

基于人工智能技术的火灾探测信息融合系统

广州广东外语外贸大学计算机系(510420) 张 晶

广州广东工业大学自动化学院(510090) 鲍 鸿

摘 要:介绍了人工智能数据融合技术在火灾探测中的应用。针对火情信号固有的特点,采用三层数据融合结构,提出带趋势反馈的火灾数据拟和特征提取算法,用模糊系统进行进一步的融合,最终得到火灾概率。

关键词:火灾探测 数据融合 人工智能 神经网络 模糊推理

由于单元探测技术所采用的单一参数火灾探测器(包括阈值触发式和模拟量式)对火灾特征信号响应灵敏度的不均匀性,导致高技术对实际火灾的探测能力受到了限制。例如感温探测器只对明火产生的温升敏感,对阴燃火不敏感,而且也不能区分引起温度上升的热量是火灾产生的还是空调或烹饪蒸汽产生的;又如目前常用的光电感烟探测器是一种对一般火情均有较高灵敏度的火灾传感器,且对阴燃火有极好的探测效果,但对燃烧产生的不可见烟(粒径小于 $0.4\mu\text{m}$)或出现明火的黑烟不敏感。因此,至今仍然没有一种单一参数火灾探测器能有效地探测各类火情,火警误报时有发生。

鉴于单元火灾探测技术已无法满足现实火灾报警的需要,一种崭新的多元信息融合探测技术悄然兴起。多元信息融合火灾探测系统不是原有单一参数火灾探测器的简单组合,而是实施多元同步探测,根据不同类型的火灾参数,应用智能算法,对多传感器的火灾参数进行融合,以判断是否存在火灾危险。这种方法克服了单个传感器测量的局限,有效地提高了辨别真实与虚假火灾的能力。可以说信息融合技术已成为当代消防科技领域中最具有发展前途的高新技术,并取得了显著的效果。

进行信息融合的算法很多,如经典推理法、贝叶斯方法、卡尔曼滤波等。本文采用三层多传感器融合结构,将温度信号、烟雾浓度和CO浓度做为火灾探测信号,采用专家系统和神经网络分别提取火灾经验特征和数据拟合特征;采用模糊系统为决策层,对上二种特征进行融合,最终得到火灾信号。本系统具有自适应、自学习等特点,可消除由单传感器失效或外来干扰引起的误报或漏报。决策层的模糊推理系统将神经网络融合结果与专家数据库查询结果进行模糊融合推理,降低了系统的误报率,提高了系统的抗干扰性。经仿真实验表明,该方法

能对多种环境的火灾信号做出快速、有效的识别。

1 基于数据融合的火灾探测原理

1.1 火灾探测信号的特征

根据表现形式,火灾可分为慢速阴燃火、明火、快速火焰等种类。每一种火焰的早期特征具有不同的表现形式,因此反映火灾的各种信号也呈现出不同的特征。由于火灾事件很偶然,观察数据极少,因此火灾信号是事先未知的或不能确定的信号。通过对火灾机理的分析,可以知道环境温度、烟雾浓度、CO含量、 H_2 含量等均能反映火灾的进程。大量实验观察表明,这些参量及其变化率与火灾的状态存在着一定的映射关系。但是利用传感器得到的上述物理量信号并不只随火情而变化,环境变化(如气候、湿度、灰尘、电子噪声)和人为的其他活动及传感器的安装位置都可能引起信号的变化,而且这种变化的特征往往与火情特征相似,因此火灾检测与其他典型的信号检测相比是一种十分困难的信号检测问题。

1.2 基于数据融合的火灾探测系统原理

数据融合技术具有提高目标参量测量精度、消除干扰量影响、克服自身时漂老化等优点。数据融合的结构模型分为并行、串行、分散和树状等几种类型。本系统采用并行的分布式数据融合结构。系统结构如图1所示。

