

文章编号: 2095-2163(2020)03-0313-05

中图分类号: TP212

文献标志码: A

基于 SVM 的火灾警报系统传感器组合优化研究

朱江, 徐梦瑶, 李达, 宋大成, 高福海

(上海工程技术大学 航空运输学院, 上海 201620)

摘要: 为了提高对火灾的监控, 提高火灾警报系统的灵敏性与可靠性, 本文将温度传感器、烟雾传感器、一氧化碳传感器、二氧化碳传感器和氧气传感器的数据进行处理转换, 作为 SVM 算法的输入, 利用 SVM 算法的分类泛化能力对火灾进行精准的识别, 最后求得最佳性能的探测器类型的组合。在国内尚未对各类常用传感器的组合进行评估的情况下, 本文全面而精准地测算了上述五类传感器各种组合在实验中的优劣, 并且得出在精确度足够高的情况下, 成本最低最具性价比的传感器组合为: 温度传感器、烟雾传感器和一氧化碳传感器。

关键词: 火灾; 探测器; 组合; SVM

Research on sensor combination optimization of fire alarm system based on SVM

ZHU Jiang, XU Mengyao, LI Da, SONG Dacheng, GAO Fuhai

(School of Air Transportation, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

[Abstract] In order to improve the monitoring of fire disaster and improve the sensitivity and reliability of fire alarm system, the data of temperature sensor, smoke sensor, carbon monoxide sensor, carbon dioxide sensor and oxygen sensor are processed and converted, which is used as input data of SVM algorithm. The classification generalization ability of the SVM algorithm accurately identifies the fire disaster, and obtains the combination of the detector types with the best performance based on the experimental results. This paper accurately measures the advantages and disadvantages of the various combinations of the above five types of sensors in the experiment, and finds that in the case of high accuracy, the lowest and most cost-effective sensor combination is: temperature sensor, smoke sensor and carbon monoxide sensor.

[Key words] fire disaster; detector; combination; SVM

0 引言

火灾是人类生活中造成财产损失的严重事故之一, 如何有效地监控火灾并且及时地遏制火灾的蔓延扩大是亟需人们正视并着重解决的根本性问题。目前, 常见的火灾警报系统存在以下的问题。一方面, 现如今常见的单种火灾探测传感器只能感应和描述火灾发展过程中的某一方面特定的信息, 如气体式火灾报警器、温感式火灾报警器, 因此会导致漏报、误报率高等问题^[1]; 另一方面, 个别采用多传感器的火灾警报系统直接采用大量的原始数据没有对火灾进行总体评估, 并且会产生大量的冗余信息造成信息过载。因此, 在现有的多传感器火灾探测技术的基础上, 本文对于多传感器的数量与种类的组合进行了重点的研究。

迄今为止, 已有众多学者对此进行了大量研究。王学贵^[2]测试了3种神经网络模型在多传感器融合下火灾探测的错误率、灵敏度等性能, 结果表明 PNN 神经网络有着较高的分类性能。杨娜娟等人^[3]提出了一种基于支持向量机的图像型火灾探

测算法, 结果表明支持向量机克服了神经网络容易过学习、容易陷入局部极小点等不足, 支持向量机的图像型火灾探测算法识别准确率高, 对于小样本、高维数、非线性的分类问题效果显著。张建华等人^[4]将温度传感器、烟雾传感器、二氧化碳传感器和一氧化碳传感器探测到的数据作为多分类 SVM 的输入, 结果表明 SVM 有很强的抗干扰能力, 能够精确地识别火灾。孙福志等人^[5]提出了一种基于粗糙集—支持向量机的识别算法, 将各类传感器数据精简, 除去冗余信息, 利用 SVM 泛化和非线性逼近能力准确识别火灾情况。结果表明该算法对火灾识别精度高、速度快、抗扰性好、非线性能力强, 且适用范围广。

