

Adaptive background mixture models for real-time tracking



胡洋洋, 2014/11/25

Contents

- 1 背景
- 2 算法概述
- 3 算法具体实现
- 4 程序实现

论文背景

1、Stauffer, C. and W. E. L. Grimson (1999). Adaptive background mixture models for real-time tracking, IEEE.

首次提出GMM用于背景建模，也是GMM最早在计算机视觉上的应用。

2、KaewTraKulPong, P. and R. Bowden (2001). An improved adaptive background mixture model for real-time tracking with shadow detection.

在1的基础上提出了EM算法进行权值，均值，方差更新，是GMM用于背景建模最经典的一篇论文，OpenCV库实现了该论文。

背景与前景的概念

背景与前景都是相对的概念，以高速公路为例：

- ▶ 有时我们对高速公路上来来往往的汽车感兴趣，这时汽车是前景，而路面以及周围的环境是背景；
- ▶ 有时我们仅仅对闯入高速公路的行人感兴趣，这时闯入者是前景，而包括汽车之类的其他东西又成了背景。

背景被认为是任何所感兴趣的时期内，场景中保持静止或周期性运动的目标。

运动目标检测：摄像机固定和摄像机运动两类。

简单的背景剪除法

帧差法：

$$D(t+1) = |V(x, y, t+1) - V(x, y, t)|$$

$$\text{前景} : D(t+1) > Th$$

$$\text{背景} : D(t+1) \leq Th$$

平均背景法：

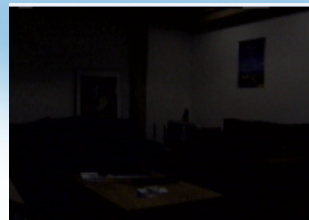
$$B(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N V(x, y, t-i)$$

