



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 105426840 A

(43) 申请公布日 2016. 03. 23

(21) 申请号 201510799587. 1

(22) 申请日 2015. 11. 18

(71) 申请人 成都中昊英孚科技有限公司

地址 610000 四川省成都市高新区科技孵化园 8 号楼 2001 号

(72) 发明人 吕坚 金明 周屹 邱长军 薛晓利

(51) Int. Cl.

G06K 9/00(2006. 01)

G06K 9/34(2006. 01)

G06K 9/62(2006. 01)

权利要求书3页 说明书7页 附图2页

(54) 发明名称

一种基于多特征融合的红外森林火灾判定方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于多特征融合的红外森林火灾判定方法,包括以下步骤:A、红外图像序列输入;B、二值化处理;C、形态学处理;D、火焰特征提取;E、火焰特征SVM分类判别;F、利用贝叶斯分类器进行分类决策;G、通过步骤F的数据判定是否有火灾发生。步骤D中的火焰特征包括:红外火焰高度特性、红外火焰梯度特性、红外火焰移动特性以及火焰频谱特性。本发明提供一种基于多特征融合的红外森林火灾判定方法,能够在森林火灾发生的早期快速、准确、安全的检测火灾,大大提高了森林防火的判断精度,提高了工作效率。



1. 一种基于多特征融合的红外森林火灾判定方法,其特征在於:包括以下步骤:

- A、红外图像序列输入;
- B、二值化处理;
- C、形态学处理;
- D、火焰特征提取;
- E、火焰特征 SVM 分类判别;
- F、利用贝叶斯分类器进行分类决策;
- G、通过步骤 F 的数据判定是否有火灾发生。

2. 根据权利要求 1 所述的一种基于多特征融合的红外森林火灾判定方法,其特征在於:步骤 B 中二值化处理采用 Otsu 算法来进行二值化图像分割;其中 Otsu 阈值分割计算公式为:

$$k^* = \text{Arg Max}_{0 \leq k \leq L-1} \left\langle \frac{[m_G P_1(k) - m(k)]^2}{P_1(k)[1 - P_1(k)]} \right\rangle;$$

式中 k^* 为最佳阈值, m_G 为整个图像的平均灰度值, $P_1(k)$ 为灰度值从 0 至 k 的像素概率累加和, $m(k) = \sum_{i=0}^k p_i$, p_i 是灰度值为 i 的像素概率。

3. 根据权利要求 2 所述的一种基于多特征融合的红外森林火灾判定方法,其特征在於:步骤 C 中形态学处理采用的公式为:

$$f \circ b = (f \ominus b) \oplus b;$$

其中 f 是阈值化后的图像, b 为腐蚀以及膨胀用的结构元;通过步骤 C 的形态学处理将步骤 B 中的热源干扰形成的斑点状弱小噪声进一步减少。

4. 根据权利要求 3 所述的一种基于多特征融合的红外森林火灾判定方法,其特征在於:步骤 D 中的火焰特征包括:红外火焰高度特性、红外火焰梯度特性、红外火焰移动特性以及火焰频谱特性。

5. 根据权利要求 4 所述的一种基于多特征融合的红外森林火灾判定方法,其特征在於:所述红外火焰高度特性首先通过对火焰的动态分析,并对一定帧数进行统计分析,得到火焰高度动态特征序列 $H = \{h_i, h_{i+1}, \dots, h_{i+n-1}\}$, 其中的 n 为采集的长度, h_i 为第 i 帧的高度;其次,由于火焰的跳动频率在 $2 \sim 8\text{Hz}$ 之间,根据香农的采样定理,则需要的采集频率应大于 16Hz , 以保证统计上的稳定特征,将采集的静态特征加入序列,同时采用长度为 32 的序列进行分析,并对加入静态特征量的序列进行更新,将新的静态特征量加入序列的尾部,并将序列的头部删除;最后,对获取的最终火焰高度动态特征序列进行 Fourier 变换,设获得的 Fourier 系数集合为 F , 则集合内第 k 个元素 f_k 可以描述为:

$$f_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h_i e^{\frac{j2\pi k i}{n}},$$

其中, $j^2 = -1$, 通过对 Fourier 系数 F 进行分析,可以对干扰进行区分;

由于火焰包含了比较丰富的频率,因此反应在频率谱上则具有比较大的能量,将谱能量 $P(F)$ 作为红外森林火焰的判据,其计算公式如下:

$$P(F) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n f_k \overline{f_k},$$

其中 $\overline{f_k}$ 是 f_k 的复共轭。

6. 根据权利要求 5 所述的一种基于多特征融合的红外森林火灾判定方法,其特征在在于:所述红外火焰梯度特性的计算过程如下:

首先对分割出的疑似红外森林火灾高危点和火灾火焰区域中心在 x 向, y 向和 $\pm 45^\circ$ 四个方向上逐像素点做差值运算,来近似四个方向的梯度;接着通过公式 $\Delta Q_i = Q_{i+1} - Q_i$ 得到梯度特性并作为红外森林火焰判据,其中 Q_i 为采集的当前帧的梯度值的单链表。

7. 根据权利要求 6 所述的一种基于多特征融合的红外森林火灾判定方法,其特征在在于:所述红外火焰移动特性用火焰的质心来表示,该质心由矩计算求得;对于二值化后的红外可疑火灾区域图像,它的 pq 矩为:

$$M_{pq} = \sum \sum f(i, j) i^p j^q,$$

其可疑区域质心表达式为:

$$(\overline{x}, \overline{y}) = (M_{10} / M_{00}, M_{01} / M_{00}),$$

其中 $f(i, j)$ 为二值化的红外可疑区域像素值, i, j 为图像坐标点, p 和 q 的取值为正整数。

8. 根据权利要求 7 所述的一种基于多特征融合的红外森林火灾判定方法,其特征在在于:所述火焰频谱特性是根据火焰轮廓的无规律性以及不规则的特性,提取出可疑的红外火焰区域的轮廓,先利用 Canny 边界提取的方法对可疑区域的边界进行提取;然后,以边缘区域的中心点为原点,以水平方向从右边逆时针把疑似火灾区域分为 64 等份;计算原点到边界轮廓的每条等分的线段的距离可得到关于角度 θ 的离散函数:

$$x[1] = f(i, \theta),$$

其中 $\theta = \frac{2\pi}{64} l$, $x[1]$ 为第 1 个线段的距离, $l = 0, 1, 2, \dots, 64$, $f(i, \theta)$ 为第 i 个等分线

段的长度值;

因为火焰轮廓不规则以及随机变换,与其他一般的物体轮廓差别很大,所以上述轮廓函数在进行小波变换到频域后又分解为高频信号和低频信号;低频信号包含轮廓本身大致的信息,而高频信号则包含了轮廓细节上的信息,红外火焰轮廓的高频信息与其他一般的物体有比较大的区别,所以为了确定曲线的高频内容,我们用 $x[1]$ 进行一维的小波变换,小波基函数为:

$$\psi_{a,\tau}(t) = a^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right), a > 0, \tau \in R,$$

其中 $\psi(t)$ 为小波母函数, a 为伸缩因子, τ 为平移因子, $\psi_{a,\tau}(t)$ 是依赖参数 a, τ 的小波基函数,一维离散小波变换函数为:

$$W[j, k] = \sum_{l=0}^{64} x[l] \overline{\psi_{j,k}[l]},$$

其中 j 为伸缩因子,代表频域信息, k 为平移因子,代表空间位置,

$\psi_{j,k}[l] = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi(\frac{l}{2^j} - k)$, $\overline{\psi_{j,k}[l]}$ 是 $\psi_{j,k}[l]$ 的复共轭;

计算出频域小波信号 $W[j, k]$ 后, 设定一个阈值 j_T , 当 $j > j_T$ 时的信号值为高频信息 $w_H[j, k]$, 当 $j < j_T$ 的信号值为低频信息 $w_L[j, k]$, 高频带的红外小波火焰信号的变化比一般的物体的小波信号有很大的差异, 所以高波段的能量与低波段的能量比可以作为一个判别火焰的特征:

$$\rho = \frac{\sum_k |w_H[j, k]|}{\sum_k |w_L[j, k]|}$$

9. 根据权利要求 8 所述的一种基于多特征融合的红外森林火灾判定方法, 其特征在于: 步骤 E 中火焰特征 SVM 分类判别是将步骤 D 中的各个火焰特征输入 SVM 分类器中, 并将其与训练样本通过 SVM 分类器后得到的分类函数进行匹配, 从而完成分类判别; 其中, 训练样本为 (x^i, y^i) , 相应的分类函数为:

$$f(\bar{x}) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(\bar{x}_i, \bar{x}) + b^*)$$

其中 b^* 是分类阈值, 当 $f(\bar{x}) > 0$ 时, x 就属于该类, 否则就不属于该类。

10. 根据权利要求 9 所述的一种基于多特征融合的红外森林火灾判定方法, 其特征在于: 步骤 F 中所述的利用贝叶斯分类器进行分类决策, 主要判据为步骤 E 中分别利用 SVM 进行训练得到各个特征的分类器, 然后再利用最小错误率的贝叶斯决策融合进行判断识别火焰, 贝叶斯公式为:

$$P(\omega_j | x) = \frac{p(x | \omega_j) P(\omega_j)}{\sum_{i=1}^2 p(x | \omega_i) P(\omega_i)} \quad \text{其中 } j = 1, 2,$$

