

# 基于贝叶斯公式的火焰识别

金正中 傅长青

复旦大学 信息与计算科学

指导老师: 杨翎

## 摘 要

我们先针对火焰生成的特征, 建立了元胞自动机的数学模型, 然后基于这个火焰的生成模型提出了基于贝叶斯公式的火焰的识别模型, 并应用马尔科夫链将模型进行了优化. 在实际实验中, 以上两个模型在测试数据中都取得了很好的效果.

## 1 引言

在目前的图像识别研究中, 大量是机器学习方法, 如 Zhang(2008) [3] 达到了 85% 左右的识别率. 该方法的优点在于普适性强, 但缺乏特定物体的针对性, 容易造成误判. 也有其他一些特征提取方法, 如 Ugur(2005) [1] 等提出了基于 HMM、小波分析的识别算法描述火焰的剧烈变化, 但仍存在误判现象. 我们提出了一个新的算法尝试, 希望得到简单有效的结果.

在火焰识别问题中, 我们考虑的主要因素是火焰的剧烈变化和随机性. 为了描述这些特性, 我们先进行了一些假设, 并借助随机元胞自动机算法, 建立了火焰生成的数学模型. 在实验中, 用这种模型生成的火焰接近实际的效果. 我们进一步假设实际的火焰都由这种机制生成, 基于贝叶斯公式, 提出了火焰的识别模型. 该模型在实验数据中取得了很好的识别效果.

## 2 火焰生成模型

我们这节考虑的主要问题是建立火焰的生成模型, 然后通过计算机模拟检验该模型的实际效果. 我们的主要想法是, 火焰的跳动是很随机的, 因此假设在每一帧画面, 每个像素点的灰度值都等于前一帧它附近的某个像素点的灰度.

设有  $N+1$  个  $n$  行  $m$  列的矩阵  $\{M_t\}_{t=0}^N$ ,  $M_t$  的第  $i$  行第  $j$  列记作  $M_t(i, j)$ , 它表示一段视频中第  $t$  帧第  $i$  行第  $j$  列上的像素点的灰度值.

对每个固定的  $t, i, j$ , 都存在一个随机向量  $(\xi_i^{(t)}(i, j), \xi_j^{(t)}(i, j))$  在  $(i, j)$  的一个邻域 (记做  $N_b(i, j)$ ) 内均匀分布, 即

$$(\xi_i^{(t)}(i, j), \xi_j^{(t)}(i, j)) \sim U(N_b(i, j)) \quad (1)$$

假设 1.  $\{M_t\}_{t=0}^N$  是火焰当且仅当存在  $\xi_i^{(t)}(i, j), \xi_j^{(t)}(i, j)$  的一个观测  $\delta_i^{(t)}(i, j), \delta_j^{(t)}(i, j)$ , 使得  $\{M_t\}_{t \in \mathbb{N}}$  是如下生成的:

$$\forall t \geq 2, i, j \quad M_t(i, j) = M_{t-1}(i + \delta_i^{(t)}(i, j), j + \delta_j^{(t)}(i, j)) \quad (2)$$

## 2.1 火焰生成模型的实验结果

为了测试火焰的生成模型, 我们设计算法用这个模型模拟了火焰的生成, 通过第一帧图像计算出接下来的每一帧图像,

火焰生成算法的伪代码见算法 1, 实际效果见图 1

---

### 算法 1 火焰生成算法

---

```

procedure FLAME-GENERATOR( $M_i$ )       $\triangleright M_i$  是初始图像, 返回下一帧图像  $M_{i+1}$ 
     $M_{i+1} \leftarrow 0$ 
    for  $i = 1$  to  $n$  do
        for  $j = 1$  to  $m$  do
            Choose  $(\xi_i(i, j), \xi_j(i, j))$  randomly in  $N_b(0, 0)$ 
             $M_{i+1}(i, j) \leftarrow M_i(i + \xi_i(i, j), j + \xi_j(i, j))$ 
        end for
    end for
    return  $M_{i+1}$ 
end procedure

