案手法 1、提案手法 2 とする。

提案手法 1 二値化処理に固定しきい値法を用いる手法

提案手法 2 二値化処理に判別分析法によるしきい値決定法を用いる手法

3.1 靴箱領域の抽出

本節では、背景差分を適用する靴箱領域の抽出について説明する。本研究で使用する靴箱は固定できないため、撮影毎にズレが生じる。靴箱のズレは背景差分の際にノイズとして影響を及ぼす。ズレを最小限に抑えるために動的に靴箱を検出し、抽出する必要がある。

ArUco マーカ

そこで ArUco マーカを靴箱に設置し、マーカの座標を基に靴箱の検出と抽出を行う。ArUco は AR(Augmented Reality) やロボットの定位に必要となるカメラ姿勢推定に適したシステムとして提案された手法である [4]。オリジナル画像からマーカの矩形検出、

3.1 靴箱領域の抽出

無関係な輪郭除去，パターン判定を行い，堅牢で迅速なマーカ検出が可能である [5]．検出に必要な正方形のバイナリマーカは作成することができるが，辞書としてマーカのパターンを登録する必要がある．オープンモジュールとして公開されており，あらかじめ作成されている辞書，マーカパターンも存在する．図 3.1，図 3.2 は ArUco マーカの例と検出例である．

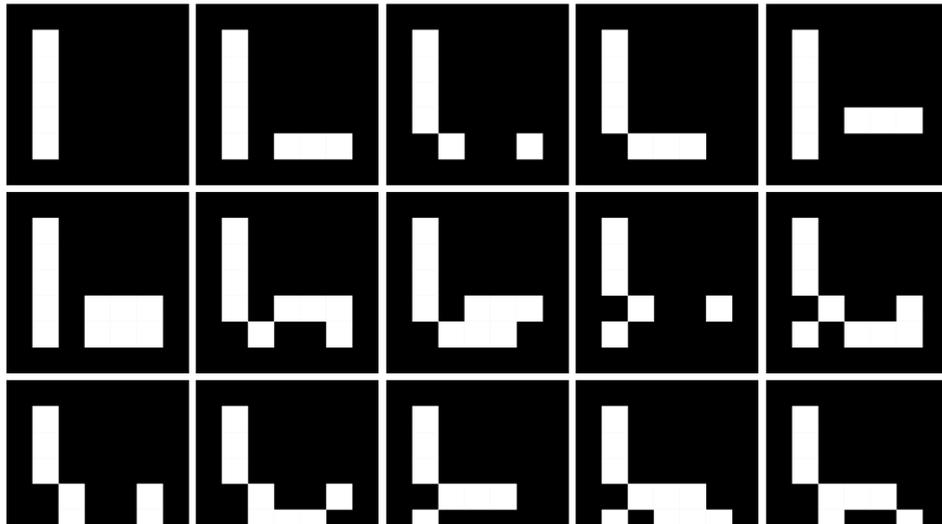


図 3.1 ArUco マーカの例

3.1 靴箱領域の抽出

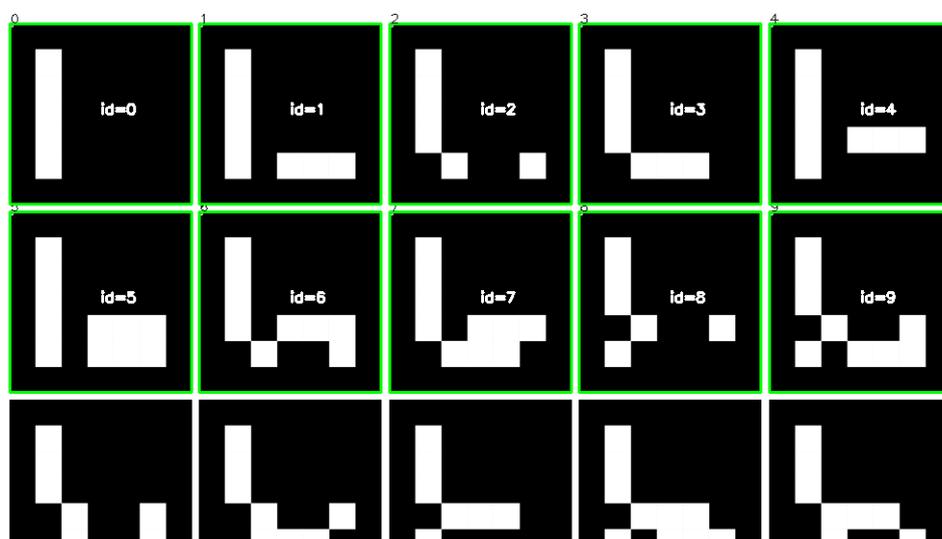


図 3.2 ArUco マーカの検出例

3.1 靴箱領域の抽出

靴箱への ArUco の適用

ArUco マーカは、マーカがもつ ID とマーカのコーナー四隅の座標を返す。靴箱画像からマーカを検出した例を図 3.3 に示す。

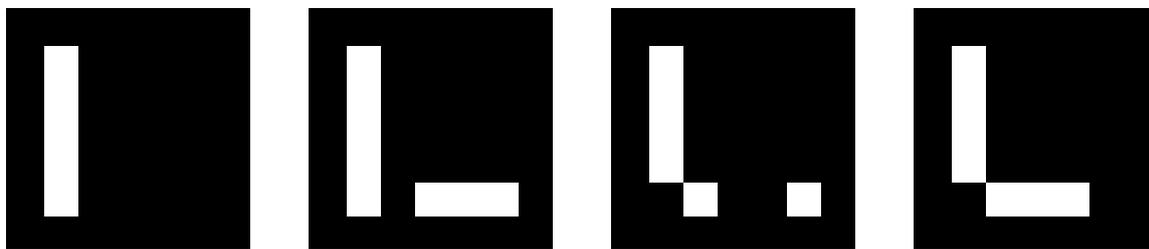
図 3.3 のように ArUco マーカは靴箱の四隅に設置する。四隅全てのマーカの座標を使用すれば完全な靴箱領域を抽出できるが、撮影環境によって取得できる座標が異なり、画像サイズが変わることになる。しかし、背景差分を行う際は対象画像は同サイズである必要があるため、検出されたマーカの一つを基点に固定値による抽出を行う。また、4つのマーカ全てが検出される場合が少なかったことも理由の一つである。



図 3.3 靴箱に設置した ArUco マーカの検出例

3.1 靴箱領域の抽出

使用した ArUco マーカを図 3.4 に示す. マーカの大きさは $5 \times 5\text{cm}$ である.