如此步骤 G 中判定是否发生火灾则基于最小错误率的贝叶斯决策规则: 如果 $P(\omega_1 | x) > P(\omega_2 | x)$, 则把 x 归类于为正常状态, 反之 $P(\omega_1 | x) < P(\omega_2 | x)$, 则把 x 归类于危险状态, 就此进行红外森林火灾的识别。

一种基于多特征融合的红外森林火灾判定方法

技术领域

[0001] 本发明属于红外图像识别领域,具体是指一种采用多特征融合红外图像进行火焰检测识别的森林火灾判定方法。

背景技术

[0002] 森林火灾是一种突发性强、破坏性大、救助困难的自然灾害。从 1950 年至 1987 年的 38 年间,全国年均发生森林火灾 15838 次,火灾发生率为 13.9 次/10 万公顷,年均受害森林面积约为 94 万公顷,森林火灾受害率平均为 8.5%,是世界同期平均水平的 8 倍,全国森林火灾年均伤亡 800 人。有关专家测算,这一时期全国共烧毁木材 9.55 亿立方米。按每米价值 150 元计算,全国直接经济损失达高达 1433 亿元,占全国各类火灾总损失的 56.5%。如何做好森林防火工作,即有效预防和扑救森林火灾,确保人民生命财产安全还是一个大难题,现在只能做到早发现早扑救,尽量将森林火灾造成的损失降到最小。然而森林火灾形势十分严峻,过去近百年的时间里,全球气温上升了 0.5 到 0.8℃,尤其是在最近的 50 年里上升幅度较大。专家预测未来 10 到 15 年,平均气温上升的幅度将会更大。随着林区气温升高、林区可燃物增加、火源管理困难等情况,使得森林火灾的危险性进一步增加。

[0003] 面对如此严峻的森林防火现状,要求人们运用更多的先进技术和方法,采取最有力的措施,尽可能对森林大火的发生和蔓延进行最大限度的控制。常见的可见光检测火灾方法容易受到恶劣天气和强光的影响,夜间也不能准确的检测火灾,使得森林防火效率大大降低。最近几年,基于红外热成像的森林防火技术开始进入人们的视野。这种方法能避免夜间能见度低、环境恶劣等影响,在森林防火领域有着很好的应用前景。

[0004] 目前大多数红外图像火灾识别方法是针对室内火灾的,少数红外火灾识别应用于检测林火,其中现有的红外热成像防火方法是将红外图像转为伪彩色进行温度的检测,当达到某个温度阈值时判断为火灾,然而这就会受到森林环境中诸多干扰因素如太阳光和电线塔等高温物体的影响,使正确识别率大大降低,不能有效进行森林防火。而且单纯的图像阈值分割对火灾难以准确的识别,无法在森林火灾发生的早期快速、准确、安全的检测火灾。

发明内容

[0005] 本发明的目的在于克服上述问题,提供一种基于多特征融合的红外森林火灾判定方法,能够在森林火灾发生的早期快速、准确、安全的检测火灾,大大提高了森林防火的判断精度,提高了工作效率。

[0006] 本发明的目的通过下述技术方案实现:

[0007] 一种基于多特征融合的红外森林火灾判定方法,包括以下步骤:

[0008] A、红外图像序列输入;

[0009] B、二值化处理;

[0010] C、形态学处理;

[0011] D、火焰特征提取；

[0012] E、火焰特征 SVM 分类判别；

[0013] F、利用贝叶斯分类器进行分类决策；

[0014] G、通过步骤 F 的数据判定是否有火灾发生。

[0015] 步骤 B 中二值化处理采用 Otsu 算法来进行二值化图像分割；其中 Otsu 阈值分割计算公式为：

$$[0016] \quad k^* = \text{Arg Max}_{0 \leq k \leq L-1} \left\langle \frac{[m_G P_1(k) - m(k)]^2}{P_1(k)[1 - P_1(k)]} \right\rangle;$$

[0017] 式中 k^* 为最佳阈值, m_G 为整个图像的平均灰度值, $P_1(k)$ 为灰度值从 0 至 k 的像素

概率累加和, $m(k) = \sum_{i=0}^k i p_i$, p_i 是灰度值为 i 的像素概率。

[0018] 步骤 C 中形态学处理采用的公式为：

[0019]

