警備ロボットによる全方位カメラを用いた 差分画像からの空間変化検出

齋藤 陽都* 星野 智史*

Image Subtraction for Change Detection by Patrolling Robots with Omnidirectional Camera

Haruto Saito* and Satoshi Hoshino*

In this paper, we focus on a robotic patrolling system. Robots are required to detect changes, such as lost and stolen properties, in the patrolling environment. For this mission, an omnidirectional camera is applied to a mobile robot. In order for the patrolling robot to detect such properties, we propose an image subtraction method. In the experiments, we show that the robot based on the proposed method is able to detect not only a small object, e.g., iPhone, but also a fire extinguisher removed from the original location.

Key Words: Image Subtraction, Change Detection, Patrolling Robot

1. 緒 言

警備需要の増加に伴い、ロボットによる業務の代替が求められている。警備業務は、訪問者の監視のみならず、不審物や紛失物の検出など多岐にわたる。そこで我々は、ロボットが訪問者の傾向を学習して最適な警備を行うための手法を提案した[1][2]。これにより、ロボットは訪問者が多い場所を重点的に監視することに成功した。しかしながら、監視対象は訪問者のみであり、不審物や紛失物は対象とされていない。

本研究では、ロボットによる不審物や紛失物の検出を目的とする。そのためにロボットは、空間の変化を検出できなくてはならない。そこで我々は、Sauvola 法 [3] を用いた背景差分とテンプレートマッチングを組み合わせる手法を提案した [4]。この手法では、画素値の差に基づき類似度を算出する。これにより、異なる位置で撮影された画像間での差分検出に成功した。しかしながら、画素数の低下に伴い検出精度が低下してしまう。

そこで、画素数や照度の変化に頑健とされるエッジ画像に着目する。国光らは、2 値エッジ画像を用いてテンプレートマッチングを行い、対象物を検出する手法を提案している [5]。これにより、画素数や照明の変化に影響を受けやすい屋外環境での対象物の検出に成功した。しかしながら、画像のコントラストの低下に応じて対象物の検出が困難となる。

本研究では、RGB 表色系におけるユークリッド距離に基づき算出された色差 [6] を用いて、色差エッジ画像を生成する。そして、色差エッジ画像を用いたテンプレートマッチングにより差分検出を行う。実験では、ロボットに搭載された全方位カメラを用いて、屋内環境での差分検出を行う。そして、ロボット

が警備中に撮影した入力画像に対して、不審物や紛失物を検出できることを示す。最後に、差分検出の処理時間を比較することで、警備ロボットとして移動しながら差分検出が行えることを示す。

2. テンプレートマッチングによる差分検出

2.1 提案する差分検出手法

本研究では、不審物や紛失物を検出の対象とする。そして、Sauvola 法による背景差分とテンプレートマッチングの組み合わせに基づく差分検出手法をロボットに実装する。Fig. 1 に、提案手法の概要を示す。

Sauvola 法を用いることで、基準画像と入力画像を 2 値化する。基準画像とは、警備対象となる環境の所定の位置で、事前に撮影されたものである。2 値化された 2 枚の画像について、画素値の差に基づき差分画像を生成する。この差分画像に対して、Freeman-Chain-Code [7] を用いて輪郭検出を行い、輪郭に外接する矩形を表示する。この矩形を、差分可能性領域 (DPA: Difference Possibility Area) と定める。DPA は、撮影位置の変化や輝度変化によっても生成されてしまうことがある。

そこで、DPA に基づき入力画像からテンプレート画像を抽出し、テンプレート画像と基準画像との類似度を、ZNCC アルゴ

Fig. 1 Outline of proposed image subtraction for detecting changes

原稿受付 2020 年 8 月 19 日

*宇都宮大学

*Utsunomiya University

■ 本論文は有用性 (システム設計・構築分野) で評価されました。

リズム [8] に基づいて算出する。そして、算出された類似度に対する閾値処理により、差分検出を行う。さらに、差分として検出されたテンプレート画像と、対応する基準画像のそれぞれに対して、色差エッジ画像を生成する。色差エッジ画像を用いることで、画像の RGB 情報に加えエッジ情報に基づいた類似度を算出する。そして、算出された類似度に対する閾値処理を行う。これにより、不審物や紛失物など対象物体のみを差分として検出する。