以上文献均证明了 SVM 算法在火灾识别领域具有很高的实用价值, 在该领域有着识别速度快、抗干扰性好的优点, 针对火灾识别这类小样本、非线性问题效果显著。

综上所述, 这些文献均是以识别的精准性为目的, 但在实际应用中各类传感器组合的成本也是必

作者简介: 朱江(1995-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 数据处理分析。

收稿日期: 2019-12-10

须纳入考量的,因此,本文的重点则旨在探究常用的几类传感器各种组合的优劣,并且在精确率足够高的情况下按照成本将各类传感器组合进行排序,在理论上完善这一领域的研究,最终在实际中准确测量出在精确率足够高的情况下,其成本最低的传感器组合。

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)由于在解决小样本、非线性、高维数及局部极小点等实际问题中表现出很多特有的优势,因此本文采用SVM来处理多传感器采集的信号^[6],通过选择核函数,将各传感器输出的信息作为输入,通过SVM进行火灾信号处理识别,报警装置根据SVM识别的结果来判断是否启动火灾报警器和灭火装置。

1 多传感器火灾报警系统设计

1.1 火灾探测的信息分类及选择

在火灾过程中,燃烧物在燃烧过程中会产生众多的燃烧物质,并且会伴随着火、光以及温度的升高。因此在火灾探测中可以利用的火灾信息很多,通常根据场所环境、结构以及预期火灾的类型不同选取合适的探测器^[7]。对此拟做阐释分述如下。

(1)气态燃烧物。在火灾时,物质的燃烧会大量地产生CO和CO₂这两种气体,使得这两种气体的含量比在正常环境下高出许多。因此,可以利用这两种气体作为检验火灾发生的参考,但在较为封闭的空间内,人类的呼吸也会导致CO₂含量的升高。

(2)烟雾。火灾过程中会产生许多固态高温物体,也就是烟雾。其中,主要有未燃烧的杂质以及可燃物裂解而成的微粒物质。一般在火灾的早期会产生大量烟雾,因此通常情况下,烟雾也可作为火灾探测的重要参考。

(3)温度。火灾过程中,可燃物的燃烧会释放大量的热量,使得周围环境温度升高。特别在明火环境中,温度会出现非常明显的升高现象。

(4)热辐射。火灾中,可燃物的燃烧会产生火焰,火焰是反应的气体及固体的混合物,会释放可见光、红外线,甚至是紫外线,其发射光谱依燃烧物质的化学成分及中间产物而定。

多传感器火灾探测的主要方面是火灾探测的特征数量和特征类型的组合。目前,温度、烟雾、气体和图像探测是最常用的火灾探测探测特征。其中,图像火灾特征的探测受建筑结构的影响很大,例如房间结构和柱子的遮挡会给图像探测造成困难;并且,成本和体积也是制约图像探测的重要因素,因此,在复杂结构的建筑中,图像探测的应用非常受限。

在探测器数量方面,随着火灾探测器种类的增

加,探测系统经济效益会极大地降低,当探测器种类超过6个,在实际情况中便会由于成本问题而不具备实用价值;然而如果探测器种类为2个,在实际生活中往往会出现一个探测器损坏或是发生零点漂移的问题,即2个探测器得出的结果出现矛盾,不能够确定真实的现场情况^[8];因此,本文将考虑传感器由3~5种的组合状况。

1.2 火灾报警系统设计

火灾探测器探测特征量的选择关系到火灾探测的灵敏性与抗干扰性,因此探测特征量的选择至关重要。综合考虑火灾探测的灵敏度与实验数据的可获得性,本文选择了火灾发生的温度、烟雾质量、CO浓度、CO₂浓度及O₂浓度作为火灾报警系统同时测量的参数^[9]。

基于SVM的多传感器融合的火灾报警系统模型如图1所示。首先,多传感器对环境实时监控,对环境各个特征信息进行收集;然后,将收集的数据经过预处理与转换,再进行归一化,成为SVM能够识别并直接处理的数据;最后,通过SVM的处理与判别对火灾的是否发生得出预估的结果,终端的报警器再根据结果判断是否发出警报。

