

基于隐马尔可夫模型的火焰检测

吴铮, 孙立, 汪亚明, 夏一民
(浙江理工大学信息电子学院, 杭州 310018)

摘要: 提出一种利用隐马尔可夫模型对普通视频中的火焰进行分析的方法, 除应用运动和颜色分析对火焰进行识别外, 还通过隐马尔可夫模型对火焰的闪烁特性进行分析。实验结果表明, 该方法能有效区分火焰和具有火焰颜色的普通运动物体, 减少了火灾监测中误报警的次数, 具有一定的实际意义。

关键词: 计算机视觉; 火焰检测; 隐马尔可夫模型

Flame Detection Based on Hidden Markov Model

WU Zheng, SUN Li, WANG Ya-ming, XIA Yi-min

(College of Informatics and Electronics, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018)

【Abstract】This paper proposes a method based on hidden Markov models to detect flames in video. In addition to motion and color analysis, flame flicker process is detected by using a hidden Markov model. Results show that Markov models representing the flame and flame colored ordinary moving object are effective to distinguish flame flicker from motion of flame colored moving object. False alarms are reduced when using this method, it may have a practical application.

【Key words】 computer vision; flame detection; hidden Markov model

1 概述

火灾会威胁到人们的生命财产安全, 造成重大的经济损失。目前, 早期火焰的监测主要采用粒子传感器的方法, 该方法最大缺点就是距离的限制, 因此, 不能被应用在室外或比较空旷的地方, 而且也不能提供诸如着火的具体位置、规模、火焰的扩散程度等信息, 误报警现象时有发生。为了克服上述缺点, 研究者提出了基于视频的火焰检测方法^[1-4]通过对普通的彩色视频输入进行颜色、时间和空间变化等的分析, 来达到火焰检测和报警的目的, 具有实时性好、错误率和成本较低等优点。

本文提出了基于隐马尔可夫模型的火焰检测方法。由于火焰闪烁的特性, 即火焰尤其是位于火焰边缘的像素可能在1s不断地出现、消失多次, 这一现象可以被看成一随机事件, 因此可以用马尔可夫模型对其建模。

2 马尔可夫模型

2.1 隐马尔可夫模型的基本理论

在一些与时间相关的问题中, 隐马尔可夫模型获得了很好的应用, 例如在语音识别和手势识别领域。隐马尔可夫模型具有一组已经设置好的参数, 它们可以很好地解释特定类别中的样本。在使用中, 一个测试样本被归类为能产生最大后验概率的那个类别, 也就是说, 这个类别的模型较好地解释了测试样本。

2.2 一阶马尔可夫模型

考虑在连续时间上的一系列状态, 在 t 时刻的状态被记为 $\omega(t)$ 。一个长为 T 的状态序列记为 $\omega^T = \{\omega(1), \omega(2), \dots, \omega(T)\}$, 产生序列的机理是通过转移概率, 记为 $P(\omega(t+1) | \omega(t)) = a_{ij}$, 表示系统在某一个时刻处于状态 ω_i 的情况下, 在下一个时刻变为状态 ω_j 的概率。这个概率是与具体的时刻无关的也不要求是对称的, 如图1所示。

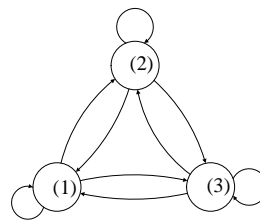


图1 马尔可夫模型

其中, 节点表示离散的状态 ω_i ; 连线表示转移概率 a_{ij} 。在一阶离散时间马尔可夫模型中, 在任一时刻 t , 系统位于状态 $\omega(t)$ 。而时刻 $t+1$ 的系统所位于的状态则是一个随机函数, 与时刻 $t+1$ 的状态和转移概率都有关系。

假设已经有了某一模型 θ , 即全部的转移概率 a_{ij} 都已知, 并且还知道某个特定的序列 ω^T 。为了计算该模型产生这个特定序列的概率, 把连续的转移概率相乘。