```

---

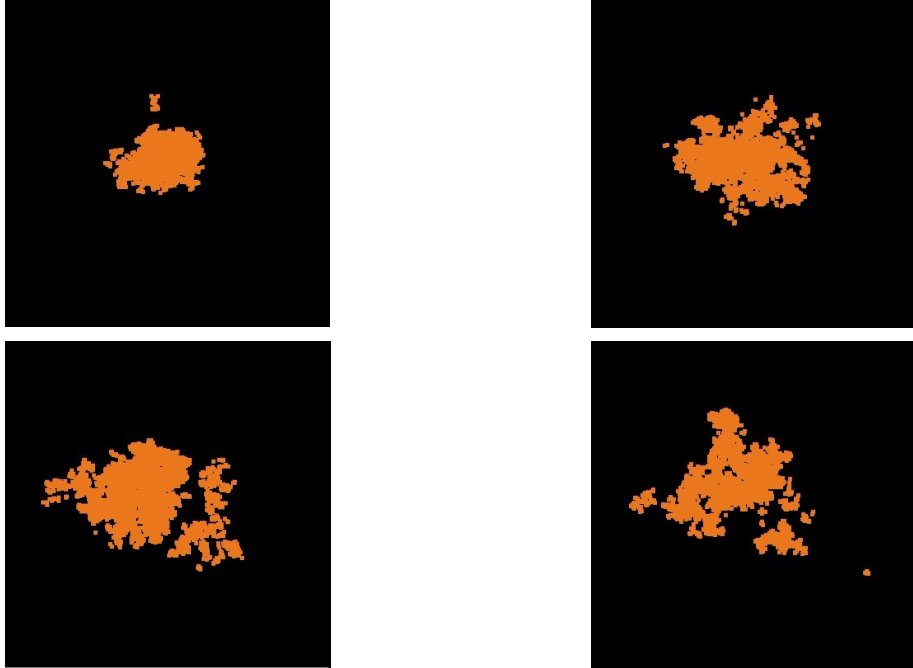


图 1: 火焰生成算法效果

### 3 基于贝叶斯公式的火焰识别

考虑概率空间

$$\Omega = \{M_{W \times W} | M \text{ 是某个视频中某一帧一段连续的 } W \times W \text{ 的像素方块}\} \quad (3)$$

考虑  $\Omega$  上的事件 Flame:  $M \in \text{Flame}$  当且仅当  $M$  表示的图像是火焰的一部分. 如果设  $I_t$  是  $M$  表示的图像中心位置  $(x, y)$  在下一帧的灰度值, 则

$$\begin{aligned} \forall (\Delta x, \Delta y) \in N_b(x, y), \\ \mathbb{P}(I_t = M(x + \Delta x, y + \Delta y) | \text{Flame}) = \mathbb{P}(\xi_i(x, y) = \Delta x, \xi_j(x, y) = \Delta y) \end{aligned} \quad (4)$$

假设现在已经观测到  $I'_t$ , 但是可能  $I'_t$  跟所有的  $M(x + \Delta x, y + \Delta y)$  都不一样, 所以我们假设不一样的原因是存在观测误差, 并且误差是服从高斯分布的, 即

$$\mathbb{P}(I'_t | I_t = M(x + \Delta x, y + \Delta y)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(I'_t - M(x + \Delta x, y + \Delta y))^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

综合以上两式及假设1, 得到

$$\begin{aligned} & \mathbb{P}(I'_t | \text{Flame}) \\ &= \sum_{(\Delta x, \Delta y) \in N_b(0,0)} \mathbb{P}(I'_t | I_t = M(x + \Delta x, y + \Delta y)) \mathbb{P}(I_t = M(x + \Delta x, y + \Delta y) | \text{Flame}) \\ &= \frac{1}{|N_b(0,0)|} \sum_{(\Delta x, \Delta y) \in N_b(0,0)} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(I'_t - M(x + \Delta x, y + \Delta y))^2}{2\sigma^2}\right) \end{aligned} \quad (6)$$

其中  $|N_b(0,0)|$  表示集合  $N_b(0,0)$  的元素个数.