[1]ID=0

[2]ID=1

[3]ID=2

[4]ID=3

図 3.4 設置した ArUco マーカ

3.2 取得画像の前処理

本節では、背景差分法を適用するにあたって行った3つの前処理について説明する。

1. グレイスケール化
2. ヒストグラム平坦化によるコントラスト強調
3. ガウシアンフィルタ

前処理の目的は、背景差分時に影響を及ぼす照明変化によるノイズの軽減である。
なお、グレイスケール化の説明については割愛する。

3.2.1 ヒストグラム平坦化によるコントラスト強調

撮影場所の研究室は室内であるが、窓からの光や室内照明によって照明変化が発生する。それにより画像が低コントラストとなり、画像間の差異が大きくなってしま

ヒストグラム平坦化

そこで、ヒストグラム平坦化を行う。ヒストグラム平坦化はコントラスト強調を行う手法である。画像のコントラストは一般的に高い方が良い画像とされる。コントラストの低い画像は明るい部分と暗い部分の差が少なく、被写体が見えづらくなる。低コントラスト画像の画素値分布は一箇所に画素値が集中しており、高コントラスト画像の画素値は万遍なく分布している。このことから、低いコントラストの画像でも画素値を万遍なく再配置することで、コントラストを改善することができる。この処理をヒストグラム平坦化、またはヒストグラム均一化と呼ぶ [6]。ただし、一般的なヒストグラム平坦化では、画像全体のコントラストを考慮して処理を行うため、画素値が過度に偏ってしまうことで細部情報が失われる恐れがある。

3.2 取得画像の前処理

CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization)

ヒストグラム平坦化の問題点を解決する手法として CLAHE がある。CLAHE は画像を 8×8 などの小領域に分割して領域毎にヒストグラム平坦化を適用する処理である [7]。これにより、画素値の偏りによる細部情報の欠落を防ぐ。また、ノイズがある画像にヒストグラム平坦化を施した場合、ノイズが強調されてしまう。そのため、コントラストの制限を設けて一定の出現頻度を超える画素をその他のビンに、均等に分配することでノイズの強調を防ぐ。低コントラストの画像例と CLAHE の適用例を図 3.5 に示す。本研究では、コントラストの制限値は 4.0, 分割する小領域は 8×8 とする。低コントラストの靴箱画像の例と CLAHE 適用後の画像を図 3.6 に示す。ここでの L は luminance(輝度) の略称である。



[1] 原画像

[2] limit 2.0 の CLAHE

図 3.5 CLAHE の適用例

3.2 取得画像の前処理



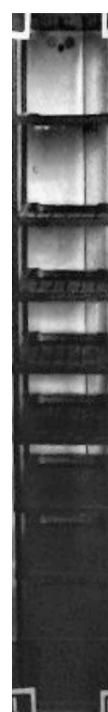
[1] High L



[2] Low L



[3] [1] に適用



[4] [2] に適用

図 3.6 CLAHE 適用の例

3.3 背景差分法の適用

3.2.2 ガウシアンフィルタ

ガウシアンフィルタにより，画像のノイズ除去と共に画像中の輝度値を滑らかにすることで画像中の輪郭が滑らかになり，差分時の輪郭領域が明瞭化される．平均化する周辺画素は 5×5 とする．

3.3 背景差分法の適用

靴の有無を検出する手法として，背景差分法を適用する．

背景差分 (background subtraction)

二枚の画像間の差分から移動物体領域のみを切り出す処理を背景差分という [8]．まず，固定カメラから移動物体がない状態である背景画像を取得する．移動物体が入った画像と背景画像の差分から 0 とそれ以外の輝度値が取得でき，0 以外の輝度値は移動物体の領域である．差分によって得られた差分画像に閾値処理を行い，二値画像を得る．この二値化画像に膨張・収縮処理を施し，成型したものがマスク画像である．最終的に移動物体が入った画像にマスク画像を適用し，移動物体領域を抽出する．

本研究では，マスク画像を利用して検出するため，移動物体の抽出自体は目的ではない．また，背景画像は ArUco マーカの ID ごとに，つまり 4 種類用意する．差分対象画像の抽出時の ID と照らし合わせて背景差分を適用することにより，画像間の差異を低減する．

3.4 差分画像の二値化処理

差分画像の注目領域を二値画像にて表現する．二値画像は白黒画像とも呼ばれ，注目領域の抽出や不要部分の除去に使用される．本研究では，差分結果の二値画像の輪郭数が靴の検出結果となるため，二値化時に輪郭をどれだけ明確に描画できるかで推定率が

3.5 二値画像のノイズ除去

変動する。よって、二値化の結果を左右するしきい値決定法について、最適な手法を検討する。二値化時のしきい値決定法としては、以下の二つを用いる。

- 固定しきい値法
- 判別分析法によるしきい値決定法

固定しきい値法

固定しきい値法は画像内の画素値が設定したしきい値より大きければある値、小さければ別の値を割り当てるしきい値決定法の一つである。固定しきい値処理は画像の色や輝度のヒストグラムに明確な境界がある場合に有効である。固定値で二値化することで特定の色といった条件で抽出することも可能である。しかし、固定しきい値法は複雑な照明変化に対応できないという問題点がある。

