

基于图像处理的森林烟火检测系统

武桂林, 吴昊, 张蓉, 李阳

(安徽大学电子信息工程学院, 安徽合肥 230601)

摘要:为了能够在多种检测环境中,对森林烟火实现较为精准的定位,达到降低大规模森林火灾发生的可能性,文中研究了视频中基于慢运动物体检测、烟雾颜色区域检测、上升烟区检测、阴影检测与去除等四个子算法;利用最小均方算法对以上四个子算法进行加权;结合 OpenCV 图像分析处理技术和 C++ 编程,设计了基于图像处理的森林烟火检测系统。实验结果表明,系统具有自动化、智能化程度高,对运行环境要求宽松,使用简单便捷等诸多优点。

关键词:烟火检测;最小均方算法;决策函数;加权

中图分类号:TP393

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2013)10-0227-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2013.10.057

Wildfire Detection System Based on Image Processing

WU Gui-lin, WU Hao, ZHANG Rong, LI Yang

(College of Electronics and Information Engineering, Anhui University, Hefei 230601, China)

Abstract: In order to accurately find the location of the fire and make the forest fire losses to a minimum degree in a variety of detection environment, fire detection based on four algorithms like slow moving video object detection, smoke-colored region detection, rising video object detection and shadow detection and elimination is researched. Sub-algorithms are weighted using least mean square. Wildfire detection system based on image processing combining OpenCV image analysis processing technology and C++ programming is designed. Experimental results show that the system has high automation and intelligence, loose requirements of runtime environment, convenient operating and many other advantages.

Key words: wildfire detection; least mean square; decision function; weighting

0 引言

众所周知,森林火灾是人类所面临的最重要的自然灾害之一。据统计,全世界每年发生森林火灾几十万起,受灾面积达到几百万公顷,约占森林总面积的0.1%^[1]。在我国,森林火灾67.6万次,平均受害森林面积82.1万hm²,年均森林受害率为0.63%,大约占世界每年森林火灾的次数的14%,年均森林火灾受害面积为世界的20%^[2]。森林火灾的发生,既毁灭了大量的林木,同时又对人类的生命财产以及生态环境造成了巨大的危害。如果在火灾的初期能够及时发现预警,就能将火灾损失降到最低。

对于森林火灾的预报预测研究,国内已经开发出像基于WEB与3S防火智能决策支持系统^[3],基于CIS森林火灾预报预测模型^[4],基于灰色系统理论的森林火灾预测模型^[5]等,此外也有借助于遥感的检测

方法^[6-8]。在国外,则有采用纹理分析方法^[9]和使用空间数据^[10-12]进行火灾检测的例子。而文中设计的系统是借助计算机图像处理技术,在研究烟火普遍特性的基础上,用四个不同的子算法以及最小均方算法(Least Mean Square, LMS)来对火灾进行检测。避免了市场上现有的相关产品无法取代传统人工检测方式的不足,具有较好的自适应能力。一系列的测试结果表明,由于忽略了地形天气的差异,旨在研究烟火的普遍特性,此系统能够在多种检测环境中,对森林烟火实现较为精准的定位,达到降低大规模森林火灾发生的可能性。

火灾检测算法主要依据四个子算法:视频中慢运动物体检测,烟雾颜色区域检测,上升烟区的检测和阴影检测和去除。每个算法都是在摄像头的可视范围内单独检测火灾的存在情况,决策值最终由自适应算法进行结合。算法的初始权值由实际的火灾视频得到。

收稿日期:2012-12-01

修回日期:2013-03-07

网络出版时间:2013-05-09

基金项目:教育部博士点基金(20113401130001);安徽大学大学生科研训练计划项目(KYXL20110057)

作者简介:武桂林(1990-),女,研究方向为图像处理。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20130509.1058.032.html>

在初始建立时,它们通过 LMS 进行更新,误差值被定义为各子算法组成值与决策者的决定值之间的过量差值。系统中,决策者就是安全护卫者。子算法的结合决策值将产生明显的错误警报。因此系统会向决策者发出请求以证实是否发出火灾警报。通过这种方式,使用者实际上是参与了学习的过程。

