

## 背景変化の共起性に基づく背景差分

関 真規人<sup>†</sup> 和田 俊和<sup>††</sup>  
藤原 秀人<sup>†</sup> 鷲見 和彦<sup>†</sup>

本論文では木の揺れなどの背景変動があっても移動物体を検出することができる背景差分法について述べる。これまでに提案された背景差分法の多くは、背景画像の学習サンプルから、画素や部分画像ごとに画素値の変化パターンを統計的にモデル化して、ダイナミックレンジの調整を行うタイプのものであった。このため、ダイナミックレンジの大きい部分では対象の検出感度が落ちてしまうという問題がある。これに対して、観測時に、そのときどきで背景変化に関するダイナミックレンジの幅を狭めることができれば、対象の検出感度を向上させることができるはずである。本研究では、隣接画像ブロック間にある強い相関関係、すなわち画像変化の共起性を利用して、これを実現する方法について述べる。この方法は、背景画像の時間的な更新処理や領域整形処理とは根本的に異なる手法である。実画像を用いた実験によって、本手法の有効性を確認することができた。

## Background Subtraction Based on Cooccurrence of Image Variations

MAKITO SEKI,<sup>†</sup> TOSHIKAZU WADA,<sup>††</sup> HIDETO FUJIWARA<sup>†</sup>  
and KAZUHIKO SUMI<sup>†</sup>

This paper presents a novel background subtraction method for detecting foreground objects in dynamic scenes involving swaying trees and fluttering flags. Most methods proposed so far adjust the permissible range of the background image variations according to the training samples of background images. Thus, the detection sensitivity degenerates at those pixels having wide permissible ranges. If we can narrow the ranges by analyzing input images, the detection sensitivity can be improved. For this narrowing, we employ the property that image variations at neighboring image blocks have strong correlation, also known as "cooccurrence". This approach is essentially different from chronological background image updating or morphological postprocessing. Experimental results for real images demonstrate the effectiveness of our method.

### 1. はじめに

背景差分法は、背景画像と観測画像との輝度値を比較することで効率良く物体を抽出する方法であるが、背景シーンが静止していなければならないという制約がある。それに対して、現実世界、特に屋外環境下では、

- 日照や天候の変化など照明条件の変化
- 木の揺れや旗のはためきなどの背景物体の変動をとまなうため、つねにこの制約を満たすことは難

しい。

このような動的環境下においても背景差分を実現するために、一般的には背景画像に対し時間的な更新処理がなされる。更新方法もいくつかの方法が提案されている<sup>1)~4)</sup>。しかし、いずれの手法によっても更新誤りの可能性や瞬間的な背景変化に対する遅延は解消することができない。

また前者の背景変化に限れば、一様な明度変化に不変なテクスチャ(画像上の明度の空間的分布形状)に着目した方法が提案されている。文献5)では、部分画像(局所ブロック内の画素を要素としたベクトル)による正規化距離(Normalized Vector Distance)を用いることで画像の構造的変化と一様な明度変化との区別を行っている。文献6)では、この正規化距離による背景差分を改良し、照明条件の推定に基づく背景差分と組み合わせている。そのほか文献7)では、近傍画素の明度増減を符号化することで、明度変化の許

<sup>†</sup> 三菱電機株式会社先端技術総合研究所  
Advanced Technology R&D Center, Mitsubishi Electric Corporation

<sup>††</sup> 和歌山大学システム工学部  
Faculty of Systems Engineering, Wakayama University  
現在、京都大学大学院情報学研究所  
Presently with Graduate School of Informatics, Kyoto University

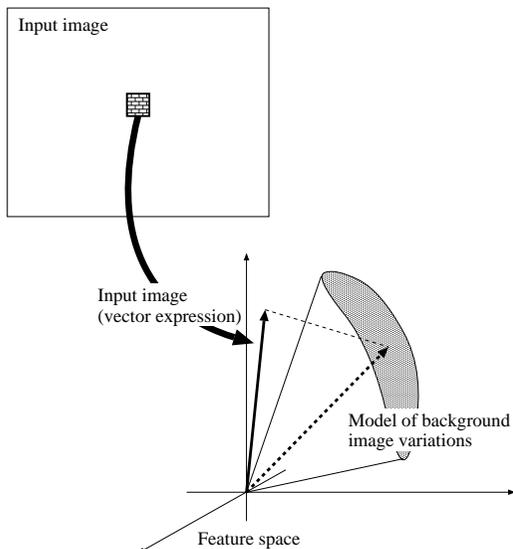


図1 背景変化モデルと観測画像パターンの関係

Fig. 1 Relation between model of background image variations and input image.

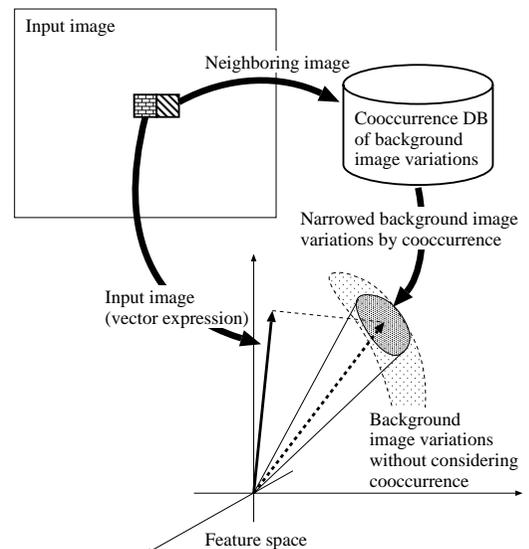


図2 背景変化モデルの限定による検出感度の改善

Fig. 2 Improvement of detection sensitivity by narrowing range of background image variations.