$$\text{前景} : |V(x, y, t) - B(x, y)| > Th$$

$$\text{背景} : |V(x, y, t) - B(x, y)| \leq Th$$

挑战

1、光照的变化



155帧



600帧



2300帧

2、场景元素的重复运动



0帧



1帧



2帧

3、场景中目标的进入和离开



0帧



650帧



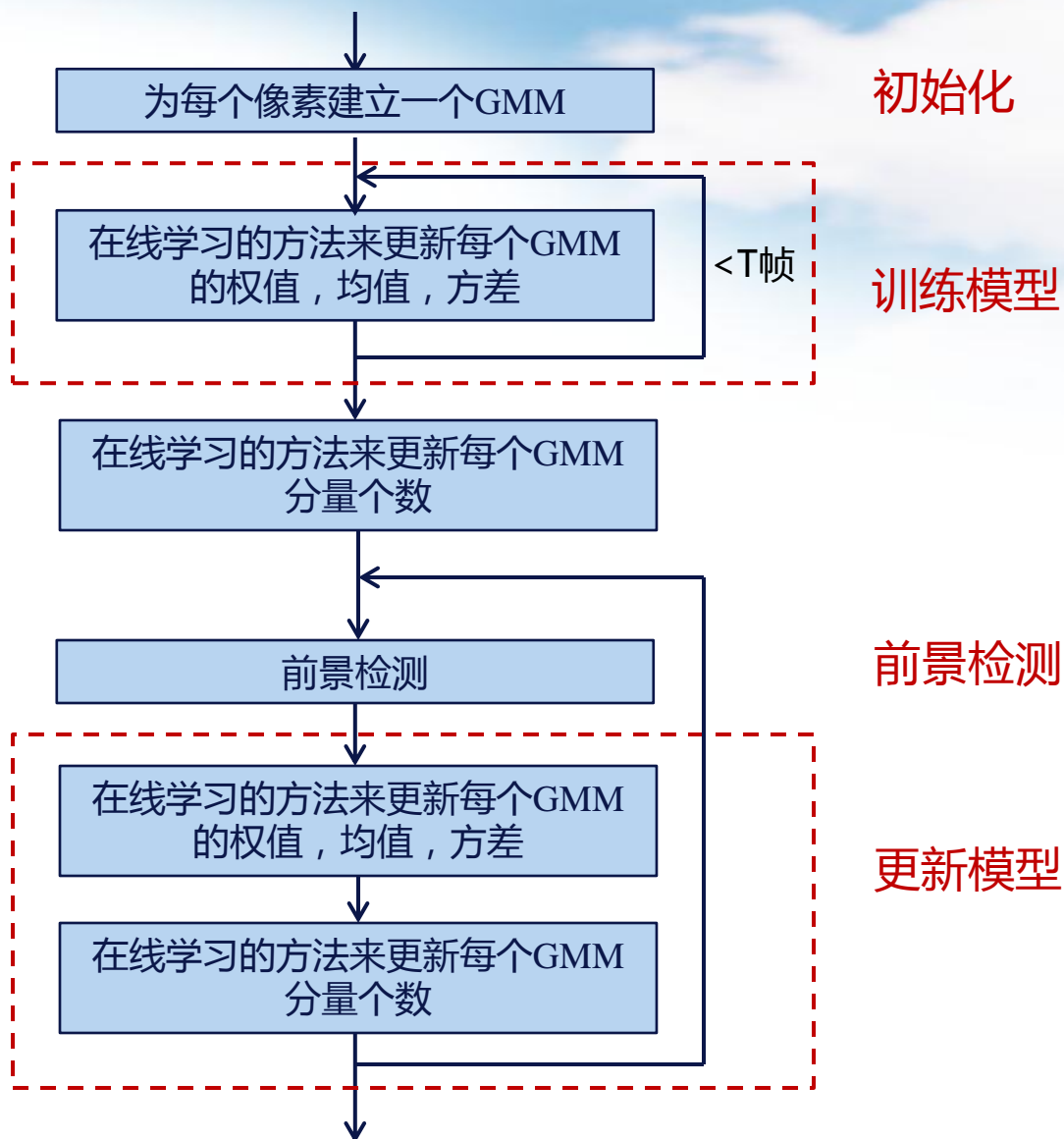
900帧

4、长时间场景的变化等等

Contents

- 1 背景
- 2 算法概述
- 3 算法具体实现
- 4 程序实现

概述



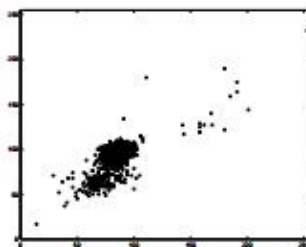
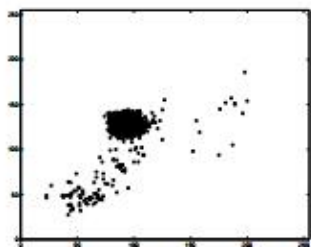
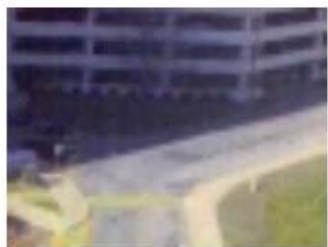
Contents

- 1 背景
- 2 算法概述
- 3 算法具体实现
- 4 程序实现

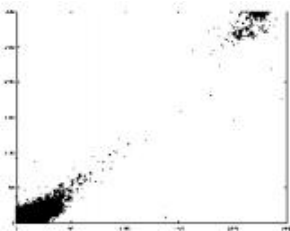
Online mixture model

“pixel process” :一个特定像素的像素值的时间序列

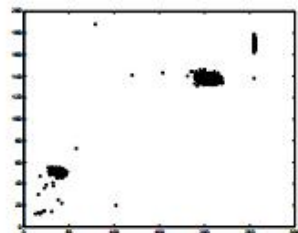
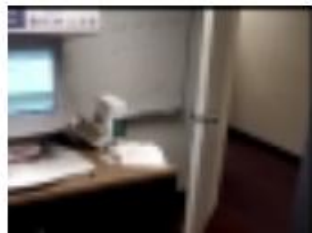
$$\{X_1, \dots, X_t\} = \{I(x_0, y_0, i) : 1 \leq i \leq t\}$$



(a) 由于光照的变化同一个像素前后2分钟内的散点图



(b) 由于镜面反射一个像素的散点图呈现双峰分布



(c) 由于显示器闪烁一个像素的散点图呈现双峰分布

Online mixture model

为每个像素的 “pixel process” 即 $\{X_1, \dots, X_t\}$ 建立一个GMM:

当前像素值 X_t 概率：

$$P(X_t) = \sum_{i=1}^K \omega_{i,t} * \eta(X_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t})$$

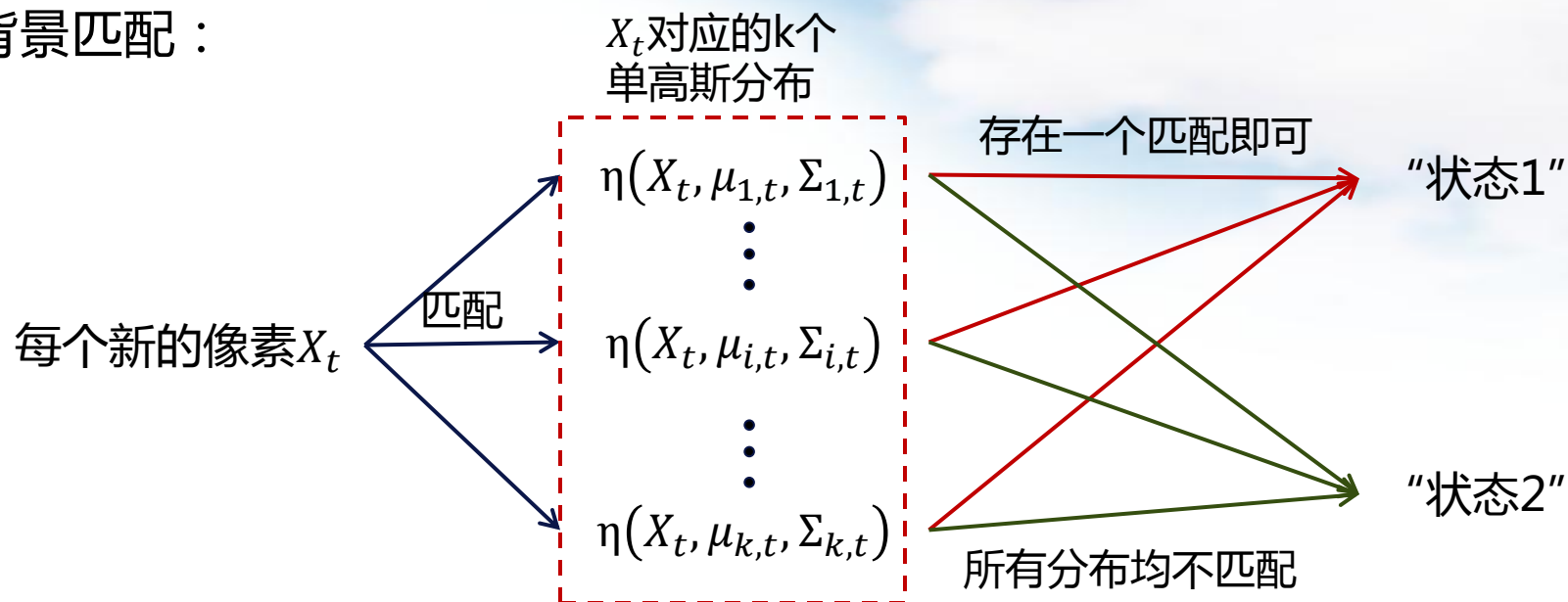
$$\eta(X_t, \mu, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(X_t - \mu)^T \Sigma^{-1} (X_t - \mu)}$$

其中，k是GMM的分量数，受内存和计算能力的限制，常设置在3~5;

$$\Sigma_{k,t} = \sigma_k^2 \mathbf{I}$$

Online mixture model-更新

背景匹配：



匹配： $|X_t - \mu_{i,t}| < 2.5\sqrt{\Sigma_{i,t}}$ X_t 为背景点

Online mixture model-更新

模型更新策略：“状态1”模型更新、“状态2”模型更新

“状态1” X_t 模型更新：匹配的高斯分量的更新、非匹配的高斯分量的更新

匹配的高斯分量的更新：

$$\omega_{k,t} = (1 - \alpha)\omega_{k,t-1} + \alpha \quad \alpha \text{为模型学习率}$$

