

混合 RRF による照明条件変動下での物体検出

田中 達也† 島田 敬士‡ 有田 大作*† 谷口 倫一郎‡

九州大学大学院システム情報科学府†
九州大学大学院システム情報科学研究‡
〒 819-0395 福岡県福岡市西区元岡 744
財団法人九州システム情報技術研究所*

〒 814-0001 福岡県福岡市早良区百道浜 2 丁目 1-22

E-mail: {tatsuya,atsushi,rin}@limu.is.kyushu-u.ac.jp, arita@isit.or.jp

あらまし 本論文では、背景差分のための混合 Radial Reach Filter を用いた背景モデル構築法について述べる。背景差分法は、事前に用意した背景画像と観測画像との差分を計算することにより、物体に関する事前知識を必要とせずに物体領域を抽出できるという利点があるが、その際、照明変化に対する耐性を持たせることが課題となる。照明変化に頑健な背景差分法としては、Radial Reach Filter(RRF) が知られているが、この手法では事前に用意した背景モデルを利用しているため、想定外の背景変化が起こった場合に対応できないという問題がある。我々が提案する手法では、背景変化が起こった画素に対しては新たに Radial Reach Correlation (RRC) を追加し、逆に背景モデルとしてあまり利用されていない RRC を削除するといった処理により、画素単位で RRC の数を増減させることで背景変化に柔軟に対応しつつ、対象物体の抽出が可能である。

キーワード 背景差分, 物体抽出, 動的背景モデル, 背景変動, 照明変動, Radial Reach Filter

Object Detection Based on Mixture of Radial Reach Filter under Varying Illumination

Tatsuya Tanaka†, Atsushi Shimada‡, Daisaku Arita*† and Rin-ichiro Taniguchi‡

Department of Intelligent Systems, Kyushu University††
744, Motooka, Nishi-ku, Fukuoka, 819-0395, Japan

Institute of Systems & Information Technologies/KYUSHU*
2-1-22, Momochihama, Sawara-ku, Fukuoka, 814-0001, Japan

E-mail: {tatsuya,atsushi,rin}@limu.is.kyushu-u.ac.jp, arita@isit.or.jp

Abstract We propose a new method for background modeling based on Radial Reach Filter(RRF) known as robust background subtraction method under varying illumination. Our approach can automatically change the number of Radial Reach Correlation (RRC) in each pixel. The number of RRC increases when pixel values often change because of illumination change, object moving and so on. On the other hand, when pixel values are constant in a while, some RRC are eliminated. Our approach can adopt the background changes and realize robust object detection under varying illumination. Several experiments show the effectiveness of our approach.

Key words Background Subtraction, Object detection, Shadow model, Non-stationary background, Illumination change, Radial Reach Filter

1. はじめに

観測画像中から背景以外の物体を検出する手法は、数多くの視覚システムの最も基盤となる技術の一つである。例えばカメラを用いた監視システムでは、固定したカメラで撮影した動画像から移

動物体を検出することが要求される。背景差分法は、あらかじめ用意した背景画像と観測画像との差分を計算することにより、物体に関する事前知識を必要とせずに物体領域を簡単に抽出することができるため、よく利用される物体検出法である。

しかし、屋外などを観察する場合には、単純に背景画像を用意しただけでは、木々や水面の揺らぎや、天候による照明条件の変化による明るさの変化の影響を受けるために、対象物体以外に様々なノイズが前景として抽出されてしまう。そこで、このような背景の変化に対応するため、背景の変化に応じて適応的に変化する背景モデルを利用した背景差分法が提案されている [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7]。

背景モデルの構築手法は、事前に背景モデルを構築しておくものと、背景モデルを背景の変化に応じて更新していくものに大別できるが、前者ではあらかじめ用意した背景のモデルを用いるため、想定外の背景変動が起こった場合に適応できない。一方で後者の場合は、観測によって得られた画素値の変化をもとに背景モデルを動的に更新することで、背景の変化に柔軟に対応することが可能な背景モデルを構築できる [4, 5, 6, 7]。

