

## 局所領域における輝度変動を考慮した動的背景モデル

吉永 諭史 島田 敬士 長原 一 谷口 倫一郎

九州大学大学院システム情報科学府

## Abstract

本稿では、背景変動に対し頑健な物体検出を可能とする背景モデルを提案する。従来研究では、照明変動等の輝度値変化に対応できない、または木や水面の揺れ等のテクスチャ変化に対応できないという問題があった。このような問題を解決するために本稿では、局所的なテクスチャ内の輝度値変動を確率的な枠組みでモデル化することで、画素レベルと領域レベル両方の性質を併せ持つ新しい背景モデルを提案する。

## 1 はじめに

背景モデルは、モデルの構築法により“画素レベルの背景モデル”と“領域レベルの背景モデル”に大別することができる。前者は、画素単位で輝度値の変化を確率的にモデル化する手法 [1] であり、木や水面の揺らぎ等のテクスチャ変化に対応可能であるが、過去の観測に基づいてモデルを構築するため照明変化等の急激な輝度値変化には対応できないという問題がある。後者は、注目画素とその周辺画素の輝度値の大小関係により局所的なテクスチャ情報をモデル化する手法である [2]。照明変化の前後でテクスチャ情報は保存されるため、前者に比べ急激な輝度値変化に対し頑健であるが、木や水面の揺らぎといったテクスチャ自体が変化するテクスチャ変化には対応できないという問題がある。

また、複数のモデルを組み合わせた手法も提案されている。Tanakaらは、画素レベルと領域レベルという異なる性質を持つ2つの背景モデルを組み合わせ、背景変動に対しより柔軟に移動物体を検出する手法を提案している [3]。しかし、Tanakaらの手法では、移動物体領域が両方のモデルで正しく検出される必要があり、一方のモデルでの検出漏れが精度の低下につながるという問題があった。

本稿では、局所領域内におけるテクスチャを確率的にモデル化することで、画素レベルと領域レベルの背景モデルが持つ性質を本質的に統合する手法を提案する。

## 2 提案手法

我々は、図1のように局所領域内のテクスチャを注目画素とその周辺画素の輝度値の差として定義し、その輝度値の差を混合ガウス分布を用いて確率的にモデル化する手法を提案する。照明変動等により急激な輝度値変化が確認された場合、局所領域内の画素は輝度値

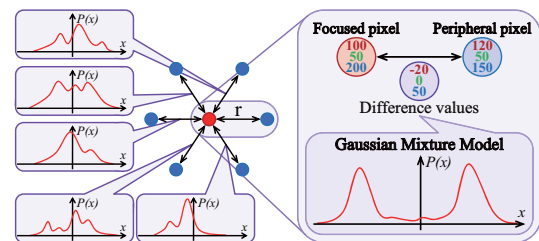


図1 局所的なテクスチャのモデル化

がほぼ一様に増減するとみなすことができるため、注目画素とその周辺画素の輝度値の差は変化しない。このため、提案手法は照明変動等による急激な輝度値変化に対応することができる。また、テクスチャのモデル化に混合ガウス分布を用いたことで、複数の仮説を背景として扱うことができるため、提案手法はテクスチャ変化にも対応することができる。

## 2.1 局所テクスチャの定義

画素毎にモデルを構成するため、以下ではひとつの画素  $(x_c, y_c)$  に注目して述べるものとする。提案手法では、注目画素とそれを中心とした  $N_{pair}$  方向の放射状の延長腕（リーチ）上に存在する周辺画素の輝度値の差により、局所的なテクスチャを定義する。周辺画素の選び方には以下の2通りが考えられる。

## 2.1.1 Local Difference Pattern(LDP)

注目画素から半径  $r$  だけ離れた周辺画素  $(x_j, y_j) (j = 1, \dots, N_{pair})$  を選択する (図1は、 $N_{pair} = 6$  の場合)。時刻  $t$  において観測される局所テクスチャを Local Difference Pattern(LDP) と呼び、注目画素と周辺画素の輝度値の差  $X_j = f(p_c) - f(p_j)$  を用いて  $LDP^t = \{X_1^t, \dots, X_j^t, \dots, X_{N_{pair}}^t\}$  と定義する。ここで、 $p_c$  と  $p_j$  は、それぞれ注目画素と周辺画素の位置ベクトルであり、 $f(p)$  は位置ベクトルが  $p$  である画素の輝度値を表す  $d$  次元ベクトルである。

## 2.1.2 Radial Reach Difference(RRD)

注目画素と比べ輝度値に一定以上の差がある周辺画素を選択する。この場合、図1の各リーチが方向毎に異なる。時刻  $t$  において観測される局所テクスチャを Radial Reach Difference(RRD) と呼び、前節と同様に  $RRD^t = \{X_1^t, \dots, X_j^t, \dots, X_{N_{pair}}^t\}$  と定義する。