容範囲を広くするとともに、計算コストの優れた背景差分を実現している。

一方、背景物体の変動を考慮した手法も提案されている。文献 8) ~ 10) では、各画素における明度変化を確率分布でモデル化し、その分布に対する尤度を求めている。文献 11) では、局所ブロックごとに固有空間を構成して部分画像パターンの頻度分布を学習し、Mahalanobis 距離を尺度として背景差分を行っている。これらは、長時間の背景変化を確率分布としてモデル化することにより、画素や部分画像ごとにダイナミックレンジを求め、ダイナミックレンジの大きい部分に対して対象の検出感度を弱くしていることと同等である<sup>12)</sup>。部分画像パターンを用いた文献 11) の方法を例にとってみると、図 1 に示すように、背景変化モデルは、画像パターンという特徴空間において、ある程度の発生頻度を持つ範囲（図中塗りつぶし）として表現されることに等しく、観測画像パターンがこの範囲に含まれるか否かによって背景か移動物体かに判断される。したがって、背景変化モデルの範囲が広がると対象の検出感度は悪くなる。

この問題を解決するには、

- 背景変化の分布を表現するための特徴空間の次元数を上げる、あるいは、
- 背景変化の分布を作る際に捨てられていた、パターン相互の時空間的な関係情報を用いる

ことが必要である。前者の場合、特徴空間の次元を活かした学習を行うためにはその次元数に応じた膨大な

学習画像が必要となり、現実的ではない。

そこで、本論文では、背景変化モデルに空間的連続性の拘束を導入することによって、検出感度を改善する手法を提案する。具体的には、隣接した 2 つのブロックに現れる部分画像パターン（隣接パターンと呼ぶ）の強い相関関係、すなわち、背景変化の「共起性」に着目し、背景変化モデルを動的に限定することで検出感度の改善を図る（図 2）。これは、背景差分の後処理で用いられるような、対象領域の空間的な連結性や輪郭の滑らかさなどを利用した領域整形処理<sup>13)</sup>とは根本的に異なるアプローチである。本手法は、木の揺れなどの背景物体の変動だけでなく、日照や天候の変化など、空間的共起性の強い照明条件の変化にも対応することができる。また、時間的拘束を用いた手法<sup>14)</sup>などと組み合わせることによって、さらに幅広い背景変化に対応した手法が実現できると考えられる。

以下では、まず、隣接パターンに共起性が見られることを説明する。そして、ブロックごとに固有空間を用いた背景差分法<sup>11)</sup>を拡張し、隣接パターンの共起性に基づいた背景差分法を提案する。最後に、実画像に対する実験結果を示して提案手法の有効性を明らかにする。

## 2. 隣接パターンの共起性

本論文では、局所ブロック内の画像パターンを特徴量として用いるために、画像を  $N \times N$  画素のプロッ

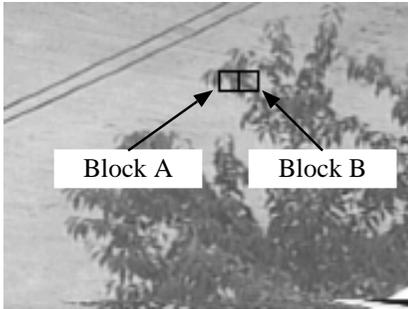


図3 木の揺れに対する検証ブロック

Fig. 3 Two blocks examined in tree sway evaluation.

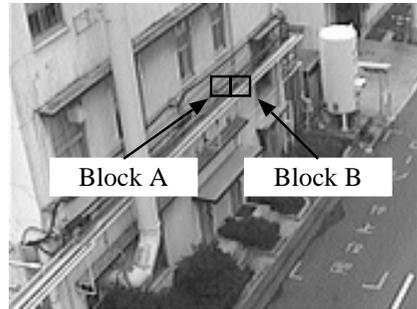


図5 日照変化に対する検証ブロック

Fig. 5 Two blocks examined in sunlight changes evaluation.

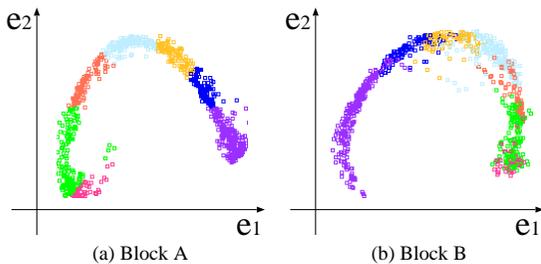
図4 木の揺れによる画像パターンの固有空間上分布( 図中 (a) では、 $i_{(A,t)}$  の投影位置に応じて色付けをしており、(b) では、 $i_{(B,t)}$  の投影点に対して同時刻の  $i_{(A,t)}$  と同じ色をつけている)

Fig. 4 Distribution of image patterns on blocks A and B in Fig. 3 (Corresponding color of Fig. 4 (a) and Fig. 4 (b) denotes observed time).

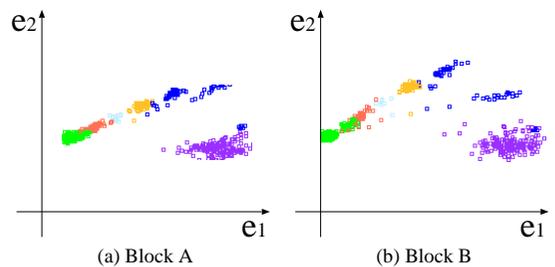
図6 日照変化による画像パターンの固有空間上分布( 図中 (a) では、 $i_{(A,t)}$  の投影位置に応じて色付けをしており、(b) では、 $i_{(B,t)}$  の投影点に対して同時刻の  $i_{(A,t)}$  と同じ色をつけている)

Fig. 6 Distribution of image patterns on blocks A and B in Fig. 5 (Corresponding color of Fig. 6 (a) and Fig. 6 (b) denotes observed time).