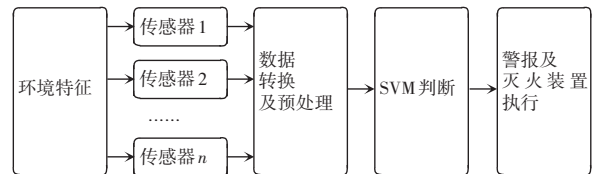


图1 基于SVM的火灾报警系统

Fig. 1 Fire alarm system based on SVM

2 SVM在火灾报警中的应用

2.1 SVM的原理

SVM是一种在高维或无限维空间中构造超平面或超平面集合,以实现分类、回归或其他问题的监督式学习模型。该模型可将高维空间的决策问题映射成低维空间的线性分类问题,并通过求解一个凸二次规划问题实现类别间隔最大化,有泛化能力强和适用于小样本分析的特点,是目前最常用且效果最好的分类器之一。

给定一个线性可分的 n 点测试集 $\{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$,其中 $x_i \in R^n$ 表示样本点, $y_i \in \{-1, 1\}$ 表示样本点 x_i 所属的类别。SVM的二分类过程相当于求解一个最大间隔超平面,使得属于 $y_i = -1$ 和 $y_i = 1$ 的点集尽量分布在该最大间隔超平面两侧,并且使得该平面与最近的样本点之间的距离最大化。最大间隔超平面示意图如图2所示。

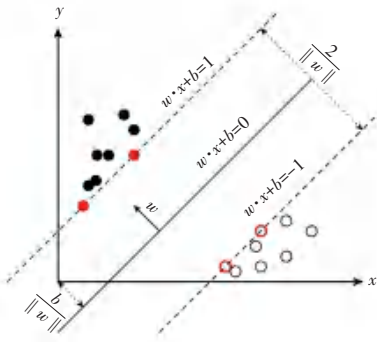


图 2 最大间隔超平面示意图

Fig. 2 Hyperplane diagram of maximum interval

定义一个超平面 $w x + b = 0$, 其中 w 是一个 n 维的参数向量, 该超平面在二维空间中将退化成一条直线。令 $f(x) = w x + b$, 显然 $f(x) = 0$ 是超平面上的点, 不妨设 $f(x) > 0, f(x) < 0$ 分别表示 x 和 $y = 1$ 、及 $y = -1$ 所属的类别, 然后通过求解最优化问题得到最大间隔超平面。此时会用到如下数学公式:

$$\max \frac{1}{\|w\|}, \tag{1}$$

$$\text{s.t. } y_i(w^T x_i + b) \geq 1, i = 1, \dots, n, \tag{2}$$

$$\max \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n a_i a_j y_i y_j x_i^T x_j, \tag{3}$$

$$\text{s.t. } a_i \geq 0, i = 1, \dots, n, \tag{4}$$

$$\text{s.t. } \sum_{i=1}^n a_i y_i = 0, \tag{5}$$

在求解得到对偶问题的最优解 $\{a_1, \dots, a_n\}$ 后,

计算分类函数 $f(x) = w \cdot x + b = \sum_{i=1}^n a_i * y_i(x_i \cdot x_j) + b^*$ 的值, 并根据结果的正负号判断其所属哪一个类别。当输入空间的点集是线性不可分的, 通过引入合适的核函数创建高维空间的非线性分类器, 实现

二分类。其目标函数为:

$$\max \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n a_i a_j y_i y_j k(x_i, x_j), \tag{6}$$

$$\text{s.t. } a_i \geq 0, i = 1, \dots, n, \tag{7}$$

$$\text{s.t. } \sum_{i=1}^n a_i y_i = 0. \tag{8}$$

其中, $k(x_i, x_j)$ 表示核函数。常用的核函数有多项式核函数、高斯核函数和线性核函数等。

2.2 多分类 SVM

SVM 本身是一个二值分类器, SVM 算法最初是为二值分类问题设计的, 当处理多类问题时, 就需要构造合适的多类分类器。本文运用一对一法^[10] (one-versus-one), 具体做法是在任意两类样本之间设计一个 SVM, 因此 k 个类别的样本就需要设计 $k(k-1)/2$ 个 SVM。当对一个未知样本进行分类时, 运算后得票最多的类别即为该未知样本的类别。

3 实验结果及分析

美国国立标准技术研究所^[11] (NIST) 于 2005 年开展了一系列的实验用于研究不同传感器类型在火灾探测警报中的性能, 原始数据可从该机构网站获取, 本文的数据出自随机选取的该研究的部分实验作为基准实验。所选取的实验房屋为单层建筑, 建筑面积为 84.7 m^2 , 本文选取的观测点为 B 点 (main bedroom), 所选取探测器数据也源于 B 点附近。