$$f \circ b = (f \ominus b) \oplus b;$$

[0020] 其中 f 是阈值化后的图像, b 为腐蚀以及膨胀用的结构元；通过步骤 C 的形态学处理将步骤 B 中的热源干扰形成的斑点状弱小噪声进一步减少。

[0021] 步骤 D 中的火焰特征包括：红外火焰高度特性、红外火焰梯度特性、红外火焰移动特性以及火焰频谱特性。

[0022] 所述红外火焰高度特性首先通过对火焰的动态分析, 并对一定帧数进行统计分析, 得到火焰高度动态特征序列 $H = \{h_i, h_{i+1}, \dots, h_{i+n}\}$, 其中的 n 为采集的长度, h_i 为第 i 帧的高度；其次, 由于火焰的跳动频率在 $2 \sim 8\text{Hz}$ 之间, 根据香农的采样定理, 则需要的采集频率应大于 16Hz , 以保证统计上的稳定特征, 将采集的静态特征加入序列, 同时采用长度为 32 的序列进行分析, 并对加入静态特征量的序列进行更新, 将新的静态特征量加入序列的尾部, 并将序列的头部删除；最后, 对获取的最终火焰高度动态特征序列进行 Fourier 变换, 设获得的 Fourier 系数集合为 F , 则集合内第 k 个元素 f_k 可以描述为：

$$[0023] \quad f_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h_i e^{\frac{j2\pi ik}{n}},$$

[0024] 其中, $j^2 = -1$, 通过对 Fourier 系数 F 进行分析, 可以对干扰进行区分；

[0025] 由于火焰包含了比较丰富的频率, 因此反应在频率谱上则具有比较大的能量, 将谱能量 $P(F)$ 作为红外森林火焰的判据, 其计算公式如下：

$$[0026] \quad P(F) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_k \overline{f_k},$$

[0027] 其中 $\overline{f_k}$ 是 f_k 的复共轭。

[0028] 所述红外火焰梯度特性的计算过程如下：

[0029] 首先对分割出的疑似红外森林火灾高危点和火灾火焰区域中心在 x 向, y 向和 $\pm 45^\circ$ 四个方向上逐像素点做差值运算, 来近似四个方向的梯度；接着通过公式 $\Delta Q_i = Q_{i+1} - Q_i$ 得到梯度特性并作为红外森林火焰判据, 其中 Q_i 为采集的当前帧的梯度值的单链

表。

[0030] 所述红外火焰移动特性用火焰的质心来表示,该质心由矩计算求得;对于二值化后的红外可疑火灾区域图像,它的 pq 矩为:

$$[0031] \quad M_{pq} = \sum \sum f(i, j) i^p j^q,$$

[0032] 其可疑区域质心表达式为:

$$[0033] \quad (\bar{x}, \bar{y}) = (M_{10} / M_{00}, M_{01} / M_{00}),$$

[0034] 其中 $f(i, j)$ 为二值化的红外可疑区域像素值, i, j 为图像坐标点, p 和 q 的取值为正整数。

[0035] 所述火焰频谱特性是根据火焰轮廓的无规律性以及不规则的特性,提取出可疑的红外火焰区域的轮廓,先利用 Canny 边界提取的方法对可疑区域的边界进行提取;然后,以边缘区域的中心点为原点,以水平方向从右边逆时针把疑似火灾区域分为 64 等份;计算原点到边界轮廓的每条等分的线段的距离可得到关于角度 θ 的离散函数:

$$[0036] \quad x[l] = f(i \theta),$$

[0037] 其中 $\theta = \frac{2\pi}{64} l$, $x[l]$ 为第 l 个线段的距离, $l = 0, 1, 2, \dots, 64$, $f(i \theta)$ 为第 i 个等分线段的长度值;

[0038] 因为火焰轮廓不规则以及随机变换,与其他一般的物体轮廓差别很大,所以上述轮廓函数在进行小波变换到频域后又分解为高频信号和低频信号;低频信号包含轮廓本身大致的信息,而高频信号则包含了轮廓细节上的信息,红外火焰轮廓的高频信息与其他一般的物体有比较大的区别,所以为了确定曲线的高频内容,我们用 $x[l]$ 进行一维的小波变换,小波基函数为:

$$[0039] \quad \psi_{a,\tau}(t) = a^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right), a > 0, \tau \in R,$$

[0040] 其中 $\psi(t)$ 为小波母函数, a 为伸缩因子, τ 为平移因子, $\psi_{a,\tau}(t)$ 是依赖参数 a, τ 的小波基函数,一维离散小波变换函数为:

$$[0041] \quad W[j, k] = \sum_{l=0}^{64} x[l] \overline{\psi_{j,k}[l]},$$

[0042] 其中 j 为伸缩因子,代表频域信息, k 为平移因子,代表空间位置,

$$\psi_{j,k}[l] = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi\left(\frac{l}{2^j} - k\right), \overline{\psi_{j,k}[l]} \text{ 是 } \psi_{j,k}[l] \text{ 的复共轭};$$