1 烟火检测算法的构建

烟火检测算法中的四种子算法分别对应四个决策函数 $D_1(x, n)$, $D_2(x, n)$, $D_3(x, n)$, $D_4(x, n)$, 每个函数的值分别对应表示第 n 帧位于 x 处的像素。子算法的决策函数 $D_i(x, n)$, $i = 1 \cdots 4$ 不产生二进制值 1 (正确) 或 -1 (错误), 而是位于 1 至 -1 之间的实数。如果此数为正值, 就认为在观察的区域有火灾, 为负值则认为无火灾。决策函数的输出值代表着子算法的置信度, 值愈大, 算法越可信。下面分别对这四种子算法进行介绍。

1.1 视频中慢运动物体检测

视频中以同样速率运动的远距离物体相对于近距离物体要看似慢一点。假设摄像头固定, 可对视频建立 2 个背景: $B^{\text{fast}}(x, n)$ 和 $B^{\text{slow}}(x, n)$ 。 n 表示视频的帧数, x 表示帧图像的像素点的位置, 而 $B(x, n)$ 则表示第 n 帧的图像的第 x 位置的像素点的灰度值。采用背景帧差法来检测观察区域的变化情况。两个背景的更新速率是不同的, 其中 $B^{\text{fast}}(x, n)$ 为每一帧变化一次, 针对不同的视频, 它的帧率是不同的, 可以先求出视频的帧率 f_p , 则 B^{fast} 是每 f_p 帧更新一次。而 $B^{\text{slow}}(x, n)$ 则为每一秒变化一次。

位于第 $n + 1$ 背景图像 $B(x, n + 1)$ 是由图像帧 $I(x, n)$ 和背景图像 $B(x, n)$ 按照公式(1)的计算更新得到:

$$B(x, n + 1) = \begin{cases} aB(x, n) + (1 - a)I(x, n) & \text{如果 } x \text{ 是固定的} \\ B(x, n) & \text{如果 } x \text{ 是可移的} \end{cases} \quad (1)$$

其中, 图像帧 I 的值为视频位于 x 处的第 n 帧图像的灰度值。 a 为参数, 对于 $B^{\text{fast}}(x, n)$ 和 $B^{\text{slow}}(x, n)$ 分别取 0.7 和 0.9。以 $B^{\text{fast}}(x, n)$ 为例, 在默认情况下, 初始 $B^{\text{fast}}(x, n)$ 为视频的第一帧图像, 即 $B(x, 1) = I(x, 1)$ 。当 $n > 1$ 时, $B^{\text{fast}}(x, n)$ 将随着 x 位置的像素点是否为静态而更新:

(1) 当第 n 帧图像的第 x 位置的像素点为静态时, 则

$$B(x, n + 1) = aB(x, n) + (1 - a)I(x, n) \quad (2)$$

(2) 当第 n 帧图像的第 x 位置的像素点为动态时, 则此像素点背景不变, 即

$$B(x, n + 1) = B(x, n) \quad (3)$$

当 $I(x, n) - I(x, n - 1) > t_n$ 且 $I(x, n) - I(x, n - 2) > t_n$ 时: 此像素为动态; 否则为静态。其中 t_n 为设置的阈值, 在程序中设为常量值 2。由此得到 $B^{\text{fast}}(x, n)$ 后, 可以用同样的方法计算出 B^{slow} , 唯一的区别就是背景的更新速率。在获得两个背景之后, 对快慢背景做帧差, 可初步对视频中的慢运动物体进行检测。

再定义函数 $D_1(x, n)$, 如公式(4)所示。

$$D_1(x, n) = \begin{cases} -1 & \text{如果 } |B^{\text{fast}}(x, n) - B^{\text{slow}}(x, n)| \leq T_{\text{low}} \\ 2 \frac{|B^{\text{fast}}(x, n) - B^{\text{slow}}(x, n)| - T_{\text{low}}}{T_{\text{high}} - T_{\text{low}}} - 1 & \text{如果 } T_{\text{low}} \leq |B^{\text{fast}}(x, n) - B^{\text{slow}}(x, n)| \leq T_{\text{high}} \\ 1 & \text{如果 } T_{\text{high}} \leq |B^{\text{fast}}(x, n) - B^{\text{slow}}(x, n)| \end{cases} \quad (4)$$