对于不是火焰的情况, 我们假设  $I'_t$  的值等于光流的值. 设点  $(x, y)$  处光流是  $(V_x, V_y)$ , 则可得

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(I'_t | \overline{\text{Flame}}) &= \mathbb{P}(I'_t | I_t = M(x + V_x, y + V_y)) \mathbb{P}(I_t = M(x + V_x, y + V_y) | \overline{\text{Flame}}) \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(I'_t - M(x + V_x, y + V_y))^2}{2\sigma^2}\right) \end{aligned} \quad (7)$$

而我们想得到的是  $\mathbb{P}(\text{Flame} | I'_t)$ , 根据贝叶斯概率公式,

$$\frac{\mathbb{P}(\text{Flame} | I'_t)}{\mathbb{P}(\overline{\text{Flame}} | I'_t)} = \frac{\mathbb{P}(I'_t | \text{Flame}) \mathbb{P}(\text{Flame})}{\mathbb{P}(I'_t | \overline{\text{Flame}}) \mathbb{P}(\overline{\text{Flame}})} \quad (8)$$

只要知道了  $\mathbb{P}(\text{Flame})$ , 就能知道  $\mathbb{P}(\text{Flame} | I'_t)$ , 因为发生火灾的可能性是很小的, 我们根据经验设定  $\mathbb{P}(\text{Flame}) = 1\%$ .

## 4 马尔可夫链模型

之前只考虑了两帧之间的情况,但是只考虑两帧之间可能增大误判的概率,如果一次能考虑多帧的话能提高算法的稳定性,因此我们接下来考虑有多帧  $\{I_0, I_1, \dots, I_n\}$  的情况,考虑计算  $\mathbb{P}(I_n, I_{n-1}, \dots, I_1 | I_0, \text{Flame})$ , 由概率论中的链式法则:

$$\begin{aligned} & \mathbb{P}(I_n, I_{n-1}, \dots, I_1 | I_0, \text{Flame}) \\ &= \mathbb{P}(I_n | I_{n-1}, \dots, I_0, \text{Flame}) \mathbb{P}(I_{n-1} | I_{n-2}, \dots, I_0, \text{Flame}) \dots \mathbb{P}(I_1 | I_0, \text{Flame}) \end{aligned} \quad (9)$$

我们假设有马尔可夫性质, 即

$$\forall 1 \leq k \leq n, \mathbb{P}(I_k | I_{k-1}, \dots, I_1, I_0, \text{Flame}) = \mathbb{P}(I_k | I_{k-1}, \text{Flame}) \quad (10)$$

于是

$$\begin{aligned} & \mathbb{P}(I_n, I_{n-1}, \dots, I_1 | I_0, \text{Flame}) \\ &= \mathbb{P}(I_n | I_{n-1}, \text{Flame}) \mathbb{P}(I_{n-1} | I_{n-2}, \text{Flame}) \dots \mathbb{P}(I_1 | I_0, \text{Flame}) \end{aligned} \quad (11)$$