クに分割し、各ブロックの部分画像パターンを  $N^2$  次元のベクトルとして表現する。ベクトルの各要素はブロック内の画素の輝度値に対応している。以下、ブロック  $u$  における時刻  $t$  の画像パターン(ベクトル)を  $i_{(u,t)}$  と表記する。

ここで、図3に示すような、木が揺れている背景画像系列を用いて、隣接パターンに共起性が見られることを検証する。そのため、ブロックごとに、画像パターン  $i_{(u,t)}$  ( $t = 1, \dots, \tau$ ) を主成分分析し、第1、第2主成分の固有ベクトルで構成される固有空間に再投影してみた。ここでは、例として、図中「ブロックA」、「ブロックB」における画像パターン  $i_{(A,t)}$ 、 $i_{(B,t)}$  の固有空間上分布を図4に示す。なお、図中(a)では、 $i_{(A,t)}$  の投影位置に応じて色付けをしており、(b)では、 $i_{(B,t)}$  の投影点に対して同時刻の  $i_{(A,t)}$  と同じ色を付けている。

この図を見ると、 $i_{(B,t)}$  の投影点が色ごとにほぼ固まっており(左右逆転しているものの)色の順序関

係も一致している。このような傾向は、第2、第3主成分で構成される固有空間を使っても同じである。また、ブロックA、Bに限ったことではなく、他の隣接ブロック間においてもおおむね同じような現象が見受けられている。そのほか、旗がはためいているような場合も同じである。

一方、24時間分(0.5 frame/min)の背景画像系列を用いて、日照が変化した場合についても調べてみた。ここでは、例として、図5のブロックA、Bにおける画像パターン  $i_{(A,t)}$ 、 $i_{(B,t)}$  の固有空間上分布を図6に示す。図中の色付けは、図4と同様である。この図から分かるように、日照変化の場合も、木の揺れの場合と同じく、 $i_{(B,t)}$  の投影点が色ごとにほぼ固まっており(不連続ではあるが)色の並びも一致している。

以上のことから、木の揺れや日照変化などが起こっている背景画像系列では、少なくとも上位主成分の固有空間間において、隣接ブロックに現れる画像パターンに強い相関、すなわち、共起性があると類推される。

### 3. 背景差分法

ここでは、隣接パターンの共起性を用いた背景差分法について述べる。これは、単独ブロックで背景が移動物体かを識別する従来手法に対し、隣接ブロック間での共起性を検出尺度に加えた方法と見なすことができる。このことは、前述したように、背景変化モデルのダイナミックレンジを動的に狭めることに相当するため、本手法によって検出感度の改善が期待される。

#### 3.1 背景変化モデル

提案手法では、まず、背景変化モデルとして、画像パターン  $i_{(u,t)}$  ( $u \subset U$ ;  $t = 1, \dots, \tau$ ) を学習する。ここで、 $U$  は分割したすべてのブロックであり、 $\tau$  は学習を行う時間とする。大量のデータを効率良く圧縮するために、ブロックごとに固有空間を構成して学習を行うが<sup>11)</sup>、ブロック間におけるパターンの共起関係を保存するために観測時刻を付加してパターンを記憶する。具体的な学習アルゴリズムは以下ようになる。

- (1) ブロック  $u$  において、背景画像系列の画像パターン  $i_{(u,t)}$  と、その平均パターン  $\bar{i}_u$  から、共分散行列  $S_u$  を算出する。

$$S_u = \frac{1}{\tau} \sum_{t=1}^{\tau} (i_{(u,t)} - \bar{i}_u)(i_{(u,t)} - \bar{i}_u)^T \quad (1)$$

- (2) 共分散行列  $S_u$  を固有値分解して、固有値  $\lambda_u(k)$  ( $k = 1, \dots, N^2$ )、固有ベクトル  $e_u(k)$  を求める。

$$S_u \cdot e_u(k) = \lambda_u(k) \cdot e_u(k) \quad (2)$$

- (3) 固有値の大きい  $K$  個の固有ベクトルを基底とする固有空間  $E_u = [e_u(1), \dots, e_u(K)]$  を構成する。この際の固有空間の次元数  $K$  は、全ブロックで共通とする。

- (4) ブロック  $u$  における背景画像系列の画像パターン  $i_{(u,t)}$  を固有空間上の点  $z_{(u,t)}$  に投影し、観測時刻とともに記憶する。

$$z_{(u,t)} = E_u^T \cdot (i_{(u,t)} - \bar{i}_u) \quad (3)$$

#### 3.2 隣接ブロックから見たパターンの推定

隣接パターンに共起性が見られることから、一方のブロックの画像パターンから他方のブロックの画像パターンを推定することができる。本論文では、その推定結果と実際の画像パターンとのずれ量を「背景らしさ」の尺度に利用する。なお、背景らしさの尺度として、隣接パターンの同時生起確率を用いなかったのは、倍の次元の特徴空間で画像パターンを学習しておく必要があり、1章で述べたように現実的でないため

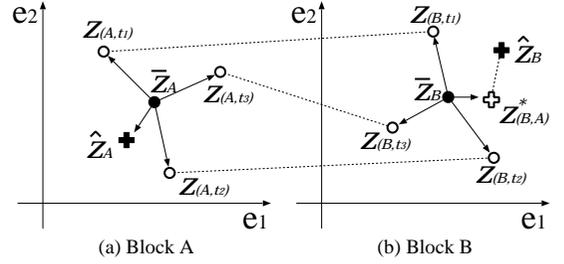


図7 推定に利用する画像パターンの関係

Fig. 7 Relation of image patterns used for estimation of neighboring pattern.