其中 $T_{\text{low}} = 10$, $T_{\text{high}} = 30$ 。利用公式(4)的结果, 可以求出函数 $D_1(x, n)$ 。得到每一点的 $D_1(x, n)$ 后转化成 $[-1, 1]$ 的矩阵, 再将它转化为 $[0, 255]$ 的灰度图像进行显示, 可以得到烟雾区域的结果图像。但是当烟雾与摄像机的距离超过 5 km 时, 烟雾在视频中会显示的更加缓慢, 因此, 快慢背景的区别很小, 既不能用 $B^{\text{fast}}(x, n)$ 也不能用 $B^{\text{slow}}(x, n)$ 进行描述。为了获得较大的差值, 可以将公式(4)中的 $B^{\text{fast}}(x, n)$ 用 $I(x, n)$ 替换。

1.2 烟雾颜色区域检测

当慢运动区域被检测到时, 还要对颜色成分进行分析。构成烟雾的主要成分是水蒸气和碳化物。在火灾初始时刻具有很高的亮度值和较低的色度值, 因此设定的决策函数要具备处理这些情况的能力。针对烟雾的各种化学性质, 通过获得图像的 RGB 值来获得 YUV, 其中, Y 表示亮度信息, U 和 V 均表示色度信息。烟雾区域能够在 YUV 空间中通过设置阈值进行识别。YUV 与 RGB 颜色空间的转化可由公式(5)来实现:

$$\begin{cases} Y = 0.299R + 0.58G + 0.114B \\ U = -0.147R - 0.289G + 0.436B \\ V = 0.615R - 0.515G - 0.100B \end{cases} \quad (5)$$

定义决策函数 $D_2(x, n)$ 如下:

$$D_2(x, n) = \begin{cases} 1 - \frac{|U(x, n) - 128| + |V(x, n) - 128|}{128}, & \text{如果 } Y(x, n) \geq T_1 \\ -1, & \text{其他情形} \end{cases} \quad (6)$$

函数值 $D_2(x, n)$ 的范围为 $[-1, 1]$, $Y(x, n)$,

$U(x, n), V(x, n)$ 表示第 n 帧时位于 x 处的亮度和色度值且可通过已知的 RGB 值进行计算。 T_1 是经验值(实验中设置为 100)。当每一点的 $D_2(x, n)$ 计算出之后,可仿效 1.1 节的 $D_1(x, n)$ 函数,将其转化为灰度图进行显示。

1.3 上升烟区的检测

在火灾的初期,烟雾会有向上发展的趋势。这一特征可用三状态的马尔可夫模型来描述。对于烟火区与云荫区分别设立两个模型 λ_1 和 λ_2 ,而慢移动区当前最高点的行号作为特征信号,即 $F = f(n)$ 。每一个模型有三种状态 S_1, S_2, S_3 , 分别代表上升态,下降态和定态。 S_1 表示当前帧的最高点行号小于前帧的最高点行号,处上升状态; S_2 表示当前帧的最高点行号大于前帧的最高点行号,处下降状态; S_3 表示当前帧的最高点行号等于前帧的最高点行号,处不变状态。由慢移动物体监测算法得到一系列特征信号序列 F 带到模型中,分别得到烟火区概率 p_1 , 云荫区概率 p_2 ,再由公式(7)可得决策函数 $D_3(x, n)$ 如下:

$$D_3(x, n) = \frac{p_1 - p_2}{p_1 + p_2} \quad (7)$$

当获得的 $D_3(x, n)$ 趋近于 1,表明 $p_1 \gg p_2$,则该区域是烟火区;接近于 -1,表明 $p_1 \ll p_2$,则该区域是云荫区。

