

Parzen推定を用いた動的背景モデルの構築法

田中, 達也
九州大学システム情報科学研究院知能システム学部門

島田, 敬士
九州大学システム情報科学研究院知能システム学部門

有田, 大作
九州大学システム情報科学研究院知能システム学部門

谷口, 倫一郎
九州大学システム情報科学研究院知能システム学部門

<https://hdl.handle.net/2324/5955>

出版情報 : 電気関係学会九州支部連合大会, pp. 92-92, 2006-09. 電気関係学会九州支部連合会
バージョン :
権利関係 :

Parzen 推定を用いた動的背景モデルの構築法

田中 達也* 島田 敬士** 有田 大作*** 谷口 倫一郎***

(九州大学 *工学部電気情報工学科 **大学院システム情報科学府 ***大学院システム情報科学研究院)

1 はじめに

本稿では、画像から物体領域を抽出する背景差分のための、Parzen 推定を用いた背景モデル構築法について述べる。背景差分では、用意した背景画像と観測画像との差分をとることにより、物体に関する事前知識を必要とせずに物体領域の抽出を行える。しかし、屋外などを観察する場合には、静的な背景モデルを用意しただけでは、天候による照明条件の変化による影響を受けるため、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、動的な背景モデルとして、混合ガウス分布を用いた背景のモデル化手法が提案されている [1, 2]。しかし、モデルが正規分布に従うという仮定をおいて推定を行うため、必ずしも良い推定結果が得られるとは限らない。

提案手法では、Parzen 推定を用いて画素毎の確率密度関数をノンパラメトリックに推定する。これにより、背景の変化に応じて精度良く背景モデルの推定ができ、柔軟かつ高速にモデルの更新を行うことが可能である。

2 Parzen 推定による背景モデル推定

2.1 Parzen 推定

Parzen 推定では、パラメトリックな形式を仮定せずに確率密度関数を推定することができる。\$d\$ 次元の \$n\$ 個のサンプルデータ \$x_i\$ (\$1 \le i \le n\$) が与えられた時、確率密度関数 \$p(x)\$ は、

$$p(x) = \frac{k(x)}{nh^d} \quad (1)$$

と推定することができる。ここで、\$k(x)\$ は \$x\$ を中心とする一辺 \$h\$ の超立方体 \$R\$ 内にある \$x_i\$ の個数であり、

$$k(x) = \sum_{i=1}^n \psi\left(\frac{|x - x_i|}{h}\right) \quad (2)$$

となる。\$|x - x_i|\$ は \$d\$ 次元のチェスボード距離である。また、\$\psi(u)\$ は窓関数であり式 (3) のようになる。

$$\psi(u) = \begin{cases} 1 & \text{if } -\frac{1}{2} \leq u \leq \frac{1}{2} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

2.2 背景モデル構築アルゴリズム

提案手法では、各画素ごとに過去 \$n\$ フレーム分の画素値データ \$x_i\$ をもとに Parzen 推定により画素値の確率密度関数 \$p(x)\$ を推定し、これを基に新たに入力された観測画素値 \$x_{new}\$ が生起する確率 \$p(x_{new})\$ を求め、\$p(x_{new})\$ が閾値以上であれば背景、閾値以下であれば前景と判定する。ここで、提案手法では RGB それぞれで確率密度関数を推定しているため、データの次元 \$d = 1\$ である。

画素値は離散値のため、\$p(x)\$ はすべての \$x\$ に対してあらかじめ計算しておくことが可能である。ここで、新たな観測画素値 \$x_{n+1}\$ が得られた時、\$p(x)\$ は以下のようにして更新することができる。

$$p'(x) = p(x) + \frac{1}{nh} \psi\left(\frac{|x - x_{n+1}|}{h}\right) - \frac{1}{nh} \psi\left(\frac{|x - x_1|}{h}\right) \quad (4)$$

これは、新たな観測値を中心とする窓関数の範囲内の確率を \$\frac{1}{nh}\$ だけ高め、\$n+1\$ フレーム前の観測値を中心とする窓

関数の範囲内の確率を \$\frac{1}{nh}\$ だけ低める操作である。これにより、新たな画素値が観測されるたびに局所的に \$p(x)\$ を更新するだけでよいことになり、処理時間の大幅な短縮につながる。

3 実験

解像度 \$320 \times 240\$ の約 5 分程度の屋外映像を使用して実験を行った。映像には、駐車場付近を歩く人々や車の移動等が含まれている。この映像に対し、提案する手法 (\$h = 10, n = 1000\$) と、混合ガウス分布を用いた手法 [2] で背景差分を行い、結果を比較した。実験に用いた計算機は、Pentium4 3.4GHz の CPU, 3GB のメモリを搭載している。図 1 に、あるフレームにおける実験結果を示す。

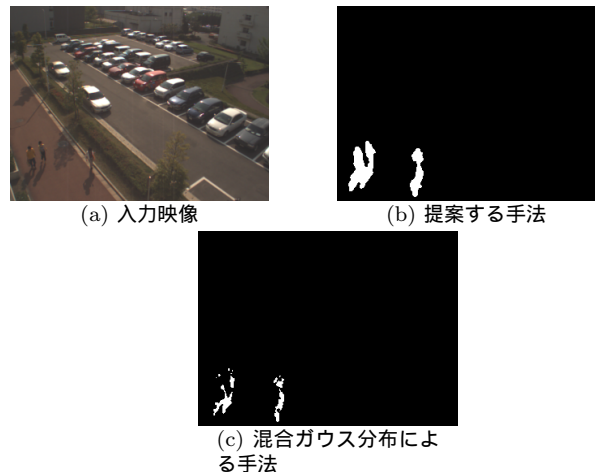


図 1: 実行結果

提案手法では、混合ガウス分布を用いた手法に比べ、検出対象の領域を高精度に抽出できていることが確認できた。これは、Parzen 推定によって、精度良く背景モデルの推定ができているためであると考えられる。一方で、提案手法では、映像中のノイズを前景として抽出してしまっている場面があったが、これは、背景モデルを精度良く推定しているために、ノイズに対して対応できなかった結果であると考えられる。

1 フレームあたりの処理時間は、混合ガウス分布による手法では、確率密度関数の近似に使用するガウス分布の数の増加にしたがって処理時間が増加していた (分布数 1 のとき 120msec 程度)。一方、提案手法では 90msec 程度の安定した速さで処理を行えていることが確認できた。

4 まとめ

本稿では、Parzen 推定を用いた動的背景モデルの構築法を提案した。今後の課題としては、ノイズに対する対応や、急激な背景変動への即時対応などの問題が挙げられる。参考文献

- [1] Chris Stauffer and W.E.L. Grimson. "Adaptive background mixture models for real-time tracking". *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Vol. 2, pp. 246–252, 1999.
- [2] 島田敬士, 有田大作, 谷口倫一郎. "混合ガウス分布による動的背景モデルの分布数増減法". 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2006), pp. 746–751, 2006.