動的更新型の背景モデル構築法では、確率モデルを用いて背景の変化をモデル化する手法がよく用いられており、観測によって得られた画素値の分布を確率モデルを用いて推定することで、背景モデルを構築する。確率モデルを用いた背景モデル構築では、背景の変化を動的にモデル化することで、前者の場合のような想定外の背景変化には対応できないという問題が起こらないという利点があり、混合ガウス分布を利用して背景モデルを構築する手法がよく利用される。島田らは画素ごとにガウス分布の数を変動させつつ、混合ガウス分布のパラメータを高速に推定する方法を提案している [5]。背景変動が大きい画素については多くの分布を割り当て、逆に画素値の変化が小さい画素については分布を統合・削除することで、画素ごとにガウス分布の数を動的に変動させることができる。その結果、メモリの消費を抑えつつ背景の変化に柔軟に対応している。

しかし、これらの確率モデルを用いた動的背景モデル構築法では、あくまで観測画素値に対して背景モデルを構築・更新するために、急激な照明変化が起こった場合は暫くの間、照明条件の変化に影響を受けた画素がノイズとして抽出されてしまう問題がある。そこで本論文では、背景差分のための混合 RRF(Radial Reach Filter) による背景モデル構築法について述べる。照明変化に頑健な背景差分法として、RRF が知られているが、この手法では事前に用意した背景モデルを利用しているため、想定外の背景変化が起こった場合に対応できないという問題がある。我々が提案する手法では、背景変化が起こった画素に対しては新たに RRC(Radial Reach Correlation) を追加し、逆に背景モデルとしてあまり利用されていない RRC を削除するとい

た処理により、画素単位で RRC の数を増減させることで背景変化に柔軟に対応しつつ、照明変化に頑健に対象物体の抽出が可能である。

以下では、2 節で RRF, 3 節で混合 RRF による背景モデル構築法について述べる。提案手法を用いた実験結果については 4 節で報告する。

2. Radial Reach Filter (RRF)

RRF では、明度変化の影響を抑えつつ、画素単位の分解能で局所的なテクスチャを評価する値として、Radial Reach Correlation (RRC) と呼ばれる評価量を定義し、それに基づき入力画像において、前景・背景を画素ごとに判定する。その後、前景と判定された画素に対し、連結処理を加えることで、対象領域を連結された画素群として抽出する。以下では 2.1 節で RRC について述べ、2.2 節で RRC 画像から連結領域を抽出するための手法について述べる。

2.1 Radial Reach Correlation (RRC)

画素ごとに RRC を構成するため、以下では特に断りがない限りひとつの画素 (x, y) に注目して述べるものとする。RRC は、着目画素を中心とする放射状の延長腕 (リーチ) 上において、各方向で閾値以上の明度差をもつ画素を探索し、明度値ペアを構成する。また、各ペアにおける明度の大小関係 (明度差の正負極性) を 2 値符号列とし、その符号列間の相関値を着目画素の類似度とする。

画素 (x, y) の位置をベクトル $\mathbf{p} = (x, y)$ 、放射状のリーチを延長する方向を表す方向ベクトル $\mathbf{b}_k (k = 0, 1, \dots, 7)$ を、 $\mathbf{d}_0 = (1, 0)^T$, $\mathbf{d}_1 = (1, 1)^T$, $\mathbf{d}_2 = (0, 1)^T$, $\mathbf{d}_3 = (-1, 1)^T$, $\mathbf{d}_4 = (-1, 0)^T$, $\mathbf{d}_5 = (-1, -1)^T$, $\mathbf{d}_6 = (0, -1)^T$, $\mathbf{d}_7 = (1, -1)^T$ として定義する。そうすると、これらの各方向へのリーチ長 $\{r_k\}_{k=0}^7$ は以下の式により求められる。

$$r_k = \min\{r \mid |f(\mathbf{p} + r\mathbf{d}_k) - f(\mathbf{p})| \geq T_p\} \quad (1)$$