2.2 Sauvola 法による画像の 2 値化

Sauvola 法は、画素ごとに閾値を定めることが可能なアルゴリズムであり、その閾値に基づいて対象となる画像を 2 値化する。以下に、Sauvola 法による画素 (x, y) の閾値 $T(x, y)$ を求める式を示す。

$$T(x, y) = m(x, y) \left[1 + k \left(\frac{s(x, y)}{r} - 1 \right) \right] \quad (1)$$

$m(x, y)$ は、画素 (x, y) 近傍における画素値の平均である。 $s(x, y)$ は、画素 (x, y) 近傍における画素値の標準偏差である。 r と k は、任意定数である。

ここで、画素 (x, y) における画素値を $I(x, y)$ とする。画素値 $I(x, y)$ が閾値 $T(x, y)$ 以上となる場合は 255 とし、閾値 $T(x, y)$ 未満となる場合は 0 とする。この処理を全画素に適用することで、画像の 2 値化を行う。このように、Sauvola 法は画素ごとに閾値 $T(x, y)$ を設けるため、輝度変化に応じた画像の 2 値化が可能となる。

2.3 ZNCC アルゴリズムを用いた DPA の判別

ZNCC アルゴリズムでは、2 枚の RGB 画像の類似度が $[-1, 1]$ の値で算出される。このとき、値が大きいほど 2 枚の画像が類似していることを意味する。また、各画素値から画像全体の画素値の平均を引くことで、輝度変化の影響を可能な限り受けることなく、類似度を算出することができる。

Fig. 1 に示したように、本研究では、DPA に基づき入力画像から抽出されたテンプレート画像に対して、ZNCC アルゴリズムを用いることで基準画像との類似度を算出する。ただし、ZNCC アルゴリズムを用いる際の前処理として、画像には Non-Local Means Filter [9] を適用する。これにより、画像中のノイズの影響を低減する。以下に、テンプレート画像と基準画像の類似度 R を求める式を示す。

$$R = \frac{\sum_{x=0}^M \sum_{y=0}^N (I_s(x, y) - \bar{I}_s)(I_t(x, y) - \bar{I}_t)}{\sqrt{\sum_{x=0}^M \sum_{y=0}^N (I_s(x, y) - \bar{I}_s)^2} \sqrt{\sum_{x=0}^M \sum_{y=0}^N (I_t(x, y) - \bar{I}_t)^2}} \quad (2)$$

$I_t(x, y)$ と $I_s(x, y)$ は、画素 (x, y) におけるテンプレート画像と基準画像の画素値である。また、 M と N はそれぞれテンプレート画像の縦と横の画素数である。 $\bar{I}_t$ と $\bar{I}_s$ は、テンプレート画像および基準画像のマッチングを行う領域内の画素値の平均である。

テンプレートマッチングでは、算出される類似度に対し閾値を設け、この閾値を基準に 2 枚の画像が類似しているか否かが判別される。本研究においても、式 (2) により算出された類似度 R が閾値 R_{th} 以下となった場合は、テンプレート画像は基準画像と類似していないものとし、差分として検出する。

類似度の閾値 R_{th} は、任意に決定される値である。しかしながら、輝度変化や画像の撮影位置の変化などにより画素値に差が生じる。そのため、ZNCC アルゴリズムのみで差分を検出することは困難となる。そこで本研究では、ZNCC アルゴリズムに加え色差エッジ画像に着目する。

