

混合高斯背景建模原理

原创

Jeff-Chow000

于 2020-10-25 01:18:23 发布

361 收藏 5

文章标签：自动驾驶

混合高斯背景建模

混合高斯模：

背景图像的每一个像素分别用由K个高斯分布构成的混合高斯模型来建模

$$P(I) = \sum_{q=1}^Q w_q N_q(I; \mu_q, \sigma_q^2)$$
$$N_q(I; \mu_q, \sigma_q^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_q} e^{-\frac{(I-\mu_q)^2}{2\sigma_q^2}}$$

I 是输入的像素， N 是混合高斯模型， w_q 是混合高斯模型中第 q 个高斯分布的权值， μ_q 和 σ_q^2 分别表示混合高斯模型中第 q 个高斯分布的均值和方差。

背景建模流程

1. 初始化

选择高斯分布的个数 Q 和学习率 α (通常在0.01~0.1之间)。

输入第一帧图像，对每个像素 $I(1)$ ，分别初始化 Q 个均值 $\mu_q = I(1)$ ，方差为 σ_q^2 （取一个较大的值，具体自己设置）的高斯函数，对应的权重分别为 w_q ， $q = 1, 2, \dots, Q$ 。

Q 一般取3~7， $w_k = 1.0/Q$ 。

2. 判断像素与 Q 个高斯分布是否匹配

获取第 k 帧图像，像素为 $I(k)$ 。

查看像素与 Q 个高斯分布是否匹配，如果有多个匹配，从中选择最好的一个。

判断是否匹配的方法：

$$|I(k) - \mu_q(k-1)| < 2.5\sigma_q(k-1)$$

$\mu_q(k-1), \sigma_q(k-1)$ 分别是第 q 个高斯分布在 $k-1$ 帧的均值和方差。

可以根据 $\frac{|I(k)-\mu_q(k-1)|}{\sigma_q(k-1)}$ 来判断与高斯分布的匹配程度， $\frac{|I(k)-\mu_q(k-1)|}{\sigma_q(k-1)}$ 越小，匹配程度越高，所以只要选择令 $\frac{|I(k)-\mu_q(k-1)|}{\sigma_q(k-1)}$ 最小的高斯分布，就是选择最匹配的那一个，即

$$l = \arg \min_q \left[\frac{|I(k) - \mu_q(k-1)|}{\sigma_q(k-1)} \right]$$

3. 高斯分布的更新

1. 如果步骤2中有找到最匹配的那个高斯分布 l ，那么

1. 更新权值

$$w_q(k) = \begin{cases} (1 - \alpha)w_q(k - 1), & q \neq l \\ w_q(k - 1), & q = l \end{cases}$$

上面公式的意思是：如果是像素最匹配的那个高斯分布，那么权值保持不变；否则，权值乘上一个小于0的常数，从而变小。

更新完之后要对所有权值重新做归一化。

2. 更新均值和方差

只对高斯分布 l 的均值和方差更新。

$$\mu_l(k) = (1 - \rho)\mu_l(k - 1) + \rho I(k)$$

$$\sigma_l^2(k) = (1 - \rho)\sigma_l^2(k - 1) + \rho[I(k) - \mu_l(k)]^2$$

$$\text{其中, } \rho = \alpha N(I(k) | \mu_l, \sigma_l^2)。$$

这里的 ρ 为什么要在 α 的基础上再乘上一个 $N(I(k) | \mu_l, \sigma_l^2)$ 呢？
 ρ 如此设置，是想结合 $I(k)$ 与高斯分布 l 的匹配程度，自适应地调节更新时 $I(k)$ 相关项（即 $I(k)$ 和 $[I(k) - \mu_l(k)]^2$ ）的比重。
 如果 $I(k)$ 越匹配高斯分布 l ，它应该越靠近高斯分布 l 的均值 μ_l ， $N(I(k) | \mu_l, \sigma_l^2)$ 就越大，从而 ρ 越大，更新时 $I(k)$ 相关项的权重就越高，反之则权重越低。