本研究では、しきい値を 10~110 の範囲で実験を行い、最も高い精度が得られるしきい値を探索する。

判別分析しきい値決定法 (大津式二値化)

世界中で広く使われている手法として、判別分析法を用いたしきい値決定がある。判別分析法はある値を二つのグループどちらに属するのかを判別する手法である [9]。評価関数としてクラス間分散とクラス内分散の比を用いて、分離度を求める [10]。これにより、二値化時の最適なしきい値を自動的に決定することができる。

固定しきい値法と判別分析二値化法の出力の比較結果を図 3.7 に示す。

3.5 二値画像のノイズ除去

ここで得られた二値画像には微細なノイズ、無関係な靴同士の連結や靴の左右の分裂といった問題がある。そこでオープニング・クロージング処理を行う。

3.5 二値画像のノイズ除去



[1] 原画像

[2] 固定しきい値法

[3] 判別分析しきい値法

(しきい値:127)

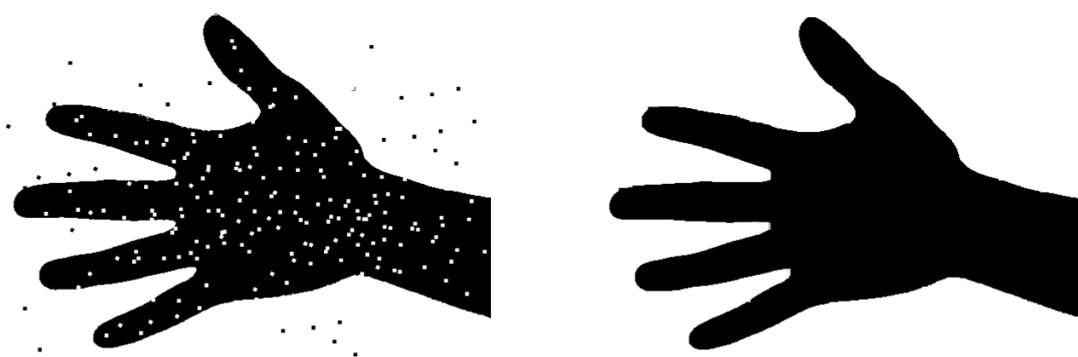
図 3.7 固定しきい値法と判別分析しきい値法の出力結果の比較

オープニング・クロージング

オープニング・クロージング処理について説明を行う。二値画像に現れるノイズとして、多くの細かい穴、領域の分断、不必要な部分の残留があげられる。以上のノイズを除去する手法として、画素の膨張・収縮処理がある。膨張は微小な穴のノイズを、収縮は対象と無関係な部分のノイズを除去できる。しかし、それぞれの処理のみでは一方のノイズしか除去できない。そこで、膨張と収縮処理を順番に行うことで性質の違うノイズを除去しつつ、対象領域の抽出が可能となる。膨張を n 回実行した後、収縮を n 回実行する処理をクロージング、収縮を n 回実行した後、膨張を n 回実行する処理をオープニングという [11]。クロージングとオープニング処理を行なった例を図 3.8 に示す。

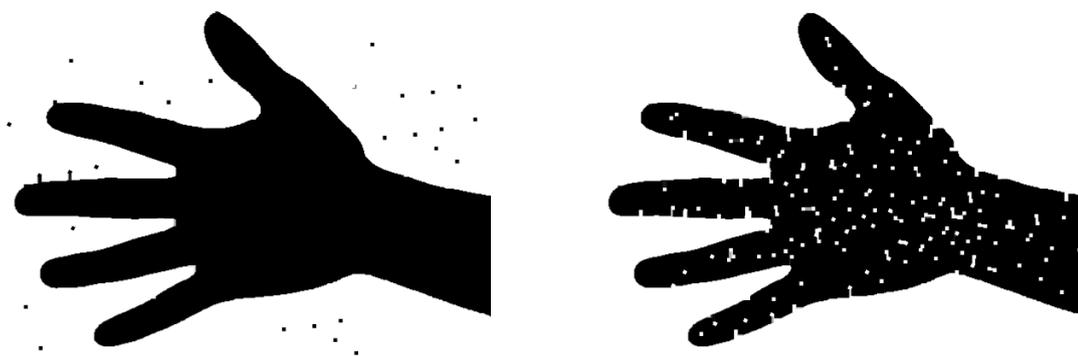
連結しすぎた画素の分割や分離した靴の画素同士の連結も行う。それぞれ 1 回ずつ適用し、オープニング・クロージングの順に行う。図 3.9 に靴箱画像の差分取得からオープニング・クロージング処理までの出力画像を示す。