火灾数据融合系统具有三个融合层:信息层、特征层和决策层。信息层主要进行数据的采集、处理;特征层对来

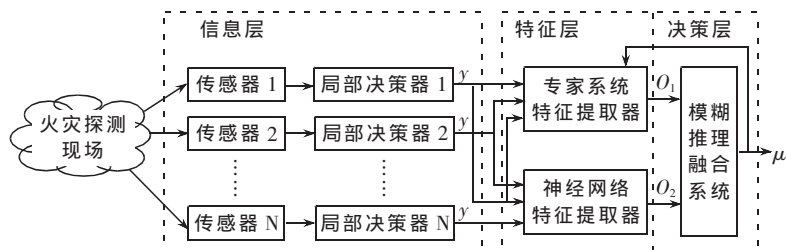


图1 火灾探测系统的三层信息融合结构

自传感器的信息进行特征提取;决策层充分利用特征级所提取的测量对象各类特征信息,采用适当的融合技术实现最终的决策。

为全面、有效地监控火情信息,火灾探测系统常设置多种传感器。在火灾监测现场,选何种火情参数作为探测量及选多少个传感器进行探测是火灾探测中的一个重要因素。由于一般情况下,CO 在空气中的含量极低,只有燃烧发生时才使空气中 CO 的含量急剧增加,所以针对 CO 气体进行检测,将会在很大程度上反映出环境中无燃烧现象的发生。同时在火灾发生时,又往往伴有温度的升高和烟雾浓度的增大,所以本火灾探测系统采用监测 CO 的含量、环境温度和烟雾浓度的变化来实现对火灾的探测。

信息层中局部决策器采用单传感器探测的分析算法。通过对火灾发生情况分析可知,火情发生时通常在较短时间内伴随着较大的温升和 CO、烟雾浓度的急剧增加。因此本文采用速率检测算法,即通过检测被测信号的速率变化是否超过一定数值来判别有效火情信号。具体算法是当被测信号的速率变化连续超过某一门限达到一定次数时即可确认为有效火情信号。

定义累加函数 $a(k)$ 为第 i 种多次累加采样值 $X_i(k+1)$ 与 $X_i(k)$ 的差值之和:

$$a(k) = \sum [X_i(k) - X_i(k-1)] \quad (1)$$

则局部决策器输出信号 $Y(k)$ 为:

$$Y(k) = U(a(k) - \theta_{\text{lim}}) \quad (2)$$

式中: $U(\cdot)$ 为单位阶跃函数, θ_{lim} 为报警门限。

当局部决策结果 $Y_i(k)$ ($i=1, 2, k, n$) 中任一个输出为 1 时,则表示某一种火灾监测信号出现非平稳变化。将此非平稳变化作为有效火情信号输入融合中心,完成信息层的处理。

特征层采用专家系统特征器和神经网络特征器来完成火灾特征的提取。专家系统特征器的核心是专家数据库。在数据库中保存了大量由火灾实验所得到的火灾关键数据,通过对数据库的查询,提取火灾信号的经验特征。由于专家特征器提取的火灾经验特征概率具有较高的准确性,所以专家数据库中已经存在的火灾信号数据可以得到准确的火灾概率。但对于在数据库中无法查询到的数据,火灾专家特征器无法给出准确的火灾概率。考虑到火灾探测的非结构性特点及信号与火灾概率之间的映射关系,本文采用神经网络提取信号的火灾数据拟合特征。

三个火灾探测信号(温度、烟雾和 CO 浓度)由局部决策器送入信息融合中心,并进入专家数据库进行查询,得到一个相应的火灾经验特征概率 O_1 ;同时进入具有趋势反馈的神经网络特征器,得到信号的数据拟合特征概率 O_2 。火灾经验概率 O_1 与火灾数据概率 O_2 同时送到第三层模糊推理融合系统进行进一步的融合,最终得出火灾发生概率 μ 。