ある。

ところで、隣接ブロックにおけるパターン間の共起関係は、通常、非線形写像である。そこで、観測パターンをその近傍に位置する学習パターンの線形和によって表現し、その重み係数と、あらかじめ分かっている学習パターン間の共起関係とから隣接ブロック内のパターンを推定することにする。

このような局所的線形補間と、空間から空間への局所的な線形変換を扱った研究には文献15)がある。この研究では、書籍表面の陰影情報から形状を復元する際に(1)陰影固有空間上で局所的な線形補間を行い、(2)陰影固有空間と形状固有空間を局所的に線形変換で関係づけ、線形補間での誤差と線形変換での誤差を考慮して形状を復元するという方法を導出している。

本論文では、文献15)の方法を利用して、一方の画像パターンから他方の画像パターンを推定する。以下に、ブロックAの画像パターンから、それに隣接したブロックBの画像パターンを推定するアルゴリズムを示す(図7参照)。

- (1) 新たな観測画像パターン  $\hat{i}_A, \hat{i}_B$  を、それぞれの固有空間に投影し、 $\hat{z}_A$  と  $\hat{z}_B$  とする。

$$\hat{z}_u = E_u^T \cdot (\hat{i}_u - \bar{i}_u), \quad (u = A, B) \quad (4)$$

- (2) ブロックAの固有空間上において、学習パターン  $z_{(A,t)}$  の中から  $\hat{z}_A$  の近傍にあるものを  $L$  個取り出して  $z_{(A,t_1)}, z_{(A,t_2)}, \dots, z_{(A,t_L)}$  とし、その平均ベクトル  $\bar{z}_A$  を引いて、行列  $Z_A$  を求める。ここで、 $\hat{z}_A$  を取り囲むようにして  $z_{(A,t_1)}, z_{(A,t_2)}, \dots, z_{(A,t_L)}$  が選ばれと仮定すると、 $L$  は固有空間次元数 +1、すなわち  $K+1$  でよい。

$$Z_A = [z_{(A,t_1)} - \bar{z}_A, \dots, z_{(A,t_L)} - \bar{z}_A] \quad (5)$$

- (3)  $Z_A$  を用いて  $\hat{z}_A$  に対する線形補間係数のベクトル  $\Psi = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_L]$  を下式により算出する。この式は、文献15)で導出されたもので

あり，固有空間上の局所的な線形補間での誤差と，固有空間から固有空間への線形変換（下記ステップ（5））での誤差が最小になるように考慮されている．

$$\Psi = (Z_A^T \cdot Z_A + \varsigma_A^2 KI)^{-1} \cdot Z_A^T \cdot (\hat{z}_A - \bar{z}_A) \quad (6)$$

ただし， $\nu$  をある小さい正数として，

$$\varsigma_A^2 = \nu \cdot \frac{\text{tr} [Z_A^T \cdot Z_A]}{KL} \quad (7)$$

と仮定する．

- (4) ブロック B の固有空間上において，学習パターン  $z_{(B,t)}$  の中から，上記  $z_{(A,t)}$  ( $t = t_1, \dots, t_L$ ) と同時刻に共起して観測された  $L$  個を取り出して， $z_{(B,t_1)}, z_{(B,t_2)}, \dots, z_{(B,t_L)}$  とし，その平均ベクトル  $\bar{z}_B$  を求める．
- (5) ブロック A で求めた線形補間係数と，ブロック A, B における学習パターン間の共起関係から，ブロック B で観測されるべきパターンを固有空間上で推定し， $z_{(B,A)}^*$  とする．

$$z_{(B,A)}^* = \bar{z}_B + \sum_{j=1}^L \alpha_j \cdot (z_{(B,t_j)} - \bar{z}_B) \quad (8)$$

ここでは，この推定結果  $z_{(B,A)}^*$  と，実際の観測パターン（を固有空間に投影した点） $\hat{z}_B$  のずれ量が，ブロック B における背景らしさの尺度に利用される．

### 3.3 背景らしさの算出

背景差分は，各ブロックでの背景らしさを求めることで行う．ただし，本論文では，着目ブロックにおける背景変化モデルを適切かつ動的に限定するために，以下に示す 2 つの確率を用い，これらの確率の積が低くなったときに移動物体であると判断する．

- 着目しているブロック単独で判断したときの背景である確率  $P_1$
- 隣接ブロックから推定されたパターンに基づいて判断したときの背景である確率  $P_2$

今，着目しているブロックを  $C$  とすると，観測パターン（を固有空間に投影した点） $\hat{z}_C$  に対する背景らしさの確率  $P_1$  は，固有空間上で観測パターンの近傍に位置する  $L$  個の学習パターン  $z_{(C,t_1)}, z_{(C,t_2)}, \dots, z_{(C,t_L)}$  を用いて，以下のように定義する．ただし， $\sigma_C^2$  は，定数である．

$$P_1(\hat{z}_C) = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_C}} \exp \left\{ -\frac{(\hat{z}_C - z_{(C,t_j)})^2}{2\sigma_C^2} \right\} \quad (9)$$

式 (9) は，学習パターンの各点のまわりに等方性の正規分布を仮定したもとなっている．

一方，着目ブロック  $C$  を取り囲む 8 近傍の隣接ブロックを  $D_j$  ( $j = 1, \dots, 8$ ) とするとき，確率  $P_2$  を以下のように定義する．

$$P_2(\hat{z}_C) = \frac{1}{8} \sum_{j=1}^8 P(\hat{z}_C | z_{(C,D_j)}^*) \quad (10)$$