$$\mu_t = (1 - \rho)\mu_{t-1} + \rho X_t$$

$$\sigma_t^2 = (1 - \rho)\sigma_{t-1}^2 + \rho(X_t - \mu_t)^T(X_t - \mu_t)$$

$$\rho = \alpha\eta(X_t|\mu_k, \sigma_k)$$

非匹配的高斯分量的更新：

$$\omega_{k,t} = (1 - \alpha)\omega_{k,t-1}$$

$$\mu_t = \mu_{t-1}$$

$$\sigma_t^2 = \sigma_{t-1}^2$$

Online mixture model-更新

“状态2” X_t 模型更新：对混合模型中权值最低的高斯分量进行更新，其他高斯分量保持不变。

混合模型中权值最低的高斯分量进行更新：

权值更新： $\omega_t = \omega_{t-1}$

均值更新： $\mu_t = X_t$

方差更新： $\sigma_t^2 = \sigma_{init}^2$, σ_{init}^2 为初始的较大的方差

Background Model Estimation

背景模型的估计：自适应的计算每个像素GMM的分量个数。

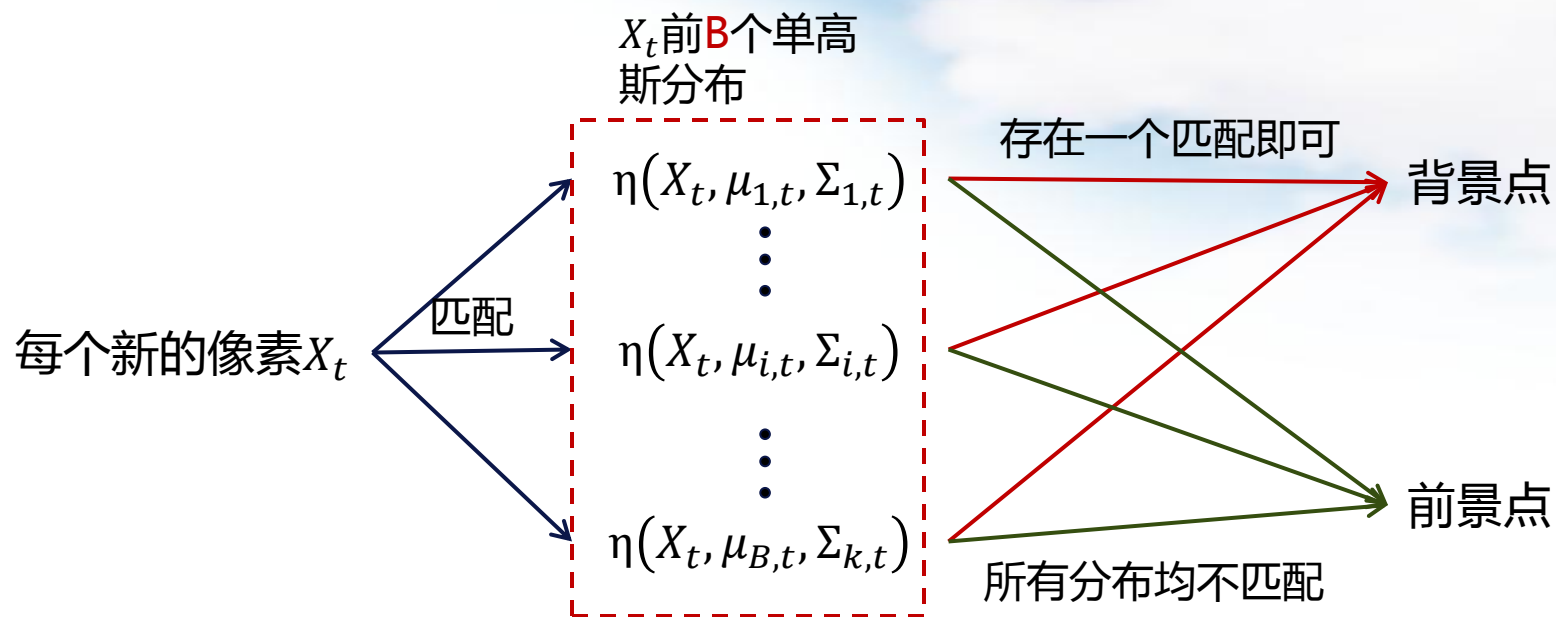
首先，通过 ω/σ 对每个像素GMM中各个高斯分量进行从大到小排序

然后，为每个像素GMM选择合适的高斯分量数。

$$B = \operatorname{argmin}_b \left(\sum_{k=1}^b \omega_k > T \right)$$

其中，T背景率

前景检测

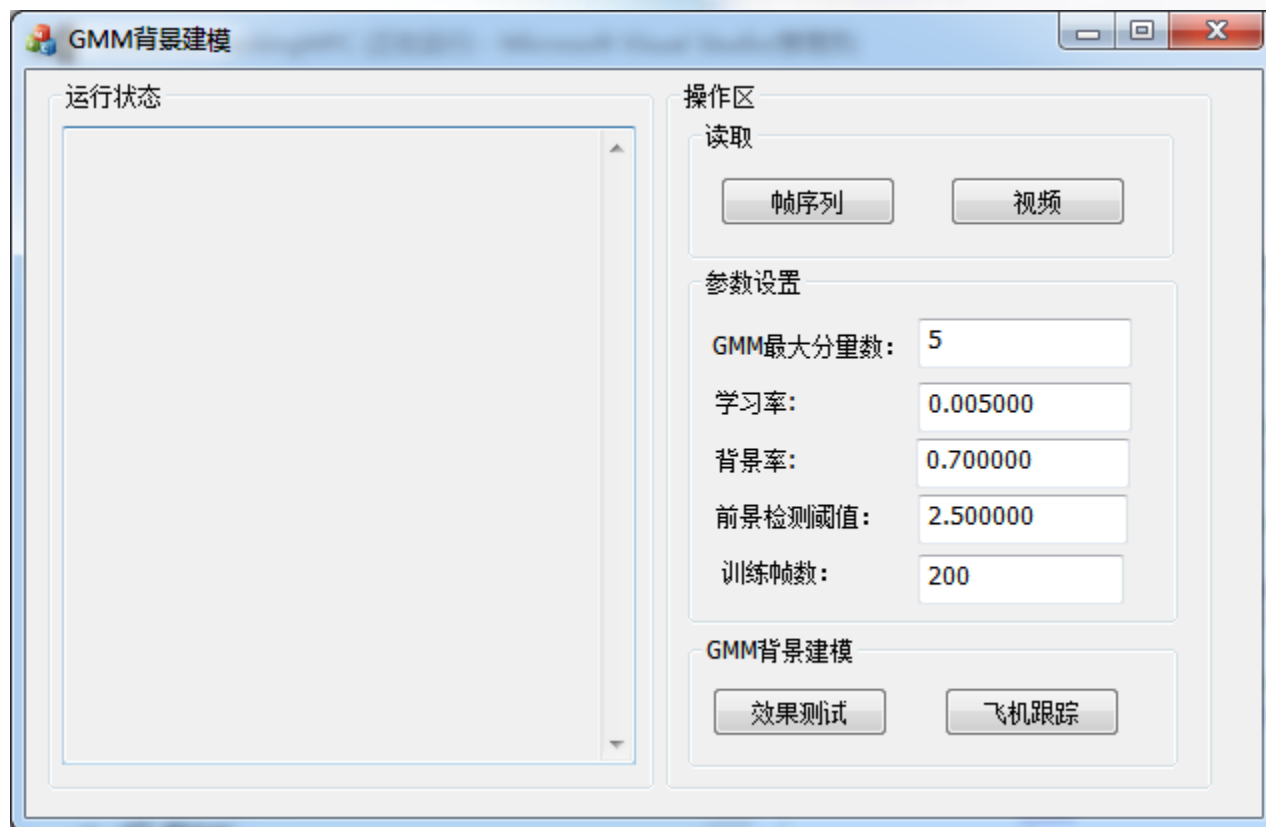


匹配： $|X_t - \mu_{i,t}| < 2.5\sqrt{\Sigma_{i,t}}$ X_t 为背景点

Contents

- 1 背景
- 2 算法概述
- 3 算法具体实现
- 4 程序实现

程序实现



A background image of a bright blue sky with soft, white, fluffy clouds. The clouds are more concentrated in the upper right and center, with the sky being a clear, vibrant blue in the upper left and bottom areas.

Thank You !