2 基于神经网络的火灾数据融合算法

2.1 基于神经网络的特征器算法

火灾自动探测技术的主要任务就是早报警、降低误报警。而提早报警、降低误报警恰恰是一对矛盾。由于火灾的形成是一个渐变的过程,所以单一的门限设定报警会造成延迟报警(阈值过高),或误报(阈值过低)。因此,必须将火灾对象作为一个过程,进行连续地而不是孤立地分析。基于这种思想,本文将反馈思想引入神经网络特征器,将神经网络当前输出趋势反馈回神经网络的输入端。神经网络特征器如图 2 所示, $FP=f(O_2)$ 是神经网络的火灾预报输出趋势反馈信号。

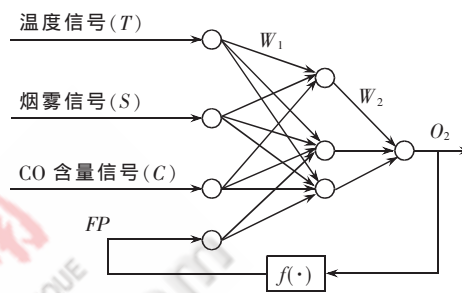


图 2 神经网络的结构

当火警发生时,由于烟雾信号、温度信号和 CO 信号的连续上升趋势,使得神经网络的输出不断增大。随着增大的网络趋势信号反馈到网络的输入端,进一步增大网络的输出,从而达到提早报警的目的。在干扰信号存在的场合,由于噪声信号具有脉冲幅度大、但持续时间极短的特性,当选择具有一定积分效果的趋势反馈时,反馈趋势信号基本不受影响,从而抑制了干扰信号对网络输出扰动,从而达到降低误报警的目的。

趋势反馈信号 $FP=f(O_2)$ 定义如下:

对于第 k 个采样点:

$$\text{IF } \lambda_{j-1} \leq O_2(k) - O_2(k-1) < \lambda_j$$

$$\text{THEN } FP(k+1) = \sigma_j + \frac{1}{m} \sum_{t=k-m}^k FP(t) \quad (3)$$

式中: $O_2(k)$ 代表神经网络的第 k 次输出; λ_j ($j=1, 2, \dots, j_n$) 为 j_n 个分级的分界系数; σ_j 为趋势反馈函数的各级变化量; m 为积分长度。

如果本次网络输出与前次网络输出的差值在一定范围内,则认为系统是稳定的,此时趋势反馈信号 FP 值保持不变,从而使网络的输出趋向于不变。如果差值超过一定的范围,则根据网络输出的上升或下降趋势以及上升、下降的幅度,使反馈趋势 FP 值相应增大一个 σ_j 或减小一个 σ_j ,从而使得网络的输出做出相应的变化。

2.2 神经网络数据拟合火灾特征提取算法

神经网络火灾特征器采用三层前馈误差反传神经网络(BP 网络)。网络学习算法采用变步长的 BP 学习算法,通过调整网络权值、阈值,使得网络实际输出与期望输出

的误差均方值最小。输入层的四个量分别为归一化的烟雾信号 S 、归一化的温度信号 T 、归一化的 CO 含量信号 C 、网络反馈趋势信号 FP ；中间层选取三个节点。输出层有一个神经元，对应神经网络火灾数据拟合概率 O_2 。输入层和中间层的权值矩阵为 $W1$ ，中间层和输出层的权值矩阵为 $W2$ 。