3. 色差エッジ画像に基づく差分検出

3.1 色差エッジ画像の生成

本研究では、RGB 表色系におけるユークリッド距離 D に基づき算出された色差を用いて色差エッジ画像を生成する。以下に、ユークリッド距離 D を求める式を示す。

$$D = \sqrt{\Delta R^2 + \Delta G^2 + \Delta B^2} \quad (3)$$

ΔR , ΔG , ΔB は、R チャネル、G チャネル、B チャネルにおける、二つの近傍画素の画素値の差である。以下に、画素 (x, y) と近傍画素 $(\bar{x}, \bar{y})$ におけるチャネルごとの画素値の差を求める式を示す。

$$\begin{bmatrix} \Delta R \\ \Delta G \\ \Delta B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} |I_R(x, y) - I_R(\bar{x}, \bar{y})| \\ |I_G(x, y) - I_G(\bar{x}, \bar{y})| \\ |I_B(x, y) - I_B(\bar{x}, \bar{y})| \end{bmatrix} \quad (4)$$

$I_R(x, y)$, $I_G(x, y)$, $I_B(x, y)$ は、画素 (x, y) における各チャネルの画素値である。 $I_R(\bar{x}, \bar{y})$, $I_G(\bar{x}, \bar{y})$, $I_B(\bar{x}, \bar{y})$ は、画素 (x, y) の近傍における各チャネルの画素値である。

さらに、画素 (x, y) に対して周囲 n 近傍でユークリッド距離 D を算出し、その平均値を画素 (x, y) における色差 E とする。以下に、色差 E を求める式を示す。

$$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n D_i \quad (5)$$

i は、画素 (x, y) に対して注目する近傍画素の数である。すべての画素に対して E を求めることで、画像の色差を算出し色差エッジ画像を生成する。

3.2 色差エッジ画像を用いた差分検出

本研究では、3.1 節で生成された色差エッジ画像に基づき、テンプレート画像と基準画像の類似度を算出する。Algorithm 1 に、類似度 R_e の算出過程を示す。

Algorithm 1 Similarity based on Edge Image

Require: $w = (0, 1, 2, \dots, w)$, $h = (0, 1, 2, \dots, h)$

```

1: Initialize  $\mathbf{V}_t, \mathbf{V}_s$ 
2: for  $x \leftarrow 0, 1, \dots, w$  do
3:   for  $y \leftarrow 0, 1, \dots, h$  do
4:      $\mathbf{V}_t \leftarrow E_t(x, y)$ 
5:      $\mathbf{V}_s \leftarrow E_s(x, y)$ 
6:   end for
7: end for
8: Sort  $\mathbf{V}_t$ 
9: Sort  $\mathbf{V}_s$ 
10:  $R_e = \sum_{i=1}^{w \times h} |\mathbf{V}_t[i] - \mathbf{V}_s[i]|$ 
```

初めに、テンプレート画像の縦と横の画素数 w と h を定める。1 行めでは、一次元配列 $\mathbf{V}_t$ と $\mathbf{V}_s$ を定める。2~7 行めの処理は、式 (5) に基づきテンプレート画像と基準画像の色差を算出し、配列に代入する。8 行めでは、 $\mathbf{V}_t$ に代入された値を降順に並べ替える。9 行めの処理では、 $\mathbf{V}_s$ に代入された値を降順

に並べ替える。10 行めでは、テンプレート画像と基準画像の色差の絶対誤差の総和を算出し、類似度 R_e とする。

ZNCC アルゴリズムで検出されたテンプレート画像について、Algorithm 1 により算出された類似度 R_e が、閾値 R_e^{th} 以下となれば、テンプレート画像は基準画像と類似していないものとし、差分として検出する。これにより、不審物や紛失物のみを画像中における差分として検出することが可能となる。なお、閾値 R_e^{th} は任意に決定される値である。