ここで，確率  $P(\hat{z}_C | z_{(C,D_j)}^*)$  は，1 つの隣接ブロック  $D_j$  から推定されたパターン  $z_{(C,D_j)}^*$  に対して，観測パターン  $\hat{z}_C$  がどの程度背景らしいかを求めた確率であり，以下のように定義する．

$$P(\hat{z}_C | z_{(C,D_j)}^*) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^K |\Phi|} \exp \left\{ \frac{(\hat{z}_C - z_{(C,D_j)}^*)^T \Phi^{-1} (\hat{z}_C - z_{(C,D_j)}^*)}{2} \right\} \quad (11)$$

式 (11) は，推定パターン  $z_{(C,D_j)}^*$  のまわりに  $K$  次元（固有空間の次元）の正規分布を仮定したものであり， $\Phi$  は  $z_{(C,D_j)}^*$  を推定する際に用いられた学習パターン  $z_{(C,t'_1)}, z_{(C,t'_2)}, \dots, z_{(C,t'_L)}$  の共分散行列である．

## 4. 実験

### 4.1 実験方法

提案手法の有効性を確認するため，図 8 をはじめとする様々なシーンの画像系列を用いて実験を行った．検出対象は人物である．画像は  $320 \times 240$  画素の 256 階調の濃淡画像であり， $8 \times 8$  画素のブロックを 4 画素ずつオーバーラップさせて配置させた．背景パターンの学習には，人物が存在しない数百から千数百枚の画像を使っている．なお，図 9 は，図 8 のシーンにおいて，ある 1 枚の画像と平均的な背景画像の差を 2

この尺度は，背景変化モデルを適切に限定するための 1 つの実現方法として採用したものであり，2 つの事象の同時生起確率を求めようとしたものではない．

一般的に，パターン  $z_{(C,t'_1)}, z_{(C,t'_2)}, \dots, z_{(C,t'_L)}$  は，式 (9) で用いた  $z_{(C,t_1)}, z_{(C,t_2)}, \dots, z_{(C,t_L)}$  と同じとは限らない．なぜなら，前者のパターンは  $z_{(C,D_j)}^*$  を推定する際に隣接ブロック  $D_j$  からの共起パターンとして選ばれたものであり，後者のパターンは  $\hat{z}_C$  の近傍に位置するパターンとして選ばれたもので，選択基準が異なるからである．長時間シーンにおける性能評価を容易にするため，多くの場合，人物を背景画像に合成した．



図 8 観測画像の例

Fig. 8 Example of input image.

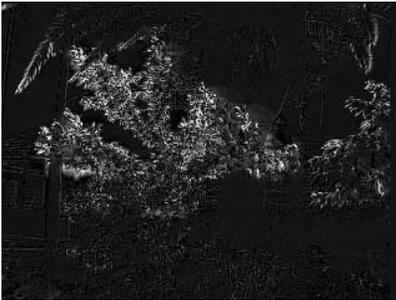


図 9 木の揺れ (画像間の差を 2 倍表示したもの)

Fig. 9 Sway of trees (enhanced by two).

倍表示したものであるが、これを見て分かるように、後ろの木は大きく揺れている。また、この画像系列には、日照変化やカメラの揺れによる変動成分も多少含まれている。

以下、図 8 のシーンの場合を例にして、実験手順を説明する。

まず、固有空間の次元を決定するために、次元数  $K$  を変化させながら、累積寄与率 90% を満足する有効なブロック数の割合を調べる。図 10 はその結果である。図を見て分かるように、このシーンでは、次元数  $K$  を 15 とすると、全ブロックのうち約 9 割のブロックが累積寄与率 90% を満足する。そこで、このシーンでは  $K = 15$  として実験を進める。

次に、パターンの推定に用いる近傍点数  $L$  が  $K + 1$  で妥当か否かを検証するために、学習に使用していない背景画像を入力画像として、隣接ブロックからの推定パターンと実際のパターンとの誤差 (固有空間内のユークリッド距離) を調べる。図 11 は、 $L$  を 2 から 30 まで変化させた場合について、全ブロックにおける誤差の平均値を表している。これを見ると、 $L = 16$  あたりから誤差が小さくなるのが分かる。

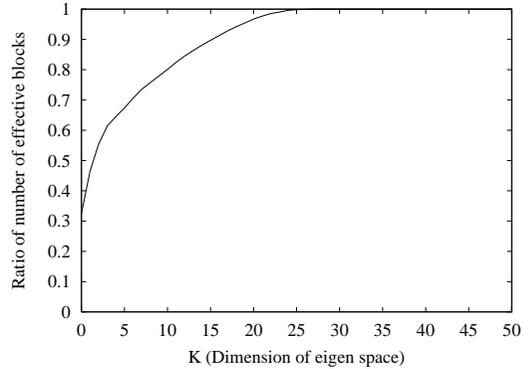


図 10 固有空間次元  $K$  に対する有効なブロック数の割合

Fig. 10 Ratio of number of effective blocks to the dimension  $K$  of eigen space.

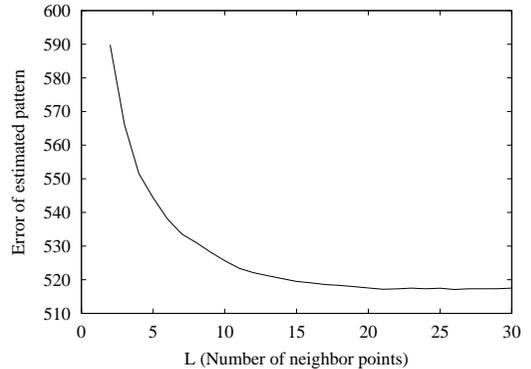


図 11 近傍点数  $L$  に対するパターンの推定誤差

Fig. 11 Error of estimated pattern to the number  $L$  of neighbor points.