根据已知的经验数据选取样本，对神经网络进行训练。训练后的神经网络可作为火灾数据拟合特征模型。为使训练具有完备性，要求训练样本包括那些变化比例较大、在细节上描述的样本点或最大、最小值样本点所在的区域。根据上述原则，选取 22 个训练模式对：

$$[S(k), T(k), C(k), FP(k), O_2(k)]^T = \begin{bmatrix} 0 & 0.1 & 0.2 & 0.3 & 0.4 & 0.5 & 0.6 & 0.7 & 0.8 & 0.9 & 1.0 & 0 & 0.1 & 0.2 & 0.3 & 0.4 & 0.5 & 0.6 & 0.7 & 0.8 & 0.9 & 1.0 \\ 0.2 & 0.2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.1 & 0.2 & 0.3 & 0.4 & 0.5 & 0.6 & 0.7 & 0.8 & 0.9 & 1.0 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.3 & 0.3 & 0.3 & 0.3 & 0.3 & 0.3 & 0.3 & 0.3 & 0.3 & 0.3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.1 & 0.2 & 0.3 & 0.4 & 0.5 & 0.6 & 0.7 & 0.8 & 0.9 & 1.0 \end{bmatrix}$$

通过经验分析和实验测定，设式(3)中 $j_n=20, m=4$ ，
 $\lambda=[0, 0.001, 0.002, 0.003, 0.004, 0.005, 0.006, 0.007, 0.008, 0.009, 0.01, 0.012, 0.014, 0.016, 0.018, 0.02, -0.007, -0.0014, -0.0021, -0.0028]$
 $\sigma=[0.0019, 0.001, 0.002, 0.003, 0.004, 0.005, 0.006, 0.007, 0.008, 0.009, 0.013, 0.013, 0.014, 0.0013, 0.0013, 0.3, 0.01, 0.02, 0.03, 0.04]$

以上述 20 个训练样本对，采用变步长的 BP 学习算法，经过 367 次训练，神经网络的误差收敛状况如图 3 所示。图中实线为误差曲线，最终误差为 10^{-4} 。

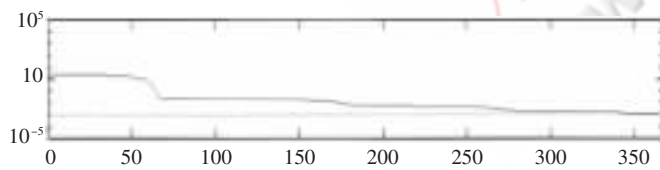


图 3 神经网络训练误差收敛状况及训练次数

训练后的网络权值、阈值矩阵为

$$W1 = \begin{bmatrix} 2.7998 & -0.1424 & 0.3836 \\ -0.8670 & 2.0763 & 1.1122 \\ -0.2689 & 2.6346 & -0.5426 \end{bmatrix}$$

$$W2 = [0.5442, -2.1063, 0.0204]^T$$

$$b1 = [-0.5808 \ 3.7058 \ -0.9218]^T$$

$$b2 = [2.3210]$$

3 模糊推理融合系统

为了进一步提高系统识别率，降低误报率，决策层采用模糊推理技术对火灾经验概率 O_1 和火灾数据拟合概率 O_2 进行模糊推理，最终输出火灾概率。由于火灾信号是一种渐变信号，信号的大小与信号存在的时间都直接影响火灾发生的判定。因此，将火灾概率持续时间作为模糊推理

系统的输入变量，能够进一步降低系统误报警。

火灾概率持续时间 T 定义如下：

$$T(n) = [T(n-1) + 1] \cdot U(O(x) - T_d) \quad (4)$$

$$T(n) = [T(n-1) - 1] \cdot U(T_d - O(x)) \quad (5)$$

其中， T_d 为报警门限阈值，取 $T_d=0.5$ ； $O(x)$ 为专家系统查询所得经验概率 O_1 或神经网络输出数据概率 O_2 。当 O_1 或 O_2 的输出火灾概率中任一超过报警门限 T_d 时，则开始计时，否则不计。

故模糊推理融合系统的输入是模糊化后的专家系统特征器的输出经验概率 O_1 、神经网络特征器的输出数据概率 O_2 以及火灾概率持续时间信号 T ，输出是火灾发生的最终概率 μ_D 。