各传感器实时检测环境特征, 并将数据进行适当的处理与变换。在本实验中, SVM 的所有的输入变量有温度、烟雾、CO 浓度、CO₂ 浓度及 O₂ 浓度, SVM 判断的输出量有 3 类, 分别是: 干扰、阴燃和明火。本文共随机抽取 120 个样本, 部分样本的详细数值见表 1。

表 1 部分样本数据

Tab. 1 Partial sample data

样本编号	观测特征					期望状态
	温度/°C	烟雾/m	CO/Vol%	CO ₂ /Vol%	O ₂ /Vol%	
1	22.810 0	0.008 1	0.000 0	0.230 6	20.950 0	无火
2	25.450 0	0.026 3	0.000 0	0.269 1	21.002 0	阴燃
3	32.800 0	0.249 1	0.012 6	1.545 5	20.691 0	明火
4	40.360 0	0.000 0	0.011 9	1.145 4	20.744 0	明火
5	24.120 0	0.121 2	0.000 0	1.001 4	20.924 0	阴燃
6	36.650 0	0.692 0	0.019 1	1.479 3	20.150 0	明火
7	65.850 0	1.331 3	0.026 1	1.753 9	19.634 0	明火
8	25.400 0	0.030 0	0.000 0	0.270 0	21.030 0	阴燃
9	27.180 0	0.000 0	0.000 0	5.503 9	21.033 0	阴燃
10	22.410 0	0.200 5	0.000 0	1.007 2	20.785 0	无火

对上述的数据进行归一化处理,本文中 choice 进行 Z-Score 的归一化方式,以 8:2 的数据比例进行 SVM 的训练及预测。本文 SVM 使用 R 软件实现,其中在 R 软件中使用了实现 SVM 算法的 R package 为 e1071, SVM 算法的核函数选取高斯核函数 (radial), 分类方法为 C-Classification。

AUC (Area Under Curve) 被定义为 ROC 曲线下与坐标轴围成的面积,显然这个面积的数值不会大于 1。又由于 ROC 曲线一般都处于 $y = x$ 这条直线的上方,所以 AUC 的取值范围在 0.5 ~ 1 之间。AUC 越接近 1.0, 检测方法真实性越高;等于 0.5 时,则真实性最低,无应用价值。

温度、烟雾、CO 浓度组合下的训练集及测试集的 AUC 值如图 3 所示。训练集 AUC 值为 0.978 4, 测试集 AUC 值为 1, 表明 SVM 算法在温度、烟雾、CO 浓度三种传感器组合下能够很好地对火灾的情况进行精确的分类,具有非常高的真实性。进而得到,正确率前三的组合及其测试集混淆矩阵见表 2, 其他不同组合下的 SVM 预测正确率见表 3。

```

> plot(
+ multiclass.default(response = "classclass", as.factor = 0
+ numeric/predict(yvec.nonai), traindata, type = "response"), 0)
data: 45 numeric [predicted] in model, threshold, type = "response"
multi-class area under the curve: 0.9784
> plot(
+ multiclass.default(response = "classclass", as.factor = 0)
+ numeric/predict(xvec.test), testdata, type = "response")
data: 45 numeric [predicted] in model, threshold, type = "response"
multi-class area under the curve: 1
    
```

图 3 温度、烟雾、CO 浓度组合下的训练集及测试集的 AUC 值

Fig. 3 AUC value of training set and test set under the combination of temperature, smoke and CO concentration

表 2 正确率前三的组合及其测试集混淆矩阵

Tab. 2 Combination of the first three correct rates and test set confusion matrix

组合	混淆矩阵	正确率/%	
			干扰
温度、烟雾、CO 浓度	干扰	6 0 0	100
	明火	0 9 0	
	阴燃	0 0 5	
温度、烟雾、CO 浓度、CO ₂ 浓度	干扰	6 0 0	100
	明火	0 9 0	
	阴燃	0 0 5	
烟雾、CO 浓度、CO ₂ 浓度、O ₂ 浓度	干扰	6 0 0	96.4
	明火	0 8 0	
	阴燃	1 0 13	