1.4 阴影检测和去除

慢移动云影是导致火灾检测系统产生错误的主要来源。可惜的是,云荫区与火灾区一样都具有很低的 U, V 值。因此为了真实反映火灾的存在情况,必须对云荫区进行检测和移除,决策函数 $D_4(x, n)$ 就是在这个基础上提出来的。设 $I(x, n)$ 为视频图像, $B(x, n)$ 为慢移动彩色背景图像(慢移动物体监测算法的慢移动背景图像是灰度图)。算法步骤如下:

第 1 步:假设慢运动区域已经被检测出来,若 $S(n)$ 表示 $I(x, n)$ 的慢运动区域,则可由公式(8)算出平均颜色向量:

$$\begin{aligned} \mathbf{c}_{i,s}(n) = \\ \frac{1}{A_{S(n)}} \left(\sum_{x \in S(n)} r_i(x, n), \sum_{x \in S(n)} g_b(x, n), \sum_{x \in S(n)} b_b(x, n) \right) \end{aligned} \quad (8)$$

其中, $A_{S(n)}$ 表示慢移动区的面积 $S(n)$, 即像素个数之和。 $\sum_{x \in S(n)} r_i(x, n)$ 表示 $S(n)$ 内的 R 值之和,后面二项分别为 G 值和 B 值之和。最终 $S(n)$ 内的 R, G 和 B 的均值组成了该向量。

第 2 步:同理可由公式(9)得另一个平均颜色的向量:

$$\mathbf{c}_{\bar{b},s}(n) =$$

$$\frac{1}{A_{S(n)}} \left(\sum_{x \in S(n)} r_b(x, n), \sum_{x \in S(n)} g_b(x, n), \sum_{x \in S(n)} b_b(x, n) \right) \quad (9)$$

此向量和上述向量的唯一区别就是 R, G 和 B 的值是从背景图像 $B(x, n)$ 中取出,而非 $I(x, n)$ 中。

第 3 步:与 $D_1(x, n), D_2(x, n)$ 和 $D_3(x, n)$ 函数类似, $D_4(x, n)$ 也是一个与视频同宽高的矩阵,它的计算公式如(10)所示:

$$D_4(x, n) = \begin{cases} \frac{4|\theta(x)|}{\pi} - 1, & \text{如果 } |\mathbf{c}_{i,s}(n)| < |\mathbf{c}_{\bar{b},s}(n)| \\ -1, & \text{如果 } |\mathbf{c}_{i,s}(n)| > |\mathbf{c}_{\bar{b},s}(n)| \end{cases} \quad (10)$$

在第 1 步和第 2 步分别求出向量 $\mathbf{c}_{i,s}(n)$ 和 $\mathbf{c}_{\bar{b},s}(n)$ 之后,可以确定它们的向量模长大小。若 $|\mathbf{c}_{i,s}(n)| > |\mathbf{c}_{\bar{b},s}(n)|$, 则 $D_4(x, n)$ 矩阵的所有元素均为 -1, 否则该矩阵内部任一位置 x 的值 $D_4(x, n) = \frac{4|\theta(x)|}{\pi} - 1$ 。其中 $|\theta(x)|$ 为两个颜色向量的夹角,范围取 $0 \sim 90$ 度。 $|\theta(x)|$ 的具体求法:

设 $\vec{I}(x, n)$ 由 $I(x, n)$ 的第 x 个位置的像素点的 R, G 和 B 组成,即

$$\vec{I}(x, n) = (R_i(x, n), G_i(x, n), B_i(x, n)) \quad (11)$$

同理 $\vec{B}(x)$ 由 $B(x, n)$ 的第 x 个位置的像素点的 R, G 和 B 组成,即

$$\vec{B}(x) = (R_b(x, n), G_b(x, n), B_b(x, n)) \quad (12)$$

则 $|\theta(x)|$ 为 $\vec{I}(x)$ 和 $\vec{B}(x)$ 的夹角,用弧度制表示。

1.5 用 LMS 算法进行加权

在给定点的决策值是由四个子算法 D_1, D_2, D_3, D_4 的线性组合来最终获得,用以确定此点是否存在火灾。如果将均等的权值分配到每一个子算法上,然后组合成最终决策算法,由于它没有任何的学习能力,这将产生一个无适应能力的算法。另一方面,烟火检测算法实际上是一个动态的过程。在森林区域中有着大量的区域差异,并且在同一区域还有着许多的暂时性的变化。因此,对于稳定的烟火检测算法,具有自适应性显得尤为重要。而 LMS 算法就成了笔者的选择。LMS 算法是目前最广泛运用的一种过滤算法。在文中的系统中决策值由四种子算法线性结合得到,并且各子算法的权值是由 LMS 算法来进行自动更新。下面就介绍一下 LMS 算法实现的大致步骤。