以上をもとに、このシーンでは  $K = 15, L = 16$  として、提案手法の性能を検証する。なお、比較のために以下に示す 3 つの手法を用いて背景差分を行った。

[ 手法 1 ] 文献 11) の従来手法。この方法では、ブロックごとに固有空間を構成して部分画像パターンの頻度分布を学習し、Mahalanobis 距離を尺度として背景差分を行っている。

[ 手法 2 ] 式 (9) で定義した確率  $P_1$  のみで閾値処理した場合 (すなわち、背景変化の共起性を用いなかった場合)。

[ 手法 3 ] 本論文で説明した提案手法。

#### 4.2 多様な背景シーンに対する実験結果

まず、図 8 のシーンに対する結果として、図 12 に、閾値を徐々に変化させて描いた ROC 曲線を示す。横軸は背景領域を誤って検出した割合、縦軸は人物領域を正しく検出した割合を表している。なお、人物領域

シーンが変われば、同条件で求まる次元数も変わるが、おおむね、次元数から数十次元の値となっている。

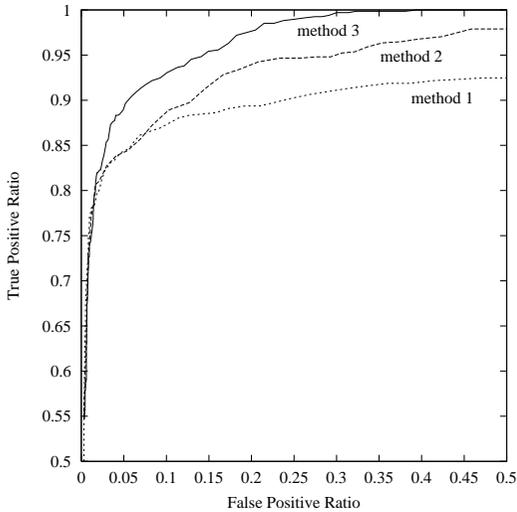


図 12 木の揺れを含むシーンでの性能

Fig. 12 Performance for scene involving swaying trees.

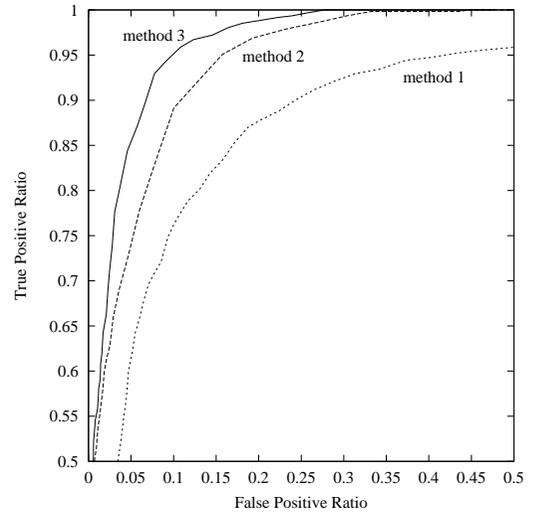


図 14 旗のはためきを含むシーンでの性能

Fig. 14 Performance for scene involving fluttering flags.

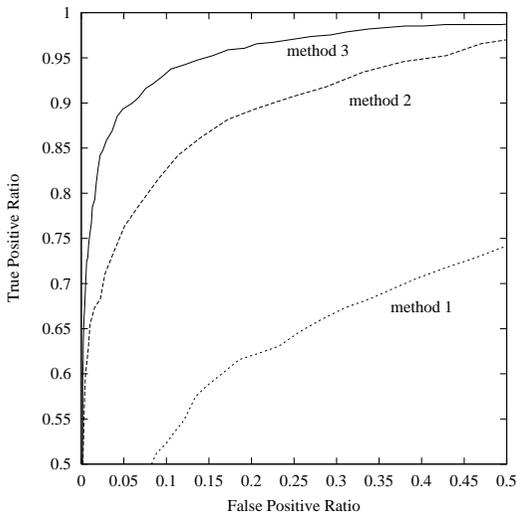


図 13 木の揺れを含むシーンでの性能 (その 2)

Fig. 13 Performance for scene involving swaying trees (2nd case).

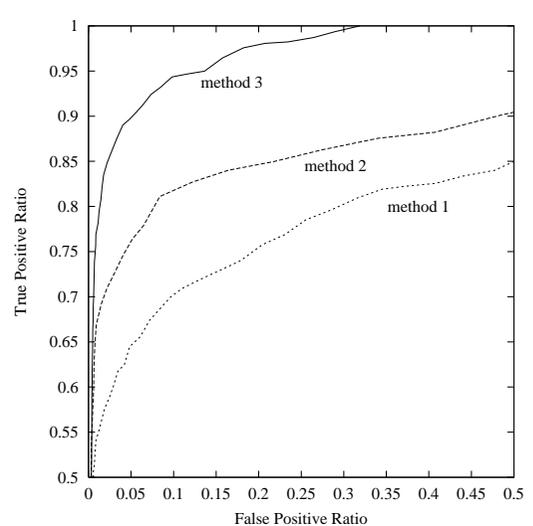


図 15 日照変化を含むシーンでの性能

Fig. 15 Performance for scene involving sunlight changes.