ここで、 $f(\mathbf{p})$ は背景画像の位置 \mathbf{p} における画素値、 T_p は明度差分の閾値である。式 (1) により求まるリーチ群によって選択された画素と注目画素との各ペア間の明度差に基づいて、明度差分の極性符号である増分符号の系列 $b_k(\mathbf{p})$ は次式のように定義される。

$$b_k(\mathbf{p}) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(\mathbf{p} + \mathbf{d}_k r_k) \geq f(\mathbf{p}) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

ここで、 $k = 0, 1, \dots, 7$ である。同様に入力画像 g の各画素についても増分符号列 $b_k'(\mathbf{p})$ を求める。 $\{r_k\}_{k=0}^7$ は背景画像に基づいて定義されていること

に注意する.

$$b_k'(p) = \begin{cases} 1 & \text{if } g(p + \mathbf{d}_k r_k) \geq g(p) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

得られた $b_k(p)$, $b_k'(p)$ を基に, 両増分符号列間の一致数 $B(p)$ を求める.

$$B(p) = \sum_{k=0}^7 \{b_k(p) \cdot b_k'(p) + \overline{b_k(p) \cdot b_k'(p)}\} \quad (4)$$

ここで, $\bar{x} = 1 - x$ はビットの反転を示す. この $B(p)$ は画素 p 周辺の明度分布の類似度 (相関値) を表すものであり, Radial Reach Correlation(RRC) と呼ばれる. この値を閾値 T_B と比較することにより, 類似あるいは非類似を判定する. ここで, その判定結果を示した 2 値画像 $C(p)$ は RRC 画像と呼べられ, 次式で定義される.

$$C(p) = \begin{cases} 1 & \text{if } B(p) < T_B \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

2.2 領域連結処理

前節で述べた RRC に基づき, RRF は入力画像から対象領域を検出するフィルタ処理として定義される. 例えば, RRC 画像において, 値 '1' を持つ画素は背景画像と違うテクスチャを持つと考えられるが, ノイズ等の影響により, RRC 画像における背景領域は, 必ずしも値 '1' を持つ連結された画素群で構成されているとは限らない. したがって, 対象検出の結果を後の認識処理等に用いるためには, RRC 画像に対し, 何らかの連結処理を施すことが必要となる. ここでは, 2 次元ガウス関数による重み付き平滑化処理後に 2 値化処理を施すことで連結を行う. 以上により, RRF 画像 $R(p)$ は以下の式で定義される.

$$R(p) = \begin{cases} 1 & \text{if } G * C(p) \geq T \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

ここで, $G * C(p)$ は 2 次元ガウス関数と RRC 画像の畳み込みを表す.

3. 混合 RRF による対象抽出

この節では, 混合 RRF による背景モデル構築アルゴリズムについて述べる. 画素毎に背景モデルを構築するため, 以下では特に断りがない限りひとつの画素 (x, y) に焦点を絞って述べることにする. ここで, 時刻 t における画素 (x, y) の画素値を \mathbf{X}_t で表すことにする.

具体的な背景モデル構築の手順は以下の通りである.

Step1 新たに観測された画素値 \mathbf{X}_t に対して, K 個の RRC の中からマッチする RRC を探す. 画素値 \mathbf{X}_t が背景と判定されれば, その RRC にマッチしたとみなす.

Step2 Step1 でマッチする RRC が見つかった場合, その RRC が背景モデル (背景モデルの定義は後述のを参照) であればその画素を背景とし, そうでなければ前景とする.