## 2.2 テクスチャのモデル化

提案手法では、図1のように各ペアで観測される輝度値の差  $X_j$  を独立に  $N_{pair}$  個の混合ガウス分布を用

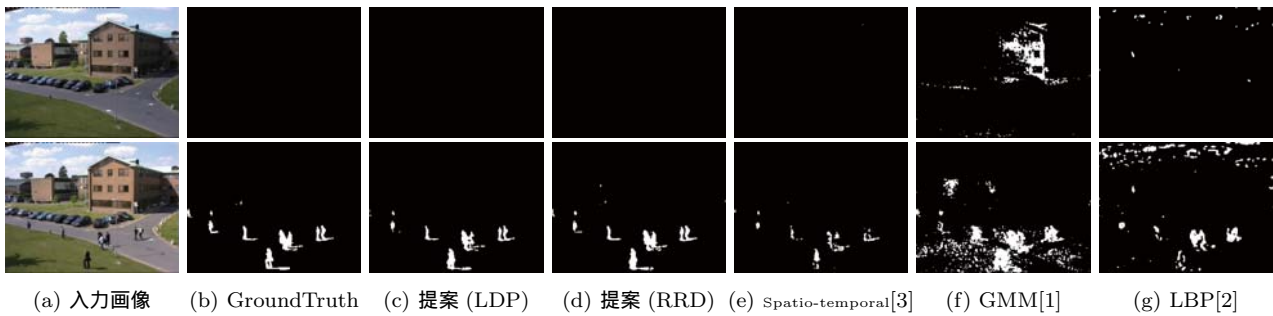


図2 提案手法と比較手法による移動物体領域の検出結果

いてモデル化することで、局所テクスチャをモデル化している。混合ガウス分布に関するアルゴリズムは、文献 [1] の手法に倣っている。

### 2.3 局所テクスチャを用いた移動物体検出

提案手法では、 $N_{pair}$  個の混合ガウス分布を用いて局所テクスチャをモデル化しているため、投票により前景・背景の判定を行っている。つまり、閾値以上のペアで時刻  $t$  に観測された輝度値差が前景であると判断された場合、注目画素は前景であると判断する。

## 3 実験

PETS2001 の画像を用いて、物体領域の検出精度を検証した。比較手法には、画素レベル・領域レベル・統合型背景モデルから、それぞれ混合ガウス分布 [1](以下、GMM[1])、Local Binary Pattern(以下、LBP[2])、時空間特徴を考慮した複合モデル (以下、Spatio-temporal[3]) を用いた。手動で作成した Ground Truth を基に計算した再現率、適合率、及び F 値を用いて評価した結果を図 2 と表 1 に示す。各手法のパラメータは、F 値が最大になるように設定した。

図 2(f) から GMM[1] は、急激な輝度値変化を誤検出していることが分かる。また、図 2(g) から LBP[2] は、雲のテクスチャ変化を誤検出していることが分かる。これにより、表 1 では、GMM[1] と LBP[2] の適合率の値が低くなっている。Spatio-temporal[3] の場合、画素・領域レベル両方の背景モデルを用いたことで、背景変動に対し頑健性が向上し表 1 では適合率の値が高くなっている。しかし、一方のモデルで発生した検出漏れが検出結果に影響を及ぼすため、再現率の低下を引き起こしてしまっている。図 2(e) でも多くの検出漏れが発生していることが確認できる。

提案手法は、従来手法に比べ高い F 値が得られていることが表 1 から確認でき、図 3(c),3(d) では非常に Ground Truth(図 3(b)) に近い結果が得られている。実験結果から、提案手法は照明変動による急激な輝度値変化とテクスチャ変化の両方に対応可能であることがわかる。さらに、RRD を用いた方が再現率が 10% 程度向上していることが分かる。これは、RRD では注目画素と周辺画素のペアが異なるテクスチャ上に存在する



(a)入力画像 (b)GroundTruth (c)提案 (LDP) (d)提案 (RRD)

図3 モデル化する局所テクスチャの違いによる検出結果の差異

表 1 The accuracy of object detection

	再現率	適合率	F 値
GMM [1]	76.3%	42.6%	54.7%
LBP [2]	53.4%	13.3%	21.3%
Spatio-temporal[3]	38.6%	89.9%	54.0%
提案手法 (LDP)	<b>72.0%</b>	<b>88.9%</b>	<b>79.6%</b>
提案手法 (RRD)	<b>82.7%</b>	<b>84.5%</b>	<b>83.6%</b>

ため、検出対象の大きさに依らず物体検出が可能であるからである。一方、LDP ではペアが同一テクスチャ上に存在する場合があります、図 3 のように大きな検出対象の内部を検出できないことがある。

## 4 おわりに

本稿では、注目画素と周辺画素の輝度値の差を用いて局所的なテクスチャを定義し、それを混合ガウス分布でモデル化することで、画素レベルと領域レベルの背景モデルが持つ性質を処理段階で統合可能にする手法を提案すると共に、その有効性を実験的に示した。今後の課題としては、処理の高速化や、静止物体の背景への溶け込み防止、影領域の切り分け等が挙げられる。

## 参考文献

- [1] A. Shimada, et al. Dynamic Control of Adaptive Mixture-of-Gaussians Background Model. *Advanced Video and Signal Based Surveillance*, 2006.
- [2] H. Marko, et al. A Texture-Based Method for Modeling the Background and Detecting Moving Objects. *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. 28, No. 4, pp. 657–662, 2006.
- [3] T. Tanaka, et al, Takayoshi Yamashita, and Daisaku Arita. Object detection based on combining multiple background modelings. *IPSPJ Trans. on CVA*, Vol. 2, pp. 156–168, 11 2010.