の真値データは手作業により作成したものをを用いた。これらの ROC 曲線を見ると、提案手法が左上方に位置しており、背景変動をともなったシーンに対する背景差分法として有効であることが分かる。また、手法 2 と比較すると、背景変化の共起性を用いた効果が確認できる。

同様の実験結果として、木の揺れ (図 8 のシーンとは異なる種類の木)、旗のはためき、長時間 (24 時間分) の日照変化を含むシーンでの結果を図 13, 図 14, 図 15 に示す。いずれのシーンでも提案手法の有効性が確認できる。

次に、各シーンにおける各手法の背景差分率を示す。図 16 は、False Positive Ratio を一定値の約 3% となるところで閾値処理した結果であり、手法 1 や 2 に比べ、提案手法 (手法 3) では人物領域の未検出が少なくなっていることが分かる。また、逆に、True Positive Ratio を一定として、約 85% となるところで閾値処理を行うと図 17 に示す結果が得られる。これを見ると、提案手法では背景の誤検出が少なくなっていることが分かる。

#### 4.3 長時間の画像系列に対する実験結果

最後に、長時間の画像系列における検出性能を短時

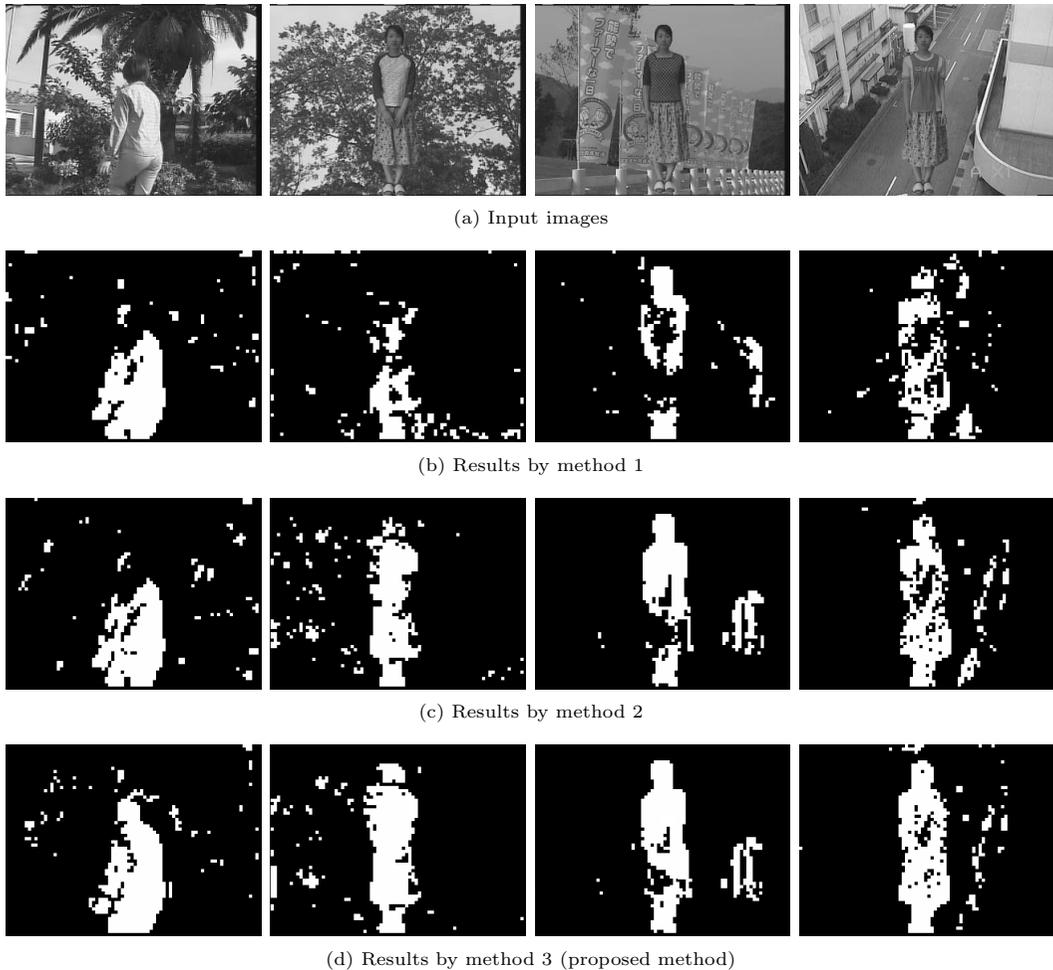


図 16 False Positive Ratio = 3%で閾値処理した場合の検出結果 (提案手法 3 では、人物領域内の欠けが少ない)

Fig. 16 Detection results under the False Positive Ratio of 3%.

間の場合と比較する．そのために、同一場所で撮影された画像系列を長時間（1 時間）用と短時間（10 分）用に分割し、同 1 人物の検出実験を行った．図 18 は、その検出結果を表す ROC 曲線である．図を見ると、従来手法 1 では、長時間画像系列において検出性能が悪くなっている．このことは、1 章で説明したように、長時間画像系列における背景学習によって背景変化モデルのダイナミックレンジが大きくなり、検出感度が悪くなったことを表している．一方、提案手法 3 では、検出性能はほとんど変わらず、長時間画像系列においても有効であるといえる．

## 5. おわりに

本論文では、木の揺れや日照変化などを含む背景変化に対して頑健な背景差分法を提案した．まず、実

画像系列中の隣接したブロックにおいて、部分画像パターンに共起性が現れていることを検証した．そして、ブロックごとに固有空間を構成して画像パターンを学習し、隣接パターンの共起性に基づいて背景らしさを評価する方法を示した．実験では、実画像を用いて提案手法の有効性を確認することができた．

提案手法は、背景変化モデルに空間的な拘束条件を導入することで検出感度の改善を目指したものであるが、文献 14) のような、時間的拘束を用いた手法と組み合わせることによって、より多様な背景変化に対応できると考えられる．

今後の課題としては、さらなる高精度化と実用に向けた高速化などがあげられる．高精度化の具体例としては、共起性を利用して背景らしさをブロック間で伝搬し、反復的に処理を繰り返すことによって、信頼度



図 17 True Positive Ratio = 85%で閾値処理した場合の検出結果 (提案手法 3 では、背景の誤検出が少ない)

Fig. 17 Detection results under the True Positive Ratio of 85%.