表 3 其他不同组合下的 SVM 预测正确率

Tab. 3 SVM prediction accuracy under other different combinations

序号	组合	预测正确率/%
1	温度、烟雾、CO 浓度	100
2	温度、烟雾、CO 浓度、CO ₂ 浓度	100
3	烟雾、CO 浓度、CO ₂ 浓度、O ₂ 浓度	96.4
4	温度、CO 浓度、CO ₂ 浓度、O ₂ 浓度	96.4
5	温度、烟雾、CO 浓度、CO ₂ 浓度及 O ₂ 浓度	96.0
6	温度、烟雾、CO 浓度、O ₂ 浓度	95.5
7	温度、烟雾、CO ₂ 浓度	94.4
8	温度、烟雾、CO ₂ 浓度、O ₂ 浓度	91.7
9	温度、烟雾、O ₂ 浓度	91.7
10	烟雾、CO 浓度、O ₂ 浓度	90.3
11	烟雾、CO 浓度、CO ₂ 浓度	87.0

从试验结果分析,温度、烟雾、CO 浓度、CO₂ 浓度的组合与温度、烟雾、CO 浓度的组合正确率最高,测试组所有的样本全部成功预测,获得所有组合中的最佳性能。温度、烟雾、CO 浓度、CO₂ 浓度及 O₂ 浓度的组合正确率为 96%,可能因为 3 种气体浓度的测量造成了数据上的冗余,在无火情状态与阴燃状态之间的分类情况稍有误差。表 2~表 3 中各类别组合中 O₂ 浓度的效果也表现得较为良好,可能是源于实验的地点位于室内,最后烟雾、CO 浓度、CO₂ 浓度的组合正确率最低。

从总体结果看温度、烟雾、CO 浓度、CO₂ 浓度的组合以及温度、烟雾、CO 浓度的组合所预测的正确率很高,因此若要达到较高的精准率,所选组合至少包含温度、烟雾、CO 浓度,同时从结果上也验证了 SVM 算法的优异性,证明其具有较高的灵敏性,并且进一步证实了运用 SVM 进行火灾监控的可行性。

本文以多传感器融合作为基础,以 SVM 算法为核心,探究五类传感器的各种组合的优劣,并且在精准性为前提的情况下,测得以温度传感器、烟雾传感器以及 CO 传感器的组合具有最高的性价比,进一步完善了这一领域的研究。为各类传感器的组合提供了性能以及性价比的参考,既保证了相当可靠的精确性与灵敏性,也考虑了实际使用中的成本问题。并且从侧面也测算出各类传感器的性能优劣,在较为封闭的场所中,氧气传感器具有相当好的性能。

4 结束语

火灾探测是一种非结构问题,实际问题非常复杂,很难用数学模型去精确描述。本文通过对多种探测器的类型及数量的调整,发现温度、烟雾、CO 浓度、CO₂ 浓度和温度、烟雾、CO 浓度组合具有比较优

异的探测性能。基于这两种组合的 SVM 算法具有很高的准确率,较其他的单一传感器火灾报警系统或是其他多传感器火灾报警系统有着更高的效率,能够更为精准地判断识别火情,提高火灾系统的监控能力。分析后若从实际情况来看,在正确率得到保证的情况下,使用温度、烟雾、CO 浓度组合具有最高性价比。

参考文献

[1] HALL D L, LLINAS J. An introduction multisensory data fusion [J]. Proceedings of The IEEE, 1997, 85(1):6.
 [2] 王学贵. 基于多传感器信息融合的火灾危险度分布确定系统研究[D]. 合肥:中国科学技术大学,2013.
 [3] 杨娜娟,王慧琴,马宗方. 基于支持向量机的图像型火灾探测算法[J]. 计算机应用,2010,30(4):1129.
 [4] 张建化,万程,李万里,等. 基于 SVM 的多传感器火灾报警系统[J]. 徐州工程学院学报(自然科学版),2012,27(3):64.