我们要求的是  $\mathbb{P}(\text{Flame} | I_n, I_{n-1}, \dots, I_1, I_0)$ ,

$$\begin{aligned} & \frac{\mathbb{P}(\text{Flame} | I_n, I_{n-1}, \dots, I_1, I_0)}{\mathbb{P}(\overline{\text{Flame}} | I_n, I_{n-1}, \dots, I_1, I_0)} \\ &= \frac{\mathbb{P}(I_n, I_{n-1}, \dots, I_1 | I_0, \text{Flame}) \mathbb{P}(I_0, \text{Flame})}{\mathbb{P}(I_n, I_{n-1}, \dots, I_1 | I_0, \overline{\text{Flame}}) \mathbb{P}(I_0, \overline{\text{Flame}})} \\ &= \frac{\mathbb{P}(I_n | I_{n-1}, \text{Flame}) \mathbb{P}(I_{n-1} | I_{n-2}, \text{Flame}) \dots \mathbb{P}(I_1 | I_0, \text{Flame}) \mathbb{P}(I_0, \text{Flame})}{\mathbb{P}(I_n | I_{n-1}, \overline{\text{Flame}}) \mathbb{P}(I_{n-1} | I_{n-2}, \overline{\text{Flame}}) \dots \mathbb{P}(I_1 | I_0, \overline{\text{Flame}}) \mathbb{P}(I_0, \overline{\text{Flame}})} \end{aligned} \quad (12)$$

对相邻两帧之间的  $\mathbb{P}(I_k | I_{k-1}, \text{Flame})$  再用之前的公式计算. 而最后的一项

$$\frac{\mathbb{P}(I_0, \text{Flame})}{\mathbb{P}(I_0, \overline{\text{Flame}})} = \frac{\mathbb{P}(\text{Flame} | I_0)}{\mathbb{P}(\overline{\text{Flame}} | I_0)} \quad (13)$$

然后通过亮度等估计出  $\mathbb{P}(\text{Flame} | I_0)$ , 比如亮度大的地方更有可能是火焰, 因此亮度大的地方这个概率应大一些, 也可以通过用户设定.

## 5 实验结果

我们采用了 C++ 库 OpenCV [2] 实现算法.

我们每次取了一段视频中的 10 帧实现了以上算法,  $\mathbb{P}(\text{Flame} | I_0)$  人为设成了 1%, 如果算出来是火焰的概率大于 90%, 则标记为绿色, 表示是火焰. 实验效果见图2

## 6 结论

本课题提出了一种针对火焰的图像识别算法. 其建立于元胞自动机的火焰生成模型, 通过贝叶斯公式判定火焰, 并通过马尔可夫链模型增强算法的鲁棒性. 在实验厂房的视频数据集测试的结果均无明显误判. 算法可应用于工厂仓库、广场等空旷区域的防火监控设备, 以达到即时防火的效果, 或者用于电影视频中的火焰识别.