[0043] 计算出频域小波信号 $W[j, k]$ 后,设定一个阈值 j_T ,当 $j > j_T$ 时的信号值为高频信息 $w_H[j, k]$,当 $j < j_T$ 的信号值为低频信息 $w_L[j, k]$,高频带的红外小波火焰信号的变化比一般的物体的小波信号有很大的差异,所以高波段的能量与低波段的能量比可以作为一个判别火焰的特征:

$$[0044] \quad \rho = \frac{\sum_k |w_H[j, k]|}{\sum_k |w_L[j, k]|}.$$

[0045] 步骤 E 中火焰特征 SVM 分类判别是将步骤 D 中的各个火焰特征输入 SVM 分类器中,

并将其与训练样本通过 SVM 分类器后得到的分类函数进行匹配,从而完成分类判别;其中,训练样本为 (x_i, y_i) , 相应的分类函数为:

$$[0046] \quad f(\bar{x}) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(\bar{x}_i, \bar{x}) + b^*\right),$$

[0047] 其中 b^* 是分类阈值, 当 $f(\bar{x}) > 0$ 时, x 就属于该类, 否则就不属于该类。

[0048] 步骤 F 中所述的利用贝叶斯分类器进行分类决策, 主要判据为步骤 E 中分别利用 SVM 进行训练得到各个特征的分类器, 然后再利用最小错误率的贝叶斯决策融合进行判断识别火焰, 贝叶斯公式为:

$$[0049] \quad P(\omega_j | x) = \frac{p(x | \omega_j) P(\omega_j)}{\sum_{i=1}^2 p(x | \omega_i) P(\omega_i)} \quad \text{其中 } j = 1, 2,$$

[0050] 如此步骤 G 中判定是否发生火灾则基于最小错误率的贝叶斯决策规则: 如果 $P(\omega_1 | x) > P(\omega_2 | x)$, 则把 x 归类于为正常状态, 反之 $P(\omega_1 | x) < P(\omega_2 | x)$, 则把 x 归类于危险状态, 就此进行红外森林火灾的识别。

[0051] 本发明与现有技术相比, 具有以下优点及有益效果:

[0052] 本发明能够通过火焰红外来判定林区是否发生火情, 其精准确度高、相应效率快, 在森林火灾发生的早期就能够快速、准确、安全的检测出火灾发生的情况, 大大提高了森林防火的判断精度, 提高了工作效率, 很好的克服了现有技术的误判情况, 进一步节省了人力资源的损耗, 提高了人力资源的利用率。

附图说明

[0053] 图 1 为本发明的步骤图。

[0054] 图 2 为本发明火焰频谱特性把疑似火灾区域等分图。

具体实施方式

[0055] 下面结合实施例对本发明作进一步的详细说明, 但本发明的实施方式不限于此。

[0056] 实施例

[0057] 如图 1 所示, 一种基于多特征融合的红外森林火灾判定方法, 包括以下步骤:

[0058] A、红外图像序列输入;

[0059] B、二值化处理;

[0060] 二值化处理采用 Otsu 算法来进行二值化图像分割; 其中 Otsu 阈值分割计算公式为:

$$[0061] \quad k^* = \text{Arg} \max_{0 \leq k \leq L-1} \left\langle \frac{[m_G P_1(k) - m(k)]^2}{P_1(k)[1 - P_1(k)]} \right\rangle;$$

[0062] 式中 k^* 为最佳阈值, m_G 为整个图像的平均灰度值, $P_1(k)$ 为灰度值从 0 至 k 的像素

概率累加和, $m(k) = \sum_{i=0}^k i p_i$, p_i 是灰度值为 i 的像素概率。

[0063] C、形态学处理；

[0064] 形态学处理采用的公式为：

[0065]

$$f \circ b = (f \ominus b) \oplus b;$$

[0066] 其中 f 是阈值化后的图像, b 为腐蚀以及膨胀用的结构元 ; 通过步骤 C 的形态学处理将步骤 B 中的热源干扰形成的斑点状弱小噪声进一步减少。

[0067] D、火焰特征提取；

[0068] 火焰特征包括 : 红外火焰高度特性、红外火焰梯度特性、红外火焰移动特性以及火焰频谱特性。

[0069] 红外火焰高度特性首先通过对火焰的动态分析, 并对一定帧数进行统计分析, 得到火焰高度动态特征序列 $H = \{h_i, h_{i+1}, \dots, h_{i+n-1}\}$, 其中的 n 为采集的长度, h_i 为第 i 帧的高度 ; 其次, 由于火焰的跳动频率在 $2 \sim 8\text{Hz}$ 之间, 根据香农的采样定理, 则需要的采集频率应大于 16Hz , 以保证统计上的稳定特征, 将采集的静态特征加入序列, 同时采用长度为 32 的序列进行分析, 并对加入静态特征量的序列进行更新, 将新的静态特征量加入序列的尾部, 并将序列的头部删除 ; 最后, 对获取的最终火焰高度动态特征序列进行 Fourier 变换, 设获得的 Fourier 系数集合为 F , 则集合内第 k 个元素 f_k 可以描述为 :

$$[0070] \quad f_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h_i e^{j2\pi k \frac{i}{n}},$$