3.5 二値画像のノイズ除去



[1] 原画像

[2] オープニング・クロージング処理後



[3] オープニング処理のみ

[4] クロージング処理のみ

図 3.8 オープニング・クロージング処理によるノイズ除去

3.5 二値画像のノイズ除去



[1] 差分画像



[2] 二値画像



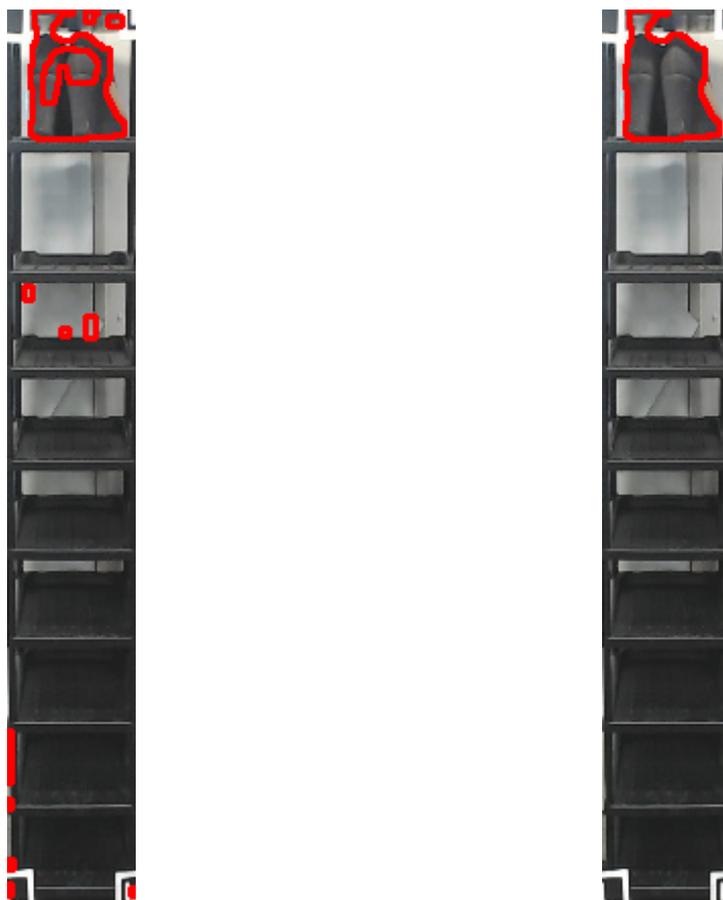
[3] オープニング・
クロージング処理

図 3.9 背景差分処理行程の出力画像一覧

3.6 靴の輪郭検出

3.6 靴の輪郭検出

得られた二値画像から輪郭領域を検出する。図 3.10 に検出結果を示す。図 3.10 のように靴以外の微細な差分が残るため、輪郭領域の面積によって制限を行う。靴と思われる領域を実際のデータを基に設定した出力結果が図 3.10 の [2] である。



[1] 輪郭検出

[2] 領域制限後の検出画像

図 3.10 輪郭検出の出力画像

以上の条件に当てはまる輪郭のみをカウントし、その個数を靴の個数とする。

第 4 章

実験

本章では，実験に使用した画像データの撮影環境について述べる．また，本手法の有効性を確認するための検証実験環境について述べる．

4.1 撮影環境

撮影場所は高知工科大学の研究室である．玄関に靴箱を設置し，研究室に所属するメンバーの靴を撮影する．カメラと靴箱の位置関係は以下の図 4.1 の通りである．カメラは靴箱から 182cm の位置に設置し，靴箱全体が映るように撮影した．取得画像は以下の図 4.2 の通りである．取得した画像は ArUco マーカーの座標を基にトリミングされる．全ての画像のサイズを統一するため，検出できたマーカーから固定値で座標を指定する．使用したカメラと靴箱の詳細は表 4.1 に示す．カメラの設定は auto focus 機能を無効とし，その他画質や輝度に関する項目はデフォルトのままである．