在对权值的调整中, LMS 算法有着重要的作用。当获得四个子算法的值之后,可以采用最小均方算法

来进行加权,用 $D(x,n) = [D_1(x,n) \cdots D_M(x,n)]^T, M = 4$,代表烟火检测算法的四个子算法在 x 处的置信度组成的向量。 $W(n) = [W_1(n) \cdots W_M(n)]^T$ 为当前权值向量。在程序开始时,令 $W_i(0) = 1/4$,估计值 $\hat{y}(x,n)$ 由公式(13)得:

$$\hat{y}(x,n) = D^T(x,n) W(n) = \sum_i W_i(n) D_i(x,n) \tag{13}$$

其中, $\hat{y}(x,n)$ 用来对图像上的每一点的实际决策值 $y(x,n)$ 进行估算。若 $\hat{y}(x,n) \geq 0$,则最终结果 $y(x,n) = 1$,否则 $y(x,n) = -1$ 。而实际值与估计值 $\hat{y}(x,n)$ 的误差 $e(x,n)$ 由 $e(x,n) = y(x,n) - \hat{y}(x,n)$ 计算得到,被用来对 $W_i(n)$ 进行更新,更新公式如下:

$$W_i(n) \leftarrow W_i(n) + \mu \frac{e(x,n)}{\|D(x,n)\|_2} D_i(x,n) \tag{14}$$

其中 μ 为 0 到 2 之间的值。于是在得到每一帧的图像上的每一点 $y(x,n)$ 后,可形成一个关于最终结果的矩阵,“1”代表有火,“-1”代表无火,然后可对烟火区进行画框标识。

2 实验结果

以上四个基本算法以及加权算法所对应的算法流程如图 1 所示。

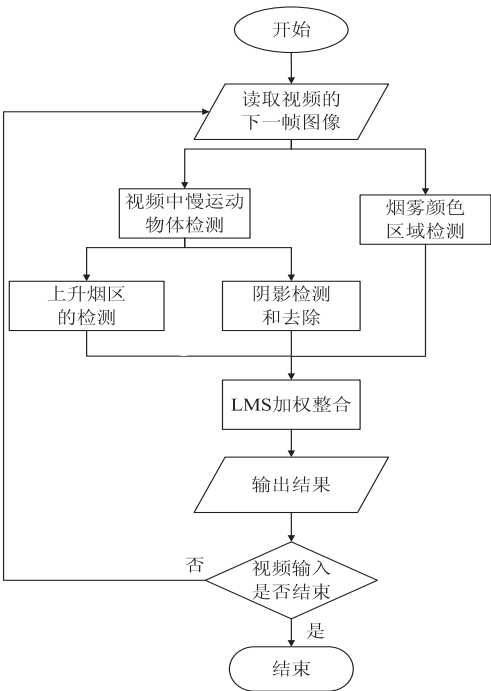


图 1 算法流程图

在此基础上,设计了烟火检测系统。载入视频以后,首先系统会移除干扰物体。然后通过算法识别烟火区,并用黑色方框标注出来。随着烟火的移动,该黑

色方框会随之移动。实验结果如图 2 ~ 图 6 所示。从结果中可以看出,该系统能够对烟火区进行有效地识别。

3 结束语

文中在研究了四种子算法和一个加权算法的基础



图 2 未载入视频



图 3 移除干扰物体



图 4 画出烟火区



图 5 检测区域随烟火移动



图 6 烟火熄灭

上,用 OpenCV 设计了烟火检测系统。实验结果表明了该系统的有效性。

参考文献:

[1] 舒立福,田晓瑞,李 红.世界森林火灾状况综述[J].世界林业研究,1998,11(6):41-47.