[0071] 其中, $j^2 = -1$, 通过对 Fourier 系数 F 进行分析, 可以对干扰进行区分 ;

[0072] 由于火焰包含了比较丰富的频率, 因此反应在频率谱上则具有比较大的能量, 将谱能量 $P(F)$ 作为红外森林火焰的判据, 其计算公式如下 :

$$[0073] \quad P(F) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_k \overline{f_k},$$

[0074] 其中 $\overline{f_k}$ 是 f_k 的复共轭。

[0075] 红外火焰梯度特性的计算过程如下 :

[0076] 首先对分割出的疑似红外森林火灾高危点和火灾火焰区域中心在 x 向, y 向和 $\pm 45^\circ$ 四个方向上逐像素点做差值运算, 来近似四个方向的梯度 ; 接着通过公式 $\Delta Q_i = Q_{i+1} - Q_i$ 得到梯度特性并作为红外森林火焰判据, 其中 Q_i 为采集的当前帧的梯度值的单链表。

[0077] 以水平方向为例, 如表 1 所示, 以 R_5 为中心的 3×3 区域, 用下述方法计算梯度值, 再用同样的模板计算 R_6 的梯度值, 将火焰边界内所计算的一系列梯度值的计算结果保存在单链表 Q_1 中, 当采集下一帧, 重复上述步骤, 记录为 Q_2 , 再用 Q_1 减去 Q_2 的差的绝对值的累加和可以作为红外森林火焰判据。梯度计算如下 :

$$[0078] \quad \text{竖直 : grad}(R_5) = 2R_6 + R_3 + R_9 - 2R_4 - R_7 - R_1,$$

$$[0079] \quad \text{水平 : grad}(R_5) = 2R_2 + R_1 + R_3 - 2R_8 - R_9 - R_7,$$

$$[0080] \quad +45^\circ : \text{grad}(R_5) = 2R_3 + R_2 + R_6 - 2R_7 - R_4 - R_8,$$

$$[0081] \quad -45^\circ : \text{grad}(R_5) = 2R_7 + R_4 + R_8 - 2R_3 - R_2 - R_6,$$

$$[0082] \quad \text{则有 : } \Delta Q_i = Q_{i+1} - Q_i。$$

[0083]

R ₁	R ₂	R ₃
R ₄	R ₅	R ₆
R ₇	R ₈	R ₉

[0084] 表 1

[0085] 红外火焰移动特性用火焰的质心来表示,该质心由矩计算求得;对于二值化后的红外可疑火灾区域图像,它的 pq 矩为:

$$[0086] \quad M_{pq} = \sum \sum f(i, j) i^p j^q,$$

[0087] 其可疑区域质心表达式为:

$$[0088] \quad (\bar{x}, \bar{y}) = (M_{10} / M_{00}, M_{01} / M_{00}),$$

[0089] 其中 $f(i, j)$ 为二值化的红外可疑区域像素值, i, j 为图像坐标点, p 和 q 的取值为正整数。

[0090] 火焰频谱特性是根据火焰轮廓的无规律性以及不规则的特性,提取出可疑的红外火焰区域的轮廓,先利用 Canny 边界提取的方法对可疑区域的边界进行提取;然后,以边缘区域的中心点为原点,以水平方向从右边逆时针把疑似火灾区域分为 64 等份,如图 2 所示;计算原点到边界轮廓的每条等分的线段的距离可得到关于角度 θ 的离散函数:

$$[0091] \quad x[l] = f(i \theta),$$

[0092] 其中 $\theta = \frac{2\pi}{64} l$, $x[l]$ 为第 l 个线段的距离, $l = 0, 1, 2, \dots, 64$, $f(i \theta)$ 为第 i 个等分线段的长度值;

[0093] 因为火焰轮廓不规则以及随机变换,与其他一般的物体轮廓差别很大,所以上述轮廓函数在进行小波变换到频域后又分解为高频信号和低频信号;低频信号包含轮廓本身大致的信息,而高频信号则包含了轮廓细节上的信息,红外火焰轮廓的高频信息与其他一般的物体有比较大的区别,所以为了确定曲线的高频内容,我们用 $x[l]$ 进行一维的小波变换,小波基函数为:

$$[0094] \quad \psi_{a,\tau}(t) = a^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right), a > 0, \tau \in R,$$