表 4.1 カメラの仕様

項目	仕様
名称	Logicool HDpro WebCamera C920
対角視野	78 度
解像度	1920 × 1080

4.1 撮影環境

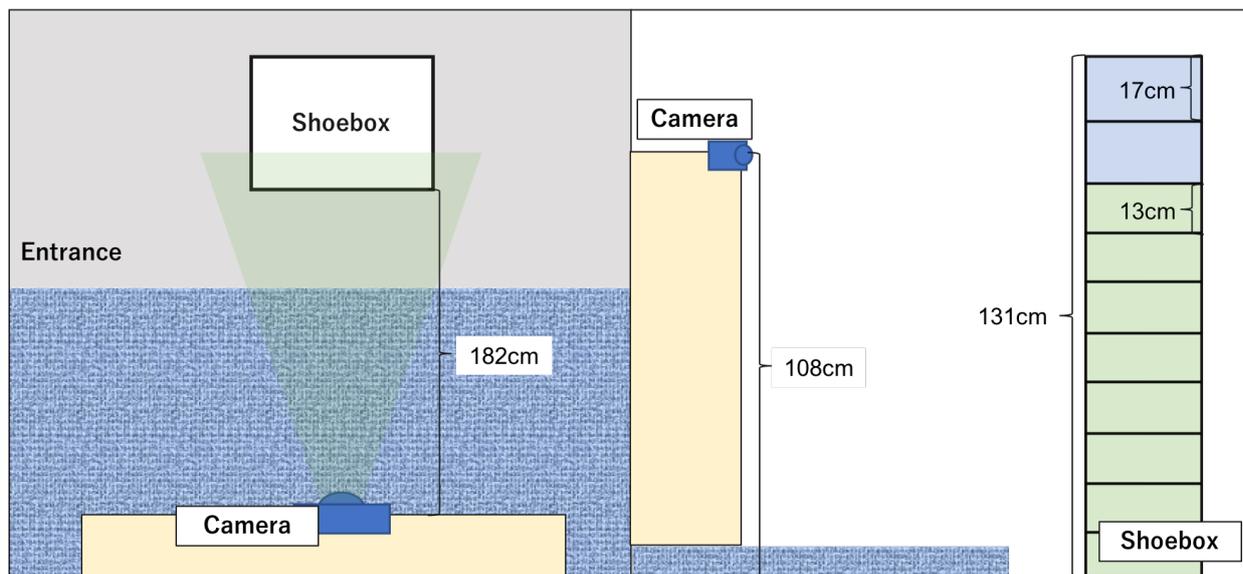


図 4.1 靴箱撮影用カメラの設置位置

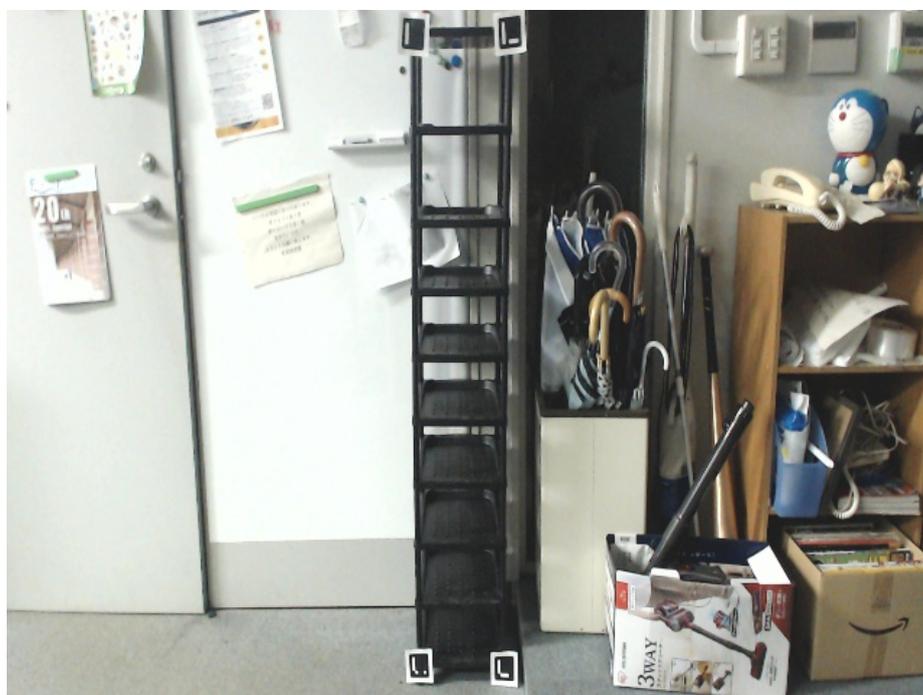


図 4.2 研究室の玄関画像

4.2 実験環境

本実験での処理は python で記述し，表 4.2 に示す計算機で処理を行なった。

表 4.2 実験環境

項目	仕様
CPU	Core i5 2.5 GHz
OS	macOS Sierra
GPU	AMD Radeon HD 6750M 512 MB

実験に使用する画像データは 2018 年 1 月 16 日から 1 月 28 日までに撮影した 3020 枚の靴箱画像である。背景画像は靴箱に設置した ArUco マーカーの ID ごとに 4 種類使用する。本研究で使用した画像データの内訳を表 4.3 に示す。

表 4.3 靴の数 (真値) に対する画像データ数

画像中の靴の数	0	1	2	3	4	5	合計
画像データ数 (枚)	2402	451	47	40	77	3	3020

4.3 実験手法

使用した背景画像データ 4 枚を図 4.3 に示す。使用した背景画像はマーカーの ID ごとに撮影期間の早いものから採用した。

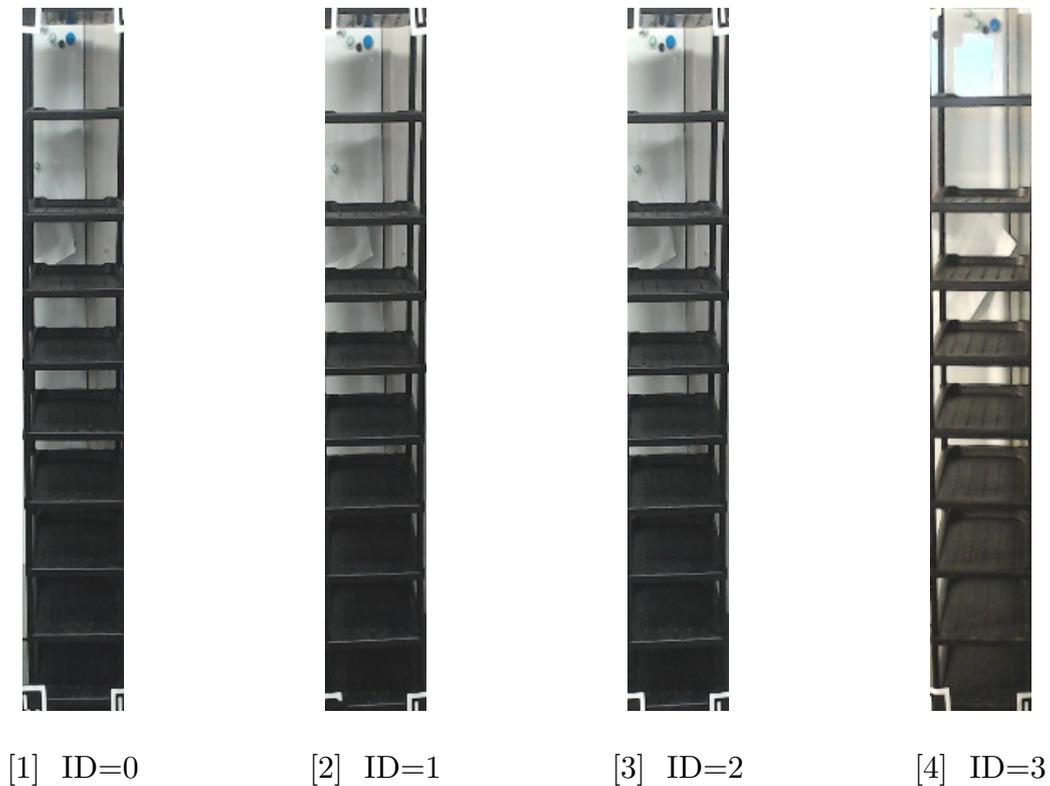


図 4.3 ID 毎の背景画像

4.3 実験手法

本実験では、二値化処理時のしきい値決定の際に以下の 2 つの手法を用いる。

- 固定しきい値法
- 判別分析しきい値法

2 つのしきい値決定法を推定精度により比較する。固定しきい値法は、しきい値 10～110 の範囲で最適なしきい値探索を行った上で、推定精度を示す。固定しきい値法を提案手法 1、判別分析しきい値法を提案手法 2 とする。

第 5 章

結果

本章では，提案手法 1 と提案手法 2 の実験結果を示す．

5.1 提案手法 1(固定しきい値法を用いる手法)