本系统中火灾经验概率 O_1 、火灾数据概率 O_2 的模糊化均分成三个模糊集：正大 (PB)、正中 (PM) 和正小 (PS)，火灾概率持续时间 T 和最终输出火灾概率 μ_D 模糊化分成

二个模糊集：正大 (PB) 和正小 (PS)，并采用正态分布函数建立这些模糊集的隶属函数。

推理规则如下形式 (O_1 为专家数据库查询结果， O_2 为神经网络输出结果， T 为火灾概率持续时间， $\mu_D(p)$ 为火灾概率)，共 18 条：

$$R^1: \text{IF}[O_1 \text{ 为 } PS] \text{and}[O_2 \text{ 为 } PS] \text{and}[T \text{ 为 } PS], \text{THEN}[\mu_D(p) \text{ 为 } PS]$$

$$R^2: \text{IF}[O_1 \text{ 为 } PS] \text{and}[O_2 \text{ 为 } PM] \text{and}[T \text{ 为 } PS], \text{THEN}[\mu_D(p) \text{ 为 } PS]$$

.....

$$R^{18}: \text{IF}[O_1 \text{ 为 } PB] \text{and}[O_2 \text{ 为 } PB] \text{and}[T \text{ 为 } PB], \text{THEN}[\mu_D(p) \text{ 为 } PB] \quad (6)$$

根据上述推理规则 R ，采用 Mamdani 的 Min-Max-COA 法进行模糊推理，加权平均法进行反模糊化，则准确的火灾概率输出量为：

$$\mu_D(p) = \frac{\sum w_i \mu_{D_i}(p)}{\sum w_i} \quad (7)$$

式中： $w_i = \mu_{A_i}(O_1) \wedge \mu_{B_i}(O_2) \wedge \mu_{C_i}(T)$ ， $\mu_{D_i}(p) = \mu_{D_i}^{-1}(w_i)$

4 仿真实验

为了验证本文提出的火灾探测方法的正确性和可行性，本文选取中国标准明火 SH4、标准阴燃火 SH1 和厨房环境下典型干扰信号进行计算机仿真实验。仿真计算采用 MATLAB 平台和工具箱中提供的各工具。

以木柴明火火灾和棉绳阴燃火火灾情况加上厨房干扰环境下的烟雾浓度、温度和 CO 含量参数作为仿真数据，以图 1 和图 2 所示的系统结构为火灾探测系统，以本文提出的三层融合结构和融合算法进行系统仿真实验。实验结

果表明,本系统不仅能够准确检测木柴明火和棉绳阴燃火火警,对于一些普通火灾探测方法无法避免误报的强干扰信号均有很好的探测效果。

5 结束语

本文提出的网络反馈趋势信号算法,将控制论中的反馈思想引入实际算法中,较好地解决了提早报警与降低误报警之间的矛盾;充分利用了神经网络和模糊推理两种智能技术各自的优点,并将其结合起来,从而能够准确、迅速地判定火警,同时大大降低了系统的误报率,有较强的抗干扰性。

参考文献

1 Hfister G.Multisensor/multicriteria fire detection:A new trend

rapidly become state of the art.Fire Technology,1997;(33)

2 吴龙标,袁宏永.火灾探测与控制工程.合肥:中国科学技术大学出版社,1999

3 汤正华,王殊.多传感器多判据探测器在火灾探测中的应用.传感器技术,2001;20(3)

4 Wan W,Fraser D.Multisurce data fusion with multiple self-organizing maps.IEEE Trans.Geosci.Remote Sensing,1999;37(3)

5 杜庆东,徐凌宇,赵海.基于分布式结构的判决反馈数据融合算法.东北大学学报,2001;22(4)

6 易继错,张蔚蔚.模糊神经网络及其在火灾探测过程中的应用.北京工业大学学报,2001;27(3)

(收稿日期:2003-12-10)

电子技术应用
APPLICATION OF ELECTRONIC TECHNIQUE
www.chinaaet.com