2.3 一阶隐马尔可夫模型

继续假设在某一个时刻 t , 系统都处于某一个状态 $\omega(t)$ 中, 同时, 这个系统还激发出某种可见(可被观测到的)的符号 $v(t)$ 。本文只考虑发出离散信号的情形, 把特定的可见状态序列记为 $V^T = \{v(1), v(2), \dots, v(T)\}$ 。现在能够发出可见状态的模型工作如下: 在 t 时刻的状态 $\omega(t)$ 下, 每一个可能发出的状态 $v_k(t)$ 都有相应的概率, 把这个概率记为 $P(v_k(t) | \omega_j(t)) = b_{jk}$ 。因为只能观测到可见的状态, 而不能直接知道 ω_j 处于哪个内部状态, 所以整个模型被称为隐马尔可夫模型, 如图2所示。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目“基于矢量熵运动约束及非规则多分辨率 Gibbs 场的 3-D 弹性体运动估计”(60473038)

作者简介: 吴铮(1981-), 女, 硕士, 主研方向: 计算机视觉, 图像处理; 孙立, 硕士; 汪亚明, 教授、博士; 夏一民, 硕士

收稿日期: 2007-11-30 **E-mail:** zhengzhengWu_2000@126.com

其中, v 表示在每一隐状态产生的可见状态。这个模型表示, 任何方式的状态转移都是可能的。

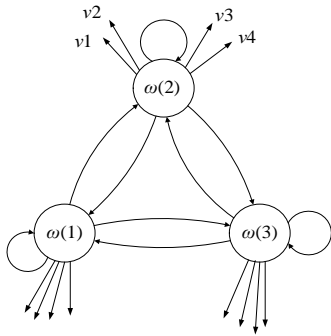


图2 含有3个隐状态的隐马尔可夫模型

2.4 隐马尔可夫模型的计算

前文提到用 a_{ij} 表示隐状态之间的转移概率, 用 b_{ij} 表示发出可见状态的概率:

$$\begin{cases} a_{ij} = P(\omega_j(t+1) | \omega_i(t)) \\ b_{jk} = P(v_k(t) | \omega_j(t)) \end{cases} \quad (1)$$

要求在每一个时刻都必须准备好转移到下一个时刻, 同时要发出一个可见的符号。这样有归一化条件:

$$\begin{cases} \sum_j a_{ij} = 1 & \text{对于所有的 } i \\ \sum_k b_{jk} = 1 & \text{对于所有的 } j \end{cases} \quad (2)$$

其中的求和分别是针对所有的隐状态和可见符号进行的。

隐马尔可夫模型有3个核心问题:(1)估值问题:假设有一个隐马尔可夫模型和它产生的一个观测序列, 决定最有可能产生这个观测序列的 V^T 的概率。(2)解码问题:假设已经有了一个隐马尔可夫模型和它所产生的一个观测序列, 决定最有可能产生这个可观测序列的隐状态序列 ω^T 。(3)学习问题:假设只知道一个隐马尔可夫模型的大致结构(比如隐状态数量和可见状态数量), 但 a_{ij} 和 b_{ij} 均未知, 如何从一组可见符号的训练序列中决定这些参数。

3 基于隐马尔可夫模型的火焰检测原理

基于隐马尔可夫模型的火焰检测原理总共包含4个部分: 视频中运动区域的检测; 运动区域的颜色分析; 如果运动区域具有火焰的颜色, 则利用隐马尔可夫模型对该区域的空间颜色变化进行分析, 从而区分真正的火焰和具有火焰颜色的普通运动物体; 利用区域增长和腐蚀的方法^[5], 对检测的结果进行改进。

3.1 运动区域检测

利用文献[6]中背景估计的方法对运动区域进行检测。当前 $n+1$ 时刻图像的背景 B_{n+1} 是由 n 时刻的图像 I_n 和它的背景 B_n 决定的:

$$B_{n+1}(k,l) = \begin{cases} \alpha B_n(k,l) + (1-\alpha)I_n(k,l) & \text{像素点}(k,l)\text{为背景} \\ B_n(k,l) & \text{像素点}(k,l)\text{为运动像素点} \end{cases} \quad (3)$$