提案手法 1(固定しきい値) の画像データ全体の推定精度の結果を図 5.1 に示す．全体の推定精度はしきい値をあげる毎に上昇し，最終的に 78.7%となった．また，靴あり画像のみの推定精度はしきい値 40 の時に 62.9%でそれ以降は減少し，最終的に 0%となった．

次に靴の個数ごとの推定結果のデータ数を表 5.1 に示す．どの個数のデータも誤判定はあったが，ほとんどの個数の正答数は過半数を超えていた．しかし，画像数が少ない 5 足のデータを除けば，2 足の推定結果のデータ数のみ誤判定が正答数を上回っていた．

靴の個数毎の平均推定個数と推定精度は図 5.2 の通りである．靴の個数が 0 個，1 個，3 個以外の場合の推定精度が著しく落ちた．特に 5 個の場合についての推定精度は 0%となった．

5.2 提案手法 2(判別分析しきい値法を用いる手法)

二値化時のしきい値決定に判別分析しきい値法を用いた提案手法 2 の推定精度は 72.4%となった．また，靴の個数ごとの平均推定数と推定精度は図 5.3 の通りである．結果的に全体の推定精度，平均推定数ともに固定しきい値法と比較してほとんどが低い結果となった．

5.2 提案手法 2(判別分析しきい値法を用いる手法)

表 5.1 靴の数 (真値) に対する推定結果毎のデータ数

靴の数 (真値)	推定結果毎のデータ数 (枚)						
	0	1	2	3	4	5	合計
0	1869	307	136	66	18	6	2402
1	112	301	36	2	0	0	451
2	0	33	14	0	0	0	47
3	0	1	5	33	1	0	40
4	0	0	1	35	41	0	77
5	0	1	0	2	0	0	3

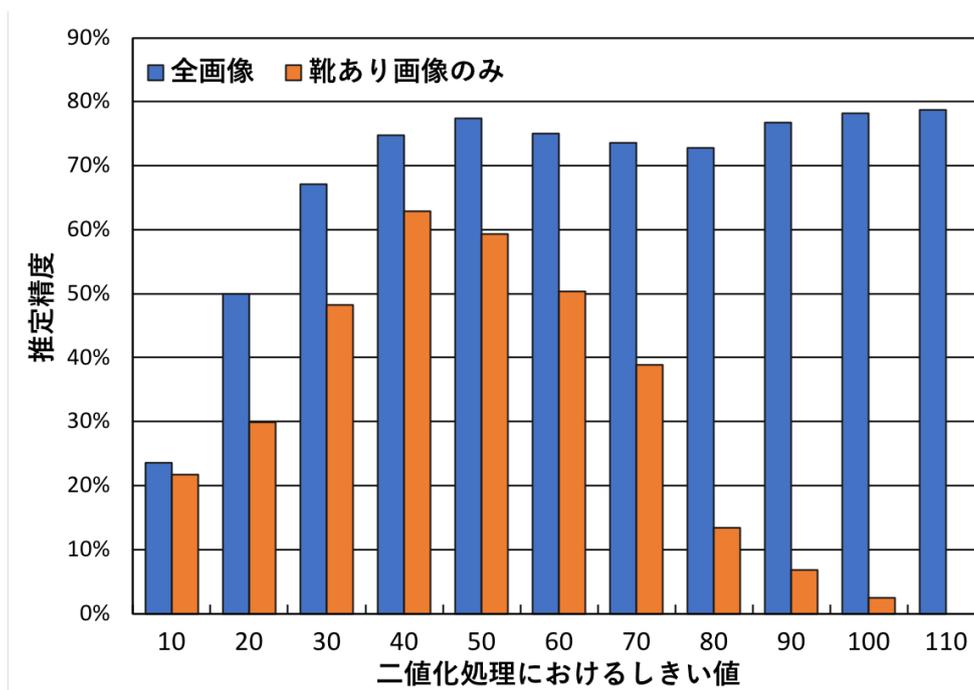


図 5.1 提案手法 1 のしきい値毎の推定精度

5.2 提案手法 2(判別分析しきい値法を用いる手法)