[0095] 其中 $\psi(t)$ 为小波母函数, a 为伸缩因子, τ 为平移因子, $\psi_{a,\tau}(t)$ 是依赖参数 a, τ 的小波基函数,一维离散小波变换函数为:

$$[0096] \quad W[j, k] = \sum_{l=0}^{64} x[l] \overline{\psi_{j,k}[l]}$$

[0097] 其中 j 为伸缩因子,代表频域信息, k 为平移因子,代表空间位置,

$$\psi_{j,k}[l] = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi\left(\frac{l}{2^j} - k\right) \quad \overline{\psi_{j,k}[l]} \text{ 是 } \psi_{j,k}[l] \text{ 的复共轭};$$

[0098] 计算出频域小波信号 $W[j, k]$ 后,设定一个阈值 j_r ,当 $j > j_r$ 时的信号值为高频信息

$w_H[j, k]$, 当 $j < j_T$ 的信号值为低频信息 $w_L[j, k]$, 高频带的红外小波火焰信号的变化比一般的物体的小波信号有很大的差异, 所以高波段的能量与低波段的能量比可以作为一个判别火焰的特征:

$$[0099] \quad \rho = \frac{\sum_k |w_H[j, k]|}{\sum_k |c_L[j, k]|}。$$

[0100] E、火焰特征 SVM 分类判别;

[0101] 火焰特征 SVM 分类判别是将步骤 D 中的各个火焰特征输入 SVM 分类器中, 并将其与训练样本通过 SVM 分类器后得到的分类函数进行匹配, 从而完成分类判别; 其中, 训练样本为 (x_i, y_i) , 相应的分类函数为:

$$[0102] \quad f(\bar{x}) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(\bar{x}_i, \bar{x}) + b^*\right),$$

[0103] 其中 b^* 是分类阈值, 当 $f(\bar{x}) > 0$ 时, x 就属于该类, 否则就不属于该类。

[0104] SVM 分类器在使用之前必须要收集大量正负训练样本, 并提取特征, 从而完成分类器模型函数的建模。应用过程中, 首先加载分类器数据文件, 初始化分类判别函数模型, 然后提取火焰特征, 输入到分类器模型函数, 得到分类判别结果。

[0105] F、利用贝叶斯分类器进行分类决策;

[0106] G、通过步骤 F 的数据判定是否有火灾发生。

[0107] 步骤 F 中所述的利用贝叶斯分类器进行分类决策, 主要判据为步骤 E 中分别利用 SVM 进行训练得到各个特征的分类器, 然后再利用最小错误率的贝叶斯决策融合进行判断识别火焰, 贝叶斯公式为:

$$[0108] \quad P(\omega_j | x) = \frac{p(x | \omega_j) P(\omega_j)}{\sum_{i=1}^2 p(x | \omega_i) P(\omega_i)} \quad \text{其中 } j = 1, 2,$$

[0109] 如此步骤 G 中判定是否发生火灾则基于最小错误率的贝叶斯决策规则: 如果 $P(\omega_1 | x) > P(\omega_2 | x)$, 则把 x 归类于为正常状态, 反之 $P(\omega_1 | x) < P(\omega_2 | x)$, 则把 x 归类于危险状态, 就此进行红外森林火灾的识别。