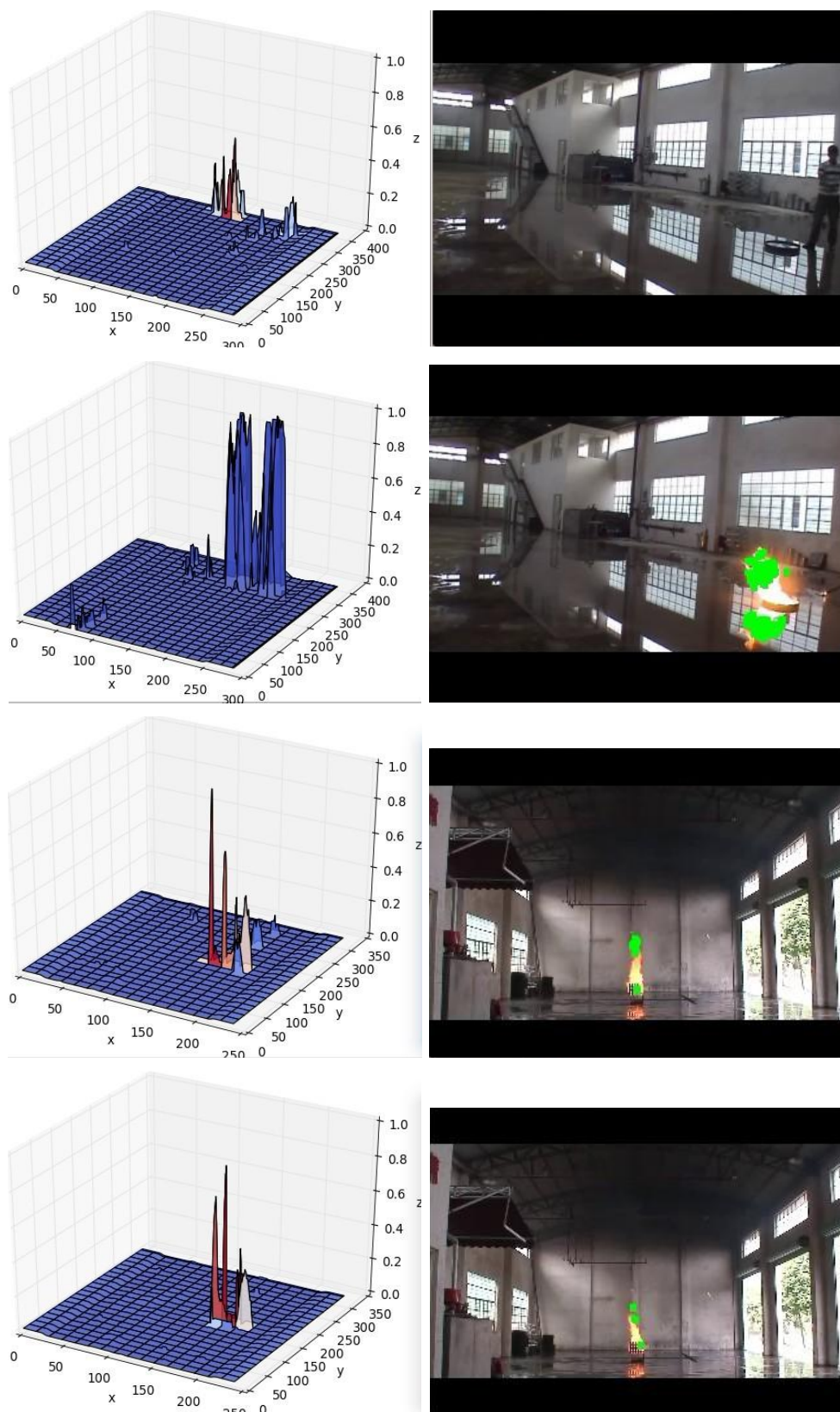


图 2: 左图是取了 10 帧以后计算出来的每一点的火焰概率, 右图是相应视频输入

## 7 创新点与展望

本模型由我们独立提出, 其出发点建立在火焰生成的机制之上. 在已知范围内, 之前并没有与其相同的研究. 其算法实现在我们的数据集测试中得到了不错的结果. 本课题为非机器学习的图像识别领域中, 针对火焰的一个新的算法尝试.

本课题参与上海赛复安防科技有限公司图像识别部门的研发工作.

此外我们认为还有如下的发展方向:

- 所提出的识别方法中  $\mathbb{P}(\text{Flame}|I_0)$  可由用户设定从而达到调整灵敏度的作用. 通过更大的数据集测试, 得到更优的参数以提高识别率.
- 此方法还启发了其他物体的非机器学习方法识别.
- 配合消防设备开发即时灭火装置产品.

## 8 鸣谢

感谢杨翎老师对我们的悉心指导与帮助. 感谢叶伟文先生和上海赛复安防科技有限公司提供的视频材料, 研发经验和宝贵建议. 感谢复旦大学数学科学学院团学联科创分中心的资助, 以及相关老师和同学的大力支持和辛勤付出.

## 参考文献

- [1] A ECetin B UToreyin, Yigithan Dedeoglu. Flame detection in video using hidden markov models. 2005.
- [2] Gary Bradski and Adrian Kaehler. *Learning OpenCV: Computer vision with the OpenCV library*. " O'Reilly Media, Inc.", 2008.
- [3] Jie Li Xiangtao Chen Hongliang Zhang, Zhong Zou. Flame image recognition of alumina rotary kiln by artificial neural network and support vector machine methods. 2008.