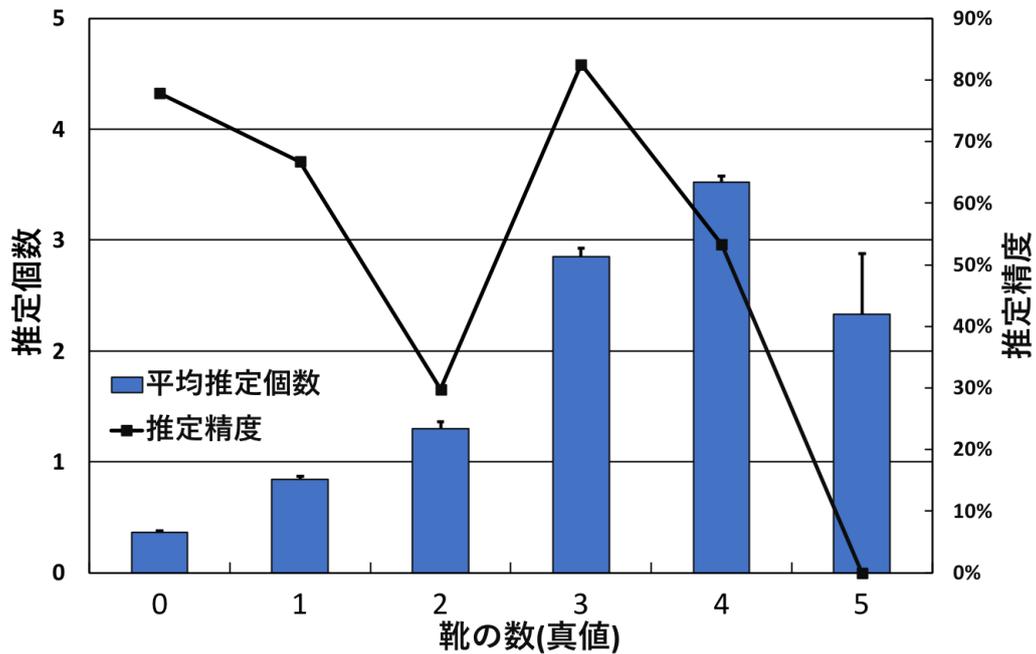


図 5.2 提案手法 1 の靴の平均推定数と個数毎の推定精度

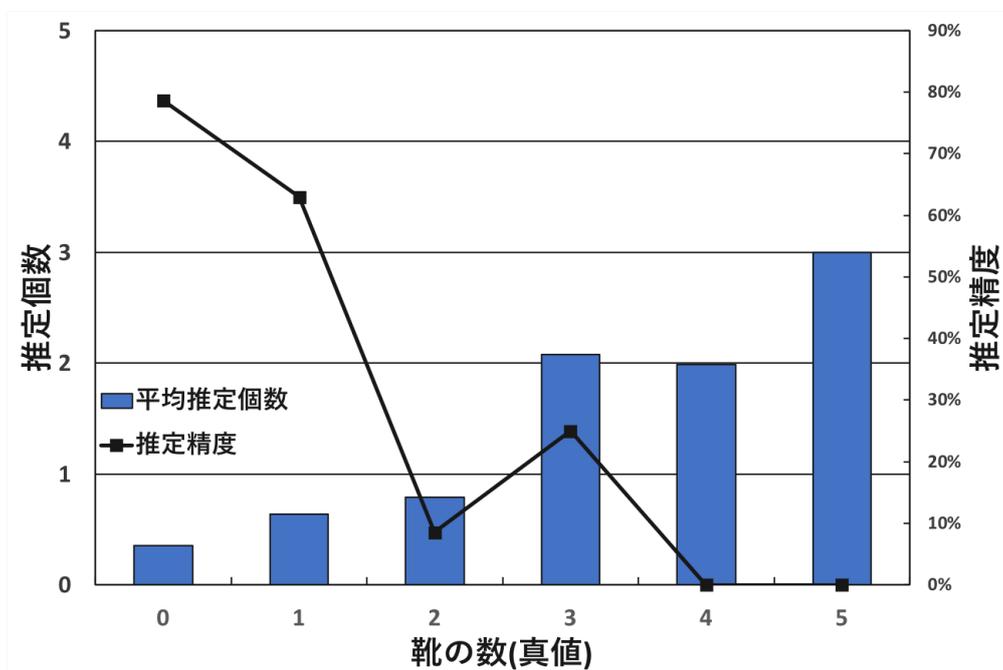


図 5.3 提案手法 2 の靴の平均推定数と個数毎の推定精度

第 6 章

考察

本章では，第 5 章で述べた実験結果に対して，考察を述べる。

6.1 提案手法 1 に関する考察

しきい値の推移と推定結果の関係に関する考察

固定しきい値法を用いた実験において，しきい値 110 で全体の推定精度が 78.7%という結果が得られた。しかし，その際の靴あり画像の推定精度は 0%となった。これは，実験で使用した画像データのうち約 80%が靴なし画像であるというデータの偏りによって生じた結果だと言える。また，本研究では背景画像と差分対象画像を区別せず，同じ手法での推定を試みたが，しきい値の変化により推定精度が大きく変動した今回の結果を受けて，上記の二つは差分結果に何らかの異なる特徴があることが考えられる。それを利用することで，明確に背景画像と差分対象画像を区別することが出来る可能性がある。

靴の個数毎の平均推定個数と推定精度に関する考察

靴の数毎に推定精度にばらつきがある結果となった。原因として，靴の個数毎のデータが時系列的に固まって存在していることが考えられる。今回の手法は照明変化の影響を受けやすく，画像中の輝度は時間帯によって変化する。数枚から数十枚単位の靴あり画像が同じ時間帯に存在することで多くの誤判定が発生し，個数によっては推定精度が大きく下がってしまったと考えられる。

6.2 提案手法 2 に関する考察

靴の個数ごとの推定精度は、固定しきい値と比較して全体的に低い数値となったが、全体の推定精度としては 6.7 ポイントと差が小さい。これは、5.1 節でも述べたように画像データ数の偏りによるものだと思われる。

第7章

まとめ

本研究では、災害時の救助活動の支援する情報源となる在室情報の取得を目的とした、靴箱画像を利用した室内人数の推定を提案した。画像認識を用いた在室管理手法は、利用者の簡便性に優れるが必要なカメラの質や数を満たすためのコストや顔情報を用いることによるプライバシーの問題があった。それらを解決する手法として、玄関の履物を利用した画像処理による在室管理手法が提案されていたが、十分な精度が得られていなかった。そのため、本研究では既存研究の利点を活かしつつ、精度向上が見込める手法として、靴箱画像を用いた人数推定を提案した。処理範囲を限定しつつ、靴以外が存在する可能性が少ない場所を撮影環境として設定することで、精度向上を図った。本手法では、IoT デバイスへの対応を考慮し、低負荷な処理で動作することを目指し、背景差分法をはじめとする基本的な画像処理のみを用いた。実験は研究室にて行い、3020 枚の靴箱画像を用意し、精度検証を行った。

実験では、推定結果に最も影響がでる工程である差分結果の二値化時に着目し、固定しきい値法と判別分析法の二つを用いたしきい値決定を用いる。それぞれの手法の推定精度と靴の数毎の平均推定数の比較を行なった。実験の結果、固定しきい値法の推定精度 74.8%、判別分析法の推定精度 72.4%となり、固定しきい値法が上回った。また、靴の数毎の平均推定数においても全体的に固定しきい値法が上回る結果となった。結果から、靴箱に靴がある場合とない場合を区別して、推定する必要があると考える。以上の結果は、基本的な画像処理のみを使用した結果でもある程度の推定が行えることを示しており、今後、深層学習等のより複雑な処理を応用することで実用に耐えうる精度向上