2. 如果步骤2中没有找到一个匹配的高斯分布，那么把最不常用（ w 最小）的那个高斯分布 p 丢弃，即

$$p = \arg \min_q (w_q)$$

用一个新的高斯分布代替，新高斯分布相关的参数设置为：

均值：

$$\mu_p(k) = I(k)$$

方差：

$$\sigma_p^2 = 2 \max_q \{\sigma_q^2(k - 1)\}$$

权值



Jeff-Chow000

关注

$$w_p = 0.5 \min_q \{w_q(k - 1)\}$$

所有图片的像素都处理完毕，则前往步骤4；否则，返回步骤2。

4. 确定背景模型

Q个高斯分布按照 $\frac{w_q}{\sigma_q}$ 的值从大到小排序。

选取排序序列中前B个高斯分布作为背景像素模型，选取方式是

$$B = \arg \min_b (\sum_{q=1}^b w_q > T)$$

式中，T为预置的阈值($0.5 \leq T \leq 1$)。即排序靠前的高斯分布的权值之和大于T所需的最少高斯分布个数。

确定背景模型方法的解释

对于Q个高斯分布，需要确定其中哪些代表背景模型。

我们一般更关注有较多数据支持且方差较小的高斯分布，因为它们代表背景模型的可能性较大。

原因可以分情况讨论：

- 1. 当背景物体静止并没有被遮挡时，物体表面产生的噪声符合均值稳定的高斯分布，随着帧数的增加，这个分布的数据会持续累积，而且它的方差也会越来越小。

数据较少时不太能看出分布规律，数据看起来会比较分散，这时方差较大；数据较多时就能看出数据集中于均值附近，这时方差较小。


- 2. 当一个新的物体遮挡了原来静止的背景物体时，一般会导致两种结果
 - 1. 要么产生一个新的分布（新物体的像素不匹配原来的高斯分布）；
 - 2. 要么增大一个已有的分布的方差（新物体的像素还匹配原来的高斯分布）。

另外，当新的物体是一个运动物体时，相对于被遮挡的背景像素，它的像素一般会有更大的变化，从而新物体像素在每帧的高斯分布参数更新时，都会发生以上的两种结果之一。

两种情况可以看出，影响一个高斯分布是否背景分布的重要因素有两个：

- 该分布的数据量大小

反映数据量的参数是权值w，因为如果每帧的像素都匹配某个高斯分布，那么该分布w就能一直保持不！

 Jeff-Chow000 [关注](#)

- 该分布的方差大小

所以我们用 $\frac{w_q}{\sigma_q}$ 来反映第 q 个高斯分布是背景模型的可能性。

$\frac{w_q}{\sigma_q}$ 越大，第 q 个高斯分布是背景模型的可能性越大；反之，可能性越小。

因此，采用如下方法确定最终的背景模型：

Q 个高斯分布按照 $\frac{w_q}{\sigma_q}$ 的值从大到小排序。

选取排序序列中前 B 个高斯分布作为背景像素模型，选取方式是

$$B = \arg \min_b (\sum_{q=1}^b w_q > T)$$

式中， T 为预置的阈值 ($0.5 \leq T \leq 1$)。

上面提到权值 w 反映符合分布的数据量，
 $\sum_{q=1}^b w_q > T$ 可以理解：超过占比 T 的数据符合前 b 个高斯分布。

参考：图像图像处理、分析与机器视觉（第三版）清华大学出版社P554

混合高斯模型背景建模 12-18
该ppt详细阐述了混合高斯背景建模的原理及公式推导，其中涉及...

参与评论

抢沙发
请发表有价值的评论， 博客评论不欢迎灌水， 评论

混合高斯背景建模原理及实现_少林达摩祖师的的博客... 4-20
打算分3-4篇文章,把我研究生阶段学过的常用算法为大家和4107...

混合高斯背景建模——opencv_yanxiaopan的博客 3-10
混合高斯背景建模原理: 代码: #include<opencv2/highgui.hpp>#in...

背景建模--高斯混合模型 6694
一、原理 使用统计的方法实现背景建模及运动目标检测是当前...

opencv背景建模(混合高斯模型) zengshaoqing的博客 987
背景建模 帧差法 由于场景中的目标在运动，目标的影像在不同图...

深度学习：背景建... 最新发布 weixin_44322778的博客 376
算法基本思想 用GMM对背景建模的基本思想是把每一个像素点所...

混合高斯背景建模 生活如此多娇 1847
Adaptive background mixture models for real-time tracking 1.算...

混合高斯... 热门推荐 Where there is life, there is hope 6万+
前些日子一直在忙答辩的事情，毕业后去了华为，图像处理什么...

运动目标的背景建模-混合高斯背景建... 吴虹图像算法 6308
运动检测通常用于分析视频序列中的移动目标，如车辆和行人检...

【图像处理基础知识】-混合高... qq_42152399的博客 1万+
1、原理转载地址：https://www.cnblogs.com/wangjunqun/p/3337...

背景建模之高斯混合模型 在运动目标检测中 Jeff-Chow000 关注