其中, α 是介于 0~1 之间的参数。

3.2 颜色分析

对于火焰来说, 它们都有一个共同的特性, 即火焰颜色的变化范围介于红色和黄色之间。对于图像的 RGB 值来说, 这就意味着火焰像素 R 通道、 G 通道和 B 通道的值必须满足条件: $R > G > B$, 其中, R, G, B 分别代表某像素在3个颜色通道内的值。并且 R 通道的值必须比其他通道的值要大得多, 即 R 通道的值必须大于某一个设定的阈值 R_T 。由于背景的光照条件会影响图像饱和度的值, 从而影响图像在 R, G, B 通道的值,

因此就有可能出现将非火焰物体认定为具有火焰颜色的现象, 为了避免这种现象, 在判断某像素颜色的时候增加了一条约束条件, 即饱和度的值也必须大于一定的阈值^[4]。综上所述, 对于某像素来说, 必须同时满足以下3个条件才能被认为具有火焰颜色:

- (1) $R > R_T$
- (2) $R > G > B$
- (3) $S > (255 - R) \times S_T / R_T$

其中, R_T 为像素在 R 通道颜色的阈值; S_T 为当 R 通道的值为阈值 R_T 时饱和度的值。

3.3 建立隐马尔可夫模型

建立含有3个状态的隐马尔可夫火焰模型, 如图3所示。

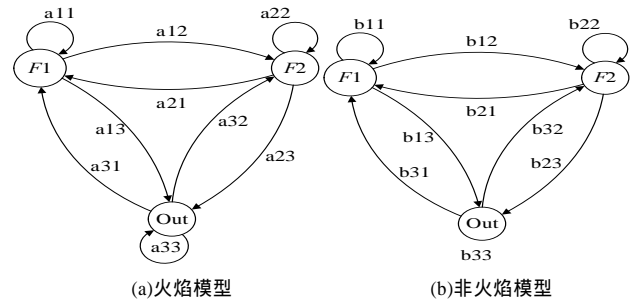


图3 3个状态的马尔可夫模型

其中, 状态 $F1, F2$ 代表某像素具有火焰的颜色($F1$ 和 $F2$ 所表示的颜色范围不同), 即代表了火焰内部的颜色变化; 状态 Out 代表像素不具有火焰的颜色。火焰模型和非火焰模型中的转移概率是根据图4的状态转换流程计算得出的。

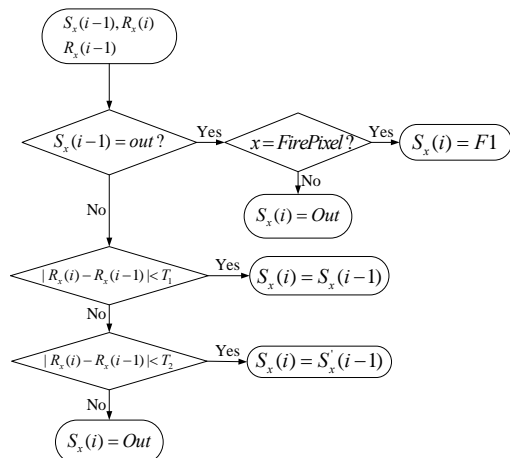


图4 状态转换流程

其中, $S_x(i)$ 代表像素 x 在 i 时刻的状态, 如果 $S_x(i) = F1$, 则 $S'_x(i) = F2$, 反之也成立; $R_x(i)$ 代表像素 x 在 i 时刻 R 通道的值; $T_1 < T_2$, 实验中 T_1, T_2 分别在 10~40 之间取值。在实验过程中, 本文通过记录某像素点在 20 帧视频图像中状态的变化序列, 计算哪一个模型产生该状态变化序列的概率大, 如果火焰模型具有较大的概率, 则认为该像素点为火焰。

3.4 结果的改进

火焰周围的物体对火焰的反射现象给火焰检测带来了困难, 本文采用腐蚀的方法^[5], 通过判断某像素点 8 邻域中火焰像素点的个数来消除这种干扰。同时, 火焰中心位置的不变性和非闪烁特性, 会造成火焰中心被漏检的现象出现, 为了避免这种现象的出现, 文中采用区域增长的方法^[6]来补充漏检的火焰像素, 使检测结果更加准确。 (下转第 217 页)