の高い検出が実現できると考えている。

#### 参 考 文 献

- 1) 川端 敦, 谷藤真也, 諸岡泰男: 移動物体像の抽出技術, 情報処理学会論文誌, Vol.28, No.4, pp.395-402 (1987).
- 2) 影広達彦, 大田友一: 動画像からの背景画像の自動生成と適応的更新, 画像の認識・理解シンポジウム MIRU94, Vol.II, pp.263-270 (1994).
- 3) 池田 徹, 大中慎一, 溝口正典: 画像の一様変化に高速追従する背景画像生成方法, 信学技法 PRMU97-7, pp.49-56 (1997).
- 4) 島井博行, 三島健稔, 栗田多喜夫, 梅山伸二: 移動物体検出のためのロバスト統計を用いた適応的な背景推定法, 画像の認識・理解シンポジウム MIRU2000, Vol.II, pp.391-396 (2000).
- 5) 長屋茂喜, 宮武孝文, 藤田武洋, 伊藤 渡, 上田博唯: 時間相関型背景判定法による移動物体検出, 信学論 D-II, Vol.J79-D-II, No.4, pp.568-576 (1996).
- 6) 松山隆司, 和田俊和, 波部 育, 棚橋和也: 照明変化に頑健な背景差分, 信学論 D-II, Vol.J84-D-II, No.10, pp.2201-2211 (2001).
- 7) 佐藤雄隆, 金子俊一, 五十嵐悟: 周辺増分符号相関画像に基づくロバスト物体検出及び分離, 信学論 D-II, Vol.J84-D-II, No.12, pp.2585-2594 (2001).
- 8) 和田俊和, 松山隆司: 動的背景モデルを用いた移動領域の抽出, 情報処理学会全国大会講演論文集 (2), pp.141-142 (1994).
- 9) Nakai, H.: Non-Parameterized Bayes Decision Method for Moving Object Detection, *Proc. ACCV'95*, Vol.3, pp.447-451 (1995).
- 10) Grimson, W.E.L., Stauffer, C., Romano, R.

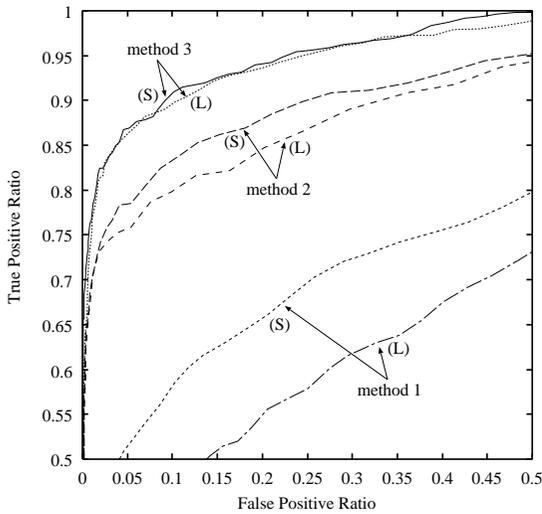


図 18 (L): 長時間画像系列における性能, (S): 短時間画像系列における性能

Fig. 18 (L): Performance for long image sequence, (S): Performance for short image sequence.

and Lee, L.: Using adaptive tracking to classify and monitor activities in a site, *Proc. CVPR*, pp.22–29 (1998).

- 11) 関真規人, 藤原秀人, 鷲見和彦: 背景変動に頑健な背景差分法, 画像の認識・理解シンポジウム MIRU2000, Vol.II, pp.403–408 (2000).
- 12) 長井 敦, 久野義徳, 白井良明: 複雑変動背景下における移動物体の検出, 信学論 D-II, Vol.J80-D-II, No.5, pp.1086–1095 (1997).
- 13) Toyama, K., Krumm, J., Brumitt, B. and Meyers, B.: Wallflower: Principles and Practice of Background Maintenance, *Proc. ICCV*, pp.255–261 (1999).
- 14) Matsuyama, T., Ohya, T. and Habe, H.: Background Subtraction for Non-Stationary Scenes, *Proc. ACCV*, pp.662–667 (2000).
- 15) 浮田浩行, 小西克信, 和田俊和, 松山隆司: 固有空間法を用いた陰影情報からの書籍表面の 3 次元形状復元, 信学論 D-II, Vol.J83-D-II, No.12, pp.2610–2621 (2000).

(平成 14 年 7 月 10 日受付)

(平成 15 年 1 月 16 日採録)

(担当編集委員 横矢 直和)



関 真規人

1992 年岡山大学工学部情報工学科卒業。1994 年同大学大学院工学研究科修士課程修了。同年三菱電機(株)入社。産業システム研究所を経て、2002 年より先端技術総合研究所にて監視用画像処理システムの研究開発に従事。



和田 俊和(正会員)

1990 年東京工業大学大学院博士課程修了。同年岡山大学工学部助手。1997 年京都大学大学院工学研究科助教授。1999 年ブリティッシュコロンビア大学客員助教授。2002 年和歌山大学システム工学部教授。工学博士。画像理解, パターン認識の研究に従事。1995 年 David Marr 賞, 1997 年情報処理学会山下記念研究賞, 1999 年電子情報通信学会論文賞各受賞。



藤原 秀人(正会員)

1983 年神戸高専機械工学科卒業。同年三菱電機(株)入社。産業システム研究所を経て、2002 年より先端技術総合研究所にて指紋認証, 画像監視の研究開発に従事。



鷲見 和彦(正会員)

1982 年京都大学工学部電気学科卒業。1984 年同大学大学院工学研究科修士課程修了。同年三菱電機(株)入社。1989 年メリーランド大学コンピュータビジョン研究所客員研究員。2003 年京都大学大学院情報学研究科 COE 研究員。工学博士。視覚センシングの研究に従事。1998 年日本ロボット学会実用化技術賞受賞。