Step3 K 個の RRC の重み $w_{k,t}$ を次式で更新する.

$$w_{k,t} = (1 - \alpha)w_{k,t-1} + \alpha M_{k,t} \quad (7)$$

ここで, α は学習率であり, この値が大きいと新たな観測画素値 \mathbf{X}_t にマッチする RRC の重みがすぐに大きくなるので新たな背景モデルが比較的早い段階で構築される. また, $M_{k,t}$ はマッチした分布については 1, それ以外の分布では 0 とする. 各 RRC の重みを更新した後に, 重みの総和が 1 になるように正規化する.

Step4 Step1 でマッチする RRC がひとつも見つからなかった場合, 重みが最も小さい RRC の重みがある閾値以下である場合, その RRC を削除する. 削除後, 残りの分布が持つ重みの総和が 1 になるように正規化する.

Step5 RRC を重みの大きい順に並び変える. 重みが大きいほど頻繁に背景モデルとして利用されていることになる.

Step6 次式を満足する B 個の RRC を新たな背景モデルとする.

$$B = \arg \min_b \left(\sum_{k=1}^b w_k > T \right) \quad (8)$$

T が小さいと, 背景モデルは単一の RRC で表現されることになる. 一方, T が大きいと複数の RRC で背景モデルが表現されることになるので背景変化に対して柔軟な対処ができるようになる.

以上の処理を画素ごとに行うことで, RRC 画像を作成し, 得られた RRC 画像に式 (6) の領域連結処理を施すことで, 対象検出結果である RRF 画像を得る.

4. 実験

提案手法の有効性を示すため, 実画像に対し, 対象抽出の実験を行った. 実験データはビデオサーベイランスの評価で頻繁に用いられる PETS(PETS2001)¹ および Wallflower のデータセット [1] を 320×240 の画像サイズに変換して利用した. PETS のデータセットには通りを行き交う歩行者や急激な天候

¹Benchmark data of International Workshop on Performance Evaluation of Tracking and Surveillance. From ftp://pets.rdg.ac.uk/PETS2001/ available.

表 1: 物体抽出の精度

	再現率 (%)	適合率 (%)
Proposed method	79.0	80.8
Radial Reach Filter	76.5	85.8
Gaussian Mixture Model	33.9	35.0

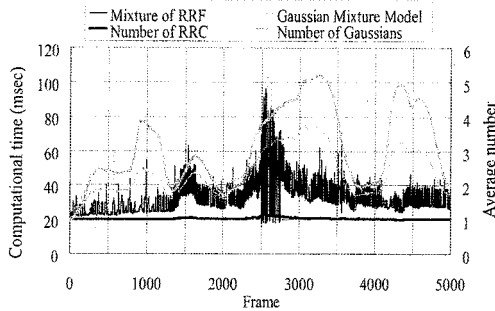


図 1: 計算時間のグラフ

の変化などが含まれている。また、Wallflower のデータセットには照明の点灯、消灯による急激な照明条件の変化が含まれている。これらの映像に対し、提案手法、RRF、混合ガウス分布を用いた動的背景モデル、を用いて実験を行い、その結果を比較した。なお、実験に用いた計算機は、Intel Core2 2.66GHz および 2GB のメモリを搭載している。

4.1 計算時間に関する実験

提案手法により映像を解析したときに 1 フレームを処理するのに必要な計算時間について検証を行った。なお、実験には PETS のデータセットを用いた。実験結果を図 1 に示す。横軸が処理したフレーム番号、左の縦軸がそのフレームを処理するのに要した時間、右の縦軸が提案手法における一画素あたりの平均の RRF 数、および混合ガウス分布を用いた手法における一画素あたりの平均の分布数を表示している。映像内で起こった激しい天候の変化に対応するため、混合ガウス分布による手法では一画素あたりの平均のガウス分布の数が増加していることがわかる。また、分布数の増加に伴い、計算時間が増加している。一方で、提案手法において RRF 数に変動が見られたのは、雲の移動や木の揺らぎなどによる背景の変化が起こった場合や、画像上における前景領域の占める割合が大きくなった場合のみであり、急激な天候の変化に対しては各画素の RRF 数は大きく変動しないという結果が得られた。また、1 フレームあたりの平均の計算時間は約 33msec であり、実時間性があることが確認できた。