4. ロボットによる不審物と紛失物の検出

4.1 実験条件

提案手法の有効性を検証するため、ロボットによる不審物と紛失物の検出実験を行う。Fig. 2 に、実験環境と全方位カメラを搭載した移動ロボットを示す。

事前に Fig. 2 (a) の環境で SLAM [10] を行い、地図を作成する。Fig. 2 (b) は、構築された二次元の格子地図である。ロボットは、赤色のスタートノード S からノード 1 と 2 を経由し、ノード 3 まで自律移動する。そして、Fig. 2 (a) の環境での各ノードで基準画像を 3 枚取得する。なお、自己位置推定には AMCL [11] を用いた。Fig. 2 (c) では、検出対象としての不審物 (iPhone (0.18 [m] × 0.06 [m]) および箱 (0.12 [m] × 0.19 [m] × 0.05 [m])) が置かれている。また、Fig. 2 (a) で存在した消火器が、盗難により紛失している。ロボットは、この環境にて自律移動し、各ノードで 3 枚の入力画像を取得する。そして、3 枚の基準画像と入力画像から、差分検出を行う。Fig. 2 (d) は、本実験で用いるロボットである。カメラには IMAGENGSSOURCE 社の DFK27BUR0135 を、全方位フィルタとして Vistone 社の V450-MR をそれぞれ使用する。また、自己位置推定を行うために、北陽電機の 2D LiDAR URG-04LX を搭載している。

本実験では、以下に示す三つの手法を用いて、テンプレート画像と基準画像との類似度を算出する。そして、二つの不審物と一つの紛失物を対象とした差分検出を行う。

- (1) 2 値エッジ画像に基づき類似度を算出する手法 [5]
- (2) 筆者らが提案した ZNCC アルゴリズムに加えて画素値変化量[†]を用いる手法 [4]
- (3) ZNCC アルゴリズムに加えて色差エッジ画像を用いて類似度を算出する提案手法

なお、予備実験の結果から、ZNCC 類似度に対する閾値 R_{th} は 0.5 とし、色差エッジ画像に基づき類似度を算出する手法での閾値 R_e^{th} は 3.0 とする。

4.2 実験結果

各手法の有効性について、検出数と誤検出数、および検出漏れの数に基づき比較を行う。ここで、対象物体としての不審物や紛失物の全体または一部を矩形で囲うことができた場合は検出、矩形内に対象物体を含まない場合や、複数物体を一つの矩形で囲う場合は誤検出とする。

4.2.1 検出実験の結果

Table 1 に、各ノードで撮影された入力画像に対して、各手法を用いた際の検出数 (True-positive) と誤検出数 (False-positive)、および検出漏れの数 (False-negative) を示す。

手法 2 では、最大で 17 個の誤検出が発生し、検出漏れも発生した。一方手法 1 と 3 では、誤検出数が減少し、検出漏れは

(a) Patrolling environment

(b) 2D occupancy grid map

(c) Input environment

(d) Patrolling robot

Fig. 2 Experimental settings

Table 1 Detection results

Method		Node 1	Node 2	Node 3
1	True-positive	3	3	3
	False-positive	1	6	7
	False-negative	0	0	0
2	True-positive	0	2	3
	False-positive	9	17	8
	False-negative	3	1	0
3	True-positive	3	3	3
	False-positive	0	0	0
	False-negative	0	0	0

発生しなかった。これは、画像のエッジに着目したことで、画素数に応じた類似度の算出が可能になったためである。さらに手法 3 では、誤検出数が 0 となった。

手法 3 により、誤検出数が減少した結果について考察する。Fig. 3 に、ノード 2 で撮影された入力画像に対して、手法 1 と 3 による検出結果を示す。青色の矩形は、差分として検出された箇所を表す。

Fig. 3 (a) では、廊下や壁で誤検出が発生している。一方 Fig. 3 (b) では、不審物と紛失物をすべて検出できていることが見てとれる。これら検出結果の違いは、廊下や壁においてコントラストが低下していることが原因であると考えられる。そこで Fig. 4 に、廊下のある一部に対して、手法 1 と 3 により画像中のエッジを抽出した際のヒストグラムを示す。

Fig. 4 (a) は、ノード 2 での基準画像であり、黄色の矩形は対象とした廊下の一部を表している。なお、手法 1 では、この領域

[†]基準画像とテンプレート画像が類似しているかを判断するための指標で、2 枚の画像の画素値の差に対する閾値処理によって算出される。

(a) Method 1

(b) Method 3

Fig. 3 Comparison of detection results for images at node 2

(a) A part of corridor indicated by yellow rectangle

(b) Method 1

(c) Method 3

Fig. 4 Comparison of histograms of images at node 2

Table 2 Comparison of processing times [s]

Method	Node 1	Node 2	Node 3	Av.
1	1.6	1.5	1.7	1.6
2	19.3	27.3	24.6	23.7
3	1.7	1.7	1.5	1.6