[5] 孙福志,于军琪,杨柳. 火灾识别中 RS-SVM 模型的应用[J]. 计算机工程与应用,2010,46(3):198.
 [6] 赵云涛,王佳,周小平. 基于支持向量机的公共建筑火灾风险评估[J]. 建筑科学,2015,31(3):98.
 [7] 何南南. 多传感器信息融合技术在火灾探测中的应用[D]. 西安:长安大学,2012.
 [8] 李正周,方朝阳,顾园山,等. 基于无线多传感器信息融合的火灾检测系统[J]. 数据采集与处理,2014,29(5):694.
 [9] TSAI C F, YOUNG M S. Measurement system using ultraviolet and multiband infrared technology for identifying fire behavior[J]. Review of Scientific Instruments, 2006,77(1):014901.
 [10] 李侃,黄文雄,黄忠华. 基于支持向量机的多传感器探测目标分类方法[J]. 浙江大学学报(工学版),2013,47(1):15.
 [11] BUKOWSKI R W, PEACOCK R D, AVERILL J D, et al. Performance of home smoke alarms analysis of the response of several available technologies in residential fire settings [R]. Gaithersburg, MD: NIST,2007.

(上接第 312 页)

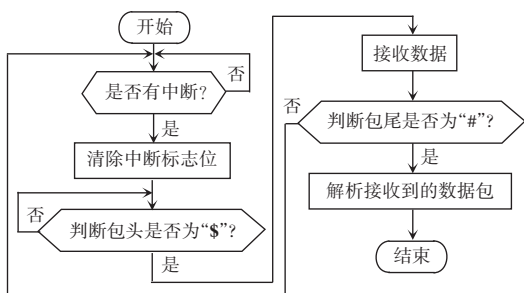


图9 中断处理流程图

Fig. 9 Interrupt processing flow chart

3.2 系统调试

本系统以 STM32F407 为控制核心,经调试,通过手机连接 WiFi 来控制小车进行前、后、左、右和停止的运动,同时摄像头也能通过 WiFi 将所拍摄图像实时传输到手机上显示,在小车运动过程中,转动舵机,即可全方位地巡视到周围环境。系统调试实物如图 10 所示,手机操控面板调试图如图 11 所示。



图10 系统调试实物图

Fig. 10 System debugging physical diagram

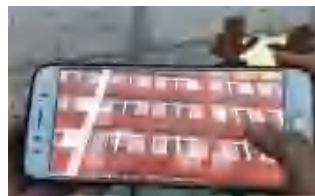


图11 手机操控面板调试图

Fig. 11 Mobile phone control panel debugging diagram

4 结束语

本设计中利用微控制器 STM32F407 为核心控制器,通过 WiFi 模块接收手机操控面板的输入信号、输出电机以及舵机驱动信号,完成了小车的运动功能和舵机转动功能,并通过 3D 打印技术制作了小车外壳,在电机驱动下小车正常运动。该室内视频巡检车可应用于日常生活中,使用者无需亲自巡检,即能全方位监控到商场或游乐园的各个角落,节省人力的同时又可有效地防止儿童滞留在娱乐场所的事件隐患发生。此款室内视频巡检车展现了机械与智能的完美结合,增加了巡检车设计的实用性和科技感,给使用者带来了更多的便利。

参考文献

[1] 疯壳(深圳)科技有限公司. 32 位 ARM 单片机 STM32F407 整板资源介绍 [EB/OL]. [2016-03-16]. https://wenku.baidu.com/view/f23de09c6429647d27284b73f24_2336c1eb9301d.html?from=search.
 [2] 潘锡淀. 直流电机的驱动电路原理及其在自动切纸刀上的应用 [J]. 科技信息(科学·教研),2017(12):114.
 [3] L298P 引脚图片 [EB/OL]. <http://jmaker.banner.tw/blog/l298p.jpg>.
 [4] 网络作者. L298P 中文资料 [EB/OL]. [2019-04-14]. <https://www.docin.com/p-2191346740.html>.
 [5] 网络作者. 3D 打印技术的原理及应用前景 [EB/OL]. [2016-03-16]. <https://wenku.baidu.com/view/3857afe6376baf1ffd4fad7f.html?sxts=1571235036029>.