4.2 対象抽出精度に関する実験

対象抽出精度に関しては、Wallflower のデータセットを用いて真値を基に提案手法、RRF、混合ガウス分布による手法における再現率、適合率を求めた。ここで、再現率、適合率は以下の式で定義される。

$$\text{再現率 (\%)} = \frac{\text{正しく抽出した画素数}}{\text{抽出すべき画素数}} \times 100 \quad (9)$$

$$\text{適合率 (\%)} = \frac{\text{正しく抽出した画素数}}{\text{抽出した画素数}} \times 100 \quad (10)$$

表 1 に映像を解析したときの再現率、適合率を示す。また、その画像処理結果を図 2 に示す。図 2(a) は評価を行ったフレームにおける入力画像であり、図 2(b) は真値であり、図 2(c) に提案手法による背景差分の結果、図 2(d) に RRF による背景差分の結果、図 2(e) に混合ガウス分布を用いた動的背景モデル構築法による背景差分の結果を示す。提案手法と RRF を比較すると、同程度の精度であることがわかる。次に混合ガウス分布による手法と比較すると、提案手法の方が対象抽出精度が優れていることがわかる。これは、混合ガウス分布による手法が急激な照明変化に対応できなかったのに対し、提案手法および RRF は照明変化に柔軟に対応できたためと考えられる。

つぎに、PETS のデータセットに対し、提案手法を用いて対象検出を行った結果の画像を図 3 に示す。図 3(a) は四つのフレームにおける入力画像であり、図 3(b) は提案手法により得られた物体領域を示す画像である。また、比較のため、図 3(c) に RRF による背景差分の結果、図 3(d) に混合ガウス分布を用いた動的背景モデル構築法による背景差分の結果を示す。

結果から、RRF は照明変化には対応できているが、初期フレームにおいてあらかじめ構築しておいた背景モデルを利用しているため、雲の移動等による背景の変化に対応できず、対象領域でない画素が誤検出されていることがわかる。また、混合ガウス分布に用いた動的背景モデルでは、それらの背景変化には対応できているが、急激な照明変化に対して対応できず、地面や建物の壁などが誤検出されている。一方提案手法では、RRF およびガウス分布による手法に比べ、背景の変化



図 2: 対象抽出精度の評価の結果画像

や照明変化に頑健に人物の領域を検出できていることが分かる。

5. おわりに

本稿では、照明変化に頑健な対象検出法として知られる RRF を改良した、混合 RRF による動的背景モデル構築法を提案した。提案手法は、RRF や、混合ガウス分布による動的背景モデルに比べ、照明変化に頑健に対象領域を検出できることを確認した。

今後の課題と展開としては以下のことがあげられる。

- 計算時間の安定化 :
提案手法では、背景の変化に応じて、画素ごとに RRC の数を変動させるため、背景変化の大きい映像や、画像上で検出対象の領域が占める割合が大きいような映像では、計算時間が安定しない。したがって、どのような映像に対しても安定した計算時間で処理を行えるような枠組みが必要となる。
- 対象抽出精度の向上 :
提案手法は、テクスチャに基づいた対象検出であるため、空などのテクスチャの弱い画像や、画像上での検出対象の大きさが小さいような画像に対しては対象抽出の精度が低下すると考えられる。そのため、どのような映像に対しても、安定に検出対象を検出できるようにする必要がある。

謝辞

本研究の一部は、財団法人服部報公会 2007 年度工学研究奨励援助金「課題名：長期記憶と短期記憶による背景モデルの時空間統合に関する研究」の助成を受けたものである。