にて誤検出が生じた。Fig. 4(b)では、2値化処理によりエッジが0と255のみで抽出されており、コントラストが失われていることが分かる。一方Fig. 4(c)では、0~255までの値でエッジが抽出されており、コントラストが失われていないことが分かる。以上のことから、色差エッジ画像に基づき類似度を算出する提案手法が、壁や床などでコントラストが低下したとしても、差分検出に有効であることが示された。

4.2.2 処理速度の比較

Table 2に、各ノードで得られた入力画像に対して、手法1と2、および3を用いた際の処理時間を示す。

手法2では、平均して23.7[s]の処理時間を要している。これは、画素値の変化量を算出する際に、全画素を参照しているためである。これに対して、手法1と3における処理時間は、すべてのノードで2[s]以下となった。これは、手法1と3では、画像のエッジのみに着目し差分検出の処理が行われたため

である。

警備ロボットには、移動しながら空間の変化を検出できる能力が求められる。そのため、色差エッジ画像に基づき類似度を算出し差分検出を行う提案手法が、処理時間の観点からも警備ロボットにとって有効であることが示された。

5. 結 言

本研究では、警備ロボットによる不審物や紛失物の検出を目的とした。そのため、カメラ画像に対する背景差分アプローチを採用した。ただし、廊下や壁などコントラストが低下する場所において、差分検出の精度が低下するという問題がある。そこで、Sauvola法を用いた背景差分とZNCCアルゴリズムによるテンプレート画像マッチングを組み合わせる手法を提案した。さらに、RGB表色系におけるユークリッド距離に基づき算出された色差を用いて、色差エッジ画像を生成した。そして、色差エッジ画像を用いたテンプレート画像マッチングにより差分検出を行った。ロボットに搭載された全方位カメラより得られた画像を用いて、差分検出実験を行い、提案手法により不審物と紛失物のみ検出できることを示した。さらに、差分検出の処理時間を比較することにより、警備ロボットとしての処理の実時間性の観点からも、提案手法の有効性が示された。

参 考 文 献

- [1] S. Hoshino, et al.: "Dynamic Partitioning Strategies for Multi-Robot Patrolling Systems," *Advanced Robotics*, vol.30, no.16, pp.1072-1085, 2016.
- [2] S. Hoshino and K. Takahashi: "Optimal Patrolling Methodology of Mobile Robot for Unknown Visitors," *Journal of Robotics and Mechatronics*, vol.31, no.4, pp.535-545, 2019.
- [3] J. Sauvola and M. Pietikainen: "Adaptive Document Image Binarization," *Pattern Recognition*, pp.225-236, 2000.
- [4] 齋藤陽都, ほか: "警備ロボットのための RGB カメラによる差分画像からの空間変化検出", *ロボティクス・メカトロニクス講演会*, 2P1-N02, 2020.
- [5] 国光智, ほか: "2 値エッジ画像のテンプレート画像による屋外環境下にある対象物の検出", *電気学会論文誌 C*, vol.124, pp.480-488, 2004.
- [6] 林宏樹, ほか: "色情報差分分布に基づくカラー画像のコントラスト改善", *画像電子学会誌*, vol.36, pp.473-480, 2007.
- [7] H. Freeman: "On the Classification of Line-Drawing Data," *Models for the Perception of Speech and Visual Form*, pp.406-412, 1967.
- [8] S. Luigi, et al.: "ZNCC-based Template Matching Using Bounded Partial Correlation," *Pattern Recognition Letters* 26, pp.2129-2134, 2005.
- [9] A. Buades, et al.: "A Non Local Algorithm for Image Denoising," *IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, vol.2, pp.60-65, 2005.
- [10] H. Durrant-Whyte and T. Baliey: "Simultaneous Localization and Mapping: part I," *IEEE Robotics and Automation Magazine*, vol.13, no.13, pp.99-110, 2006.
- [11] F. Dellaert, et al.: "Monte Carlo Localization for Mobile Robots," *International Conference on Robotics and Automations*, vol.2, pp.1322-1328, 1999.