[2] 舒立福,田晓瑞,姚树人.2000 年全球森林火灾评述[J].世界林业研究,2001,14(5):21-25.

[3] 王霓虹.基于 WEB 与 3S 技术的森林防火智能决策支持系统的研究[J].林业科学,2002,38(3):114-119.

[4] 徐爱俊,李清泉,方陆明,等.基于 GIS 的森林火灾预报预测模型的研究与探讨[J].浙江林学院学报,2003,20(3):285-288.

[5] 傅泽强,孙启宏,蔡压龙,等.基于灰色系统理论的森林火灾预测模型研究[J].林业科学,2002,38(5):95-100.

[6] 李 建,陈晓玲,陆建忠,等.森林火灾遥感监测方法适用性研究[J].华中师范大学学报(自然科学版),2011,45(3):485-489.

[7] 郭朝辉,元雪勇,龚压丽,等.环境减灾卫星影像森林火灾监测技术方法研究[J].遥感应用,2010(4):85-88.

[8] 梁 杰,张丽红,李 林.HSI 和区域生长结合的火灾图像分割方法[J].计算机技术与发展,2012,22(1):191-194.

[9] Toreyin B U. Fire Detection Algorithms Using Multimodal Signal and Image Analysis [D]. Bilkent: Bilkent University, 2009.

[10] Menaka E, Kumar S S. Forest Fire Detection Using Texture Analysis[J]. International Journal of Computer Applications in Engineering Sciences, 2011,1(1):64-68.

[11] Angayarkkani K, Radhakrishnan N. An Intelligent System for Effective Forest Fire Detection Using Spatial Data[J]. International Journal of Computer Science and Network Security, 2009,9(3):202-208.

[12] Boles S H, Verbyla D L. Comparison of Three AVHRR-based Fire Detection Algorithms for Interior Alaska [J]. Remote Sensing of Environment, 2000,72(1):1-16.

(上接第 226 页)

国人民公安大学出版社,2002:35-36.

[3] 董有才.双交叉口交通流实时优化控制方案的研究[D].上海:上海交通大学,2006.

[4] Miller A J. Settings for fixed-cycle traffic signals[J]. Oper Res Quart, 1963,14(4):373-386.

[5] Trabia M B, Kaseko M S, Ande M. A two-stage fuzzy logic controller for traffic signals[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 1999,7(6):353-367.

[6] Roozmond D A. Using intelligent agent for proactive real-time urban intersection control[J]. European Journal of Operational Research, 2001,131(2):293-301.

[7] Chen Xiaofen, Shi Zhongke. Real-coded genetic algorithm for signal timings optimization of a signal intersection [C]//Proceeding of First International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Beijing: [s. n.], 2002:1245-1248.

[8] 承向军,常歆识,杨肇夏.基于 Q-学习的交通信号控制方法[J].系统工程理论与实践,2006,26(8):136-140.

[9] 朱 理.克隆选择算法在城市道路交通信号控制中的应用研究[D].湘潭:湘潭大学,2010.

[10] 曹 洁,苏玉萍,吴国龙,等.城市交通信号灯两级模糊控制及仿真研究[J].交通与计算机,2007,25(1):82-85.

[11] 汤志康,郑积仕,王伟智.基于模糊控制神经网络的单交叉口变相序控制[J].浙江交通职业技术学院学报,2006,7(2):29-32.

[12] 万 伟,陈 峰.基于遗传算法的单交叉口信号优化控制[J].计算机工程,2007,33(16):217-219.

[13] Shandiz H Z, Khosravi M. Intelligent transport system base on genetic algorithm[J]. World Applied Sciences Journal, 2009,6(7):908-913.

基于图像处理的森林烟火检测系统

作者：[武桂林](#)，[吴昊](#)，[张蓉](#)，[李阳](#)，[WU Gui-lin](#)，[WU Hao](#)，[ZHANG Rong](#)，[LI Yang](#)
作者单位：[安徽大学 电子信息工程学院, 安徽 合肥, 230601](#)
刊名：[计算机技术与发展](#)

ISTIC

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：2013(10)

本文链接：http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201310057.aspx