[0110] 如上所述, 便可很好的实现本发明。

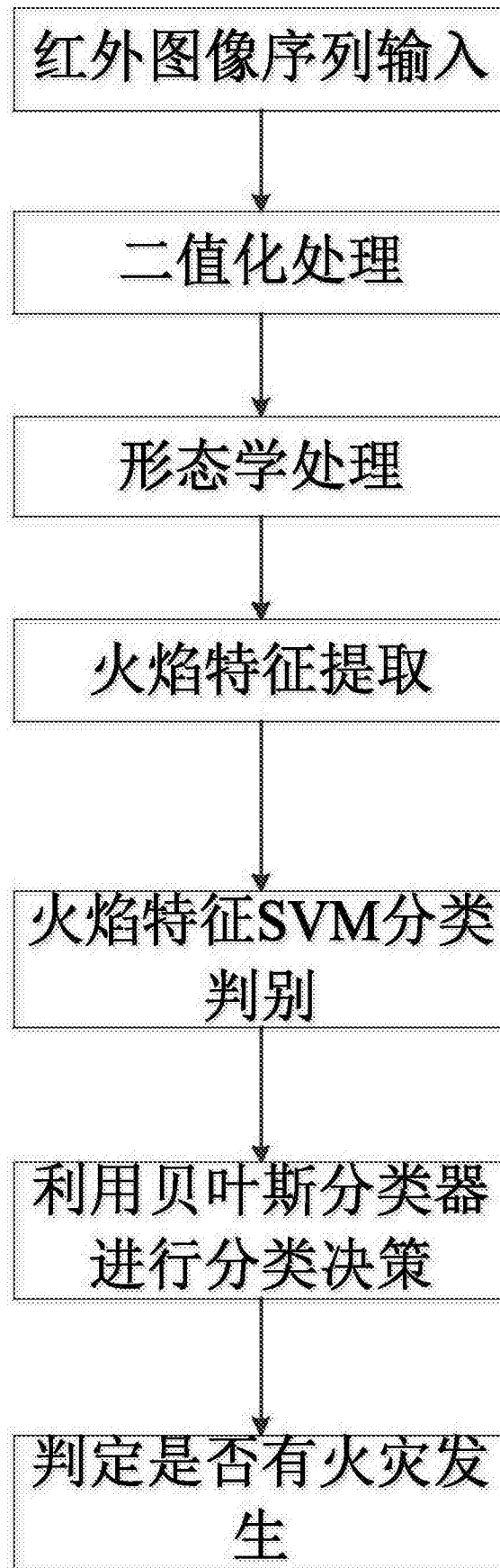


图 1

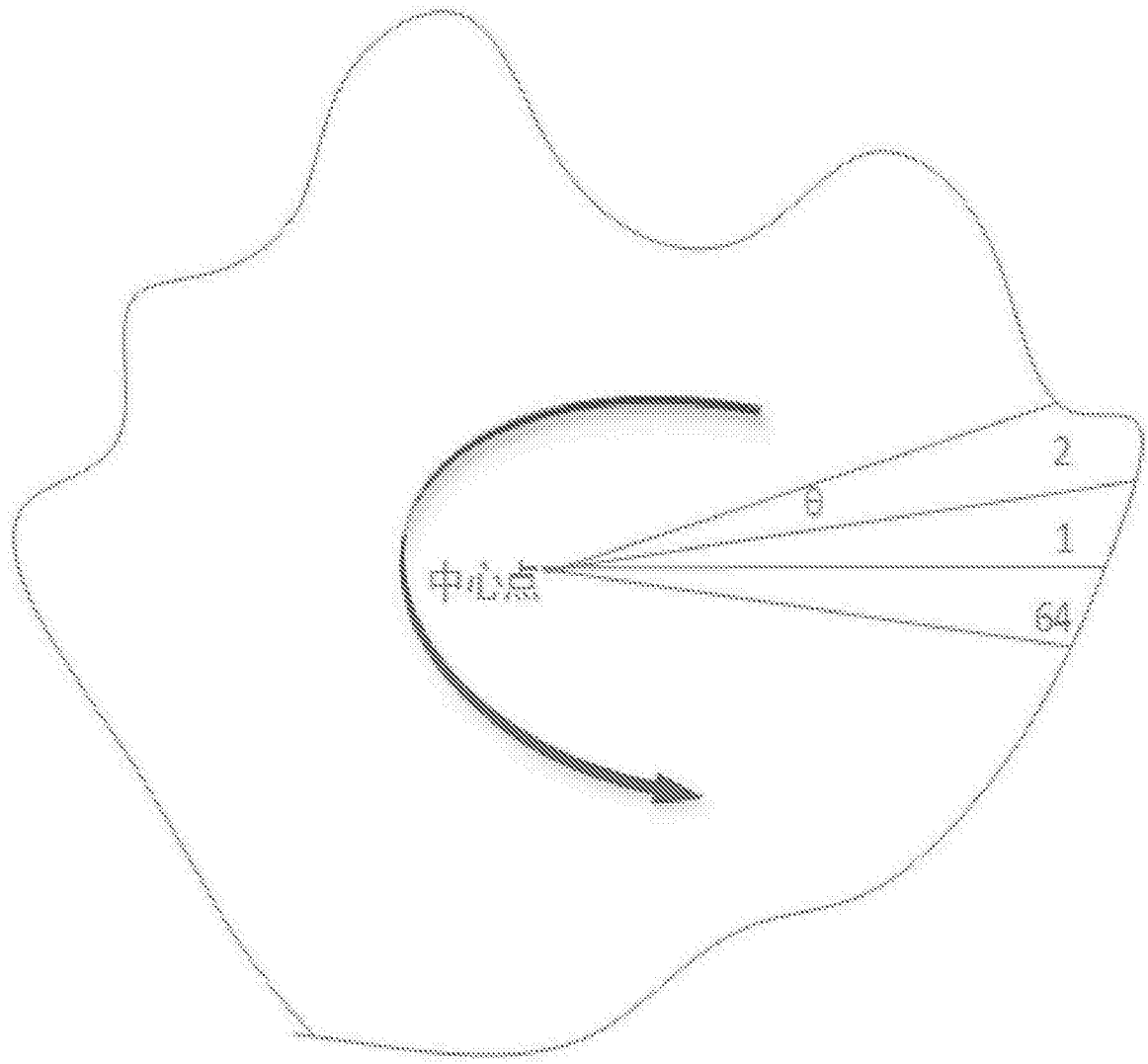


图 2