参考文献

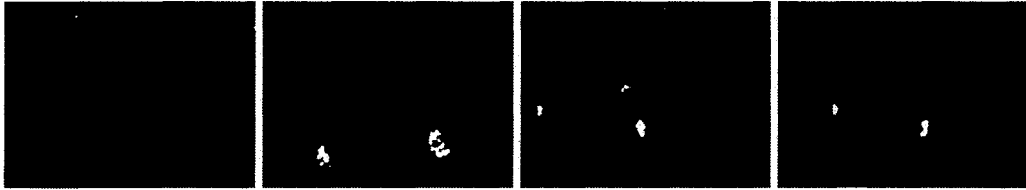
[1] Kentaro Toyama, John Krumm, Barry Brummitt, Brain Meyers: “Wallflower: Principle and Practice of Background Maintenance”,

International Conference on Computer Vision, pp. 255–261, 1999.

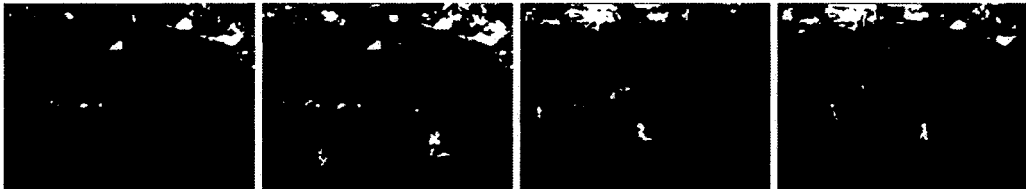
- [2] Norimichi Ukita: “Target-color Learning and Its Detection for Non-stationary Scenes by Nearest Neighbor Classification in the Spatio-Color Space”, *Proceedings of IEEE International Conference on Advanced Video and Signal based Surveillance*, pp. 394–399, 2005.
- [3] Yutaka Satoh, Shun'ichi Kaneko, Yoshinori Niwa, Kazuhiko Yamamoto: “Robust object detection using a Radial Reach Filter (RRF)”, *Systems and Computers in Japan*, 35, 10, pp. 63–73, 2004.
- [4] Chris Stauffer, W.E.L. Grimson: “Adaptive background mixture models for real-time tracking”, *Proc. of Computer Vision and Pattern Recognition*, 2, pp. 246–252, 1999.
- [5] Atsushi Shimada, Daisaku Arita, Rin ichiro Taniguchi: “Dynamic Control of Adaptive Mixture-of-Gaussians Background Model”, *CD-ROM Proceedings of IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance*, 2006.
- [6] Ahmed Elgammal, Ramani Duraiswami, David Harwood, Larry Davis: “Background and Foreground Modeling using Non-parametric Kernel Density Estimation for Visual Surveillance”, *Proc. of the IEEE*, 90, pp. 1151–1163, 2002.
- [7] Eduardo Monari, Charlotte Pasqual: “FU-SION OF BACKGROUND ESTIMATION APPROACHES FOR MOTION DETECTION IN NON-STATIC BACKGROUNDS”, *CD-ROM Proceedings of IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance*, 2007.



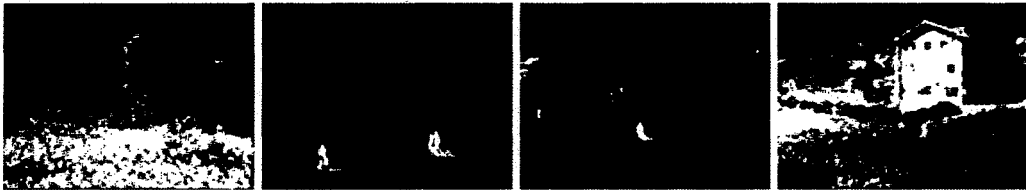
(a) 入力画像



(b) 提案手法



(c) Radial Reach Filter



(d) 混合ガウス分布を用いた動的背景モデル

図 3: 背景差分の結果画像. (a) 入力画像, (b) 提案手法による前景抽出結果, (c) Radial Reach Filter による前景抽出結果, (d) 混合ガウス分布を用いた動的背景モデルによる前景抽出結果.