が見込めた。

　　今後は、照明変化に頑健な手法の導入やより正確な靴箱領域の抽出を行うことで精度向上が期待できる。

謝辞

本研究を進めるにあたり、ご指導して頂きました高知工科大学 情報学群 吉田真一准教授には大変お世話になりました。中間発表からかなり研究内容が変わってしまった私でしたが、親身に相談に乗ってくださり、最後まで私のやりたいことを尊重し、サポートして下さったことは感謝してもしきれません。3年次に研究室に配属され、輪講やITnewsなどの勉強面はもちろん、研究室で開催されるイベントや打ち上げにおいても吉田先生が話して下さることは、非常に参考になり、成長する機会を何度も頂きました。また、私たち学生の話もしっかりと聴いてくれる先生でもあり、この研究室を選んでよかったなと感じております。今後社会に出ますが、ここで学んだことを忘れずに仕事に、私生活にと邁進して参りたいと思います。

また、本研究の副査を引き受けて頂いた高知工科大学 情報学群 敷田幹文教授ならびに高知工科大学 情報学群 鶴川始陽准教授には深く感謝致します。卒業研究発表当日、専門的な立場から質問して頂いたことは研究を異なる視点から見直すきっかけとなり、より良い研究とすることができました。

吉田研究室の4年生には約2年間、大変お世話になりました。3年次のソフトウェア工学では、研究室のメンバーで協力して最後までやり通すことができたのはこのメンバーだからだったこそだと思います。勉強以外でも、研究の息抜きとして談笑したり、食事をする事で元気をもらっていました。今川氏は、同じサークルでもあり、配属以前から話す機会も多かったのですが、同じ研究室になってからさらに色々な話をする事ができました。また、研究についての技術共有も積極的にしてくれたことでより良い研究にすることができたと思います。中井氏は、何事も手を抜かない性格で心配になるほど頑張っていました。そんな姿を見ることで私も最後まで頑張ろうという気力をもらっていました。今思えば研究室のイベントのほとんどを仕切っており、頼りになる存在でもありました。馬場氏は、研究室全体のムードメーカーであり、配属メンバーの中で最

謝辞

も早く研究室の先輩と打ち解けていたことを覚えています。勉強面でも優秀で、研究内容はもちろん、研究発表での堂々とした姿はさすがでした。松崎氏は、4年次から席が隣になり、話す機会も多かったので様々な話をしました。また、研究室メンバーに誕生日プレゼントを用意してくれたことは楽しみの一つでした。山口氏は、配属当初から高い意識を持って勉強しており、ソフトウェア工学や研究の技術面についても何度かお世話になりました。山中氏は、今川氏と同じく所属するサークルが一緒だったこともあり、勉強以外の面でも助けてもらいました。特に配属時は心強い存在であり、先輩たちとここまで打ち解けることができたのも彼のおかげだと思います。

同研究室の院生4名にも非常にお世話になりました。様々な相談を夜中まで聞いてくれた佐々木氏、研究の話から趣味の話まで何でも親身に聞いてくれた笹谷氏、同サークルだったこともあり配属以前から仲良くしてくれた中山氏、研究において様々な情報を提供してくださり、いつも優しく見守ってくださった領内氏と、頼りになる先輩方のおかげで研究をやり通すことができたと思います。深く感謝致しております。

また、後輩である3年生たちにも感謝しています。オープンキャンパスや研究室紹介は、ほとんど任せっきりになってしまいましたが、立派にやりきってくれました。私の研究は三浦氏が引き継いでくれるとのことで非常に嬉しく思います。来年度は、仲良く全員で協力し合って頑張りたいと思います。私の研究は、一人では達成できず、3名の留学生を含む研究室全員の協力の元で行えるものでした。吉田研究室メンバー一同に今一度深く感謝致します。

最後になりましたが、私生活や経済的な面で支えてくれた家族に感謝致します。

参考文献

- [1] 高山尚久, 北村充弘, “ハンズフリー入退・在席管理システム,” NEC 技報 Vol.63 No.3, pp. 60-63, 2010.
- [2] 今岡仁, 早坂昭裕, 森下雄介, 佐藤敦, 広明敏彦, “顔認証技術とその応用,” NEC 技報 Vol.63, No.3, pp. 26-30, 2010.
- [3] 高橋洸人, 岩井将行, “玄関の履物に対する画像認識を用いた在室管理手法の提案,” DICOMO, 2016.
- [4] S. Garrido-Jurado, R. Munoz-Salinas, F.J. Madrid-Cuevas, M.J. Marin-Jimenez, “Automatic generation and detection of highly reliable fiducial markers under occlusion,” Pattern Recognition, Vo.47, No.6, pp. 2280-2292, 2014.
- [5] OpenCV 3.4.0 Detection of ArUco Markers,
<https://docs.opencv.org/3.4.0/d5/dae/tutorial~aruco~detection.html>,
2017年2月28日参照.
- [6] 小枝正直, 上田悦子, 中村恭之, “OpenCVによる画像処理入門,” 講談社, 2016.
- [7] OpenCV-Python OpenCVでの画像処理 ヒストグラム平坦化,
http://lang.sist.chukyo-u.ac.jp/classes/OpenCV/py_tutorials/py_imgproc/py_histograms/py_histogram_equalization/py_histogram_equalization.html,
2017年2月28日参照.
- [8] 酒井幸市, “改訂版 デジタル画像処理の基礎と応用 -基本概念から顔画像認識まで-,” CQ 出版株式会社, 2008.
- [9] 平井有三, “はじめてのパターン認識,” 森北出版株式会社, 2015.
- [10] 石村貞夫, 石村光資郎, “入門はじめての多変量解析,” 東京図書株式会社, 2009.
- [11] 酒井幸市, “画像処理とパターン認識入門,” 森北出版株式会社, 2008.