

基于 Dignet 无监督学习聚类算法的智能火灾探测

李权威¹, 宛田宾², 秦俊¹, 廖光煊¹

(1. 中国科学技术大学火灾科学国家重点实验室, 安徽合肥 230027; 2. 新奥博为技术有限公司, 河北廊坊 065001)

摘要:介绍了一种基于 Dignet ANN 无监督学习聚类算法和自适应模糊控制算法的智能火灾探测算法模型. 详细阐述了算法模型思想和实现, 给出了环境模式阈值自适应的方法和简单的多类型火灾探测器探测数据融合的方法, 较好地解决了环境阈值的自适应问题. 在实验室条件下利用欧洲标准火对算法进行了检测, 结果表明该智能算法可以有效地对火灾进行探测.

关键词:神经网络; Dignet; 无监督学习; 自适应模糊算法; 智能火灾探测; 数据融合

中图分类号: X924 **文献标识码:** A

Intelligent fire detection based on unsupervised learning clustering algorithm of Dignet

LI Quan-wei¹, WAN Tian-bin², QIN Jun¹, LIAO Guang-xuan¹

(1. State Key Laboratory of Fire Science, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China;
2. XinAoMDT Technology Co., Ltd., Langfang 065001, China)

Abstract: An algorithm for intelligent fire detection was proposed, which is based on the Dignet ANN and fuzzy algorithm. The idea and implementation of the detection algorithm were introduced in detail. Method for self-adaptation to environment thresholds and for primary data fusion of multi-type fire detectors were given. The algorithm was successfully tested with European standard experimental fire in laboratory.

Key words: neural networks; Dignet; unsupervised learning; adaptive fuzzy algorithm; intelligent fire detection; data fusion

0 引言

人工智能、自动化和信号处理技术的进步推动了火灾探测算法的发展. 近年来, 模糊理论与神经网络技术在火灾探测上得到了广泛的应用^[1,2]. 各种基于多传感器信息融合的火灾探测算法开始发展. 对于多探测器火灾探测问题, 在算法上通常可以归结为对数据的融合和聚类的问题. 因此在算法方面

本文把注意力主要放在聚类方法的研究上, 以建立适合于火灾探测问题的聚类模型. 前人在聚类问题上做了大量的研究工作, 提出了向量量化学习算法(LVQ)、K-means 算法、迭代自组织数据分析方法(ISODATA)、HOPFIELD 网络、自适应共振网络(ART)等聚类算法^[3,4]. LVQ 和 K-means 算法, 实际上并没有表现出真正的无监督学习能力, 这些算法实际上需要先验的关于数据中所包含的不同模式

数目的知识,并且网络的识别性能与网络的初始条件有关^[5,6].建立在 ANN 的基础上的 HOPFIELD 网络虽可以很好地克服对先验知识的需求问题,但它要求存储和识别的不同模式之间相互正交.这使得这些算法对噪声显得异常脆弱,很小的噪声干扰就会使算法不稳定^[7]. Dignet^[8] 和 ART2^[9] 给出了真正的无监督学习聚类算法,它们可以在未知数据类别和类别数的情况下实现自组织聚类.目前,王德民等^[10,11] 已将二代 ART(ART2)算法应用于多类型火灾探测数据的聚类分析.但由于 ART2 网络的神经动力学过程复杂,因此网络的收敛速度慢,并且其中的一系列工作参数需要根据经验人为设定.与此相比,Dignet 网络的神经动力学过程相对简单且具有较高的抗噪声干扰能力. Wann 等^[12] 在 1997 年给出了无监督学习 Dignet 和 ART2 网络的详细比较.因此本文从火灾探测的角度出发,为提高火灾探测器对环境自学习的能力以及探测数据的融合程度,将 Dignet 神经网络无监督学习方法应用于火灾探测领域,建立了适应火灾探测的算法模型,试图解决在火灾探测中由非结构性因素带来的对数据处理的各种困难,从而使火灾探测更为灵活、有效.

1 Dignet 网络介绍

对于被噪声污染的模式识别和分类问题,Dignet ANN 的理想输入/输出特性如图 1 所示^[8].在图 1 中横向曲线表示在已存储模式周围的“吸引井(attraction wells)”. x 轴表示已存储的模式(stored pattern),阴影区域表示吸引井.定义存储模式是 Dignet ANN 的动力学平衡点,则图 1 中的吸引井表示在这些平衡点周围的吸引区域,这些区域位于一个多维空间中.如果噪声用其在存储模式中所占的百分比表示,则吸引井表示在各个模式周围预设半径的超球面,这个预设半径的大小由存储模式受噪声污染的程度决定.将 Dignet ANN 应用于这些被噪声污染的模式上.若该模式位于已有吸引区域中,则可保证从 Dignet ANN 收敛到一个正确的平衡点,从而得到一个正确的识别(分类);若 Dignet ANN 所处理的模式不属于任何一个吸引区域,则产生一个新的吸引井,这时 Dignet ANN 则收敛到一个未知模式上.此外,噪声容限可以通过改变吸引井的宽度来调节.由此,具有图 1 所示特征的 Dignet ANN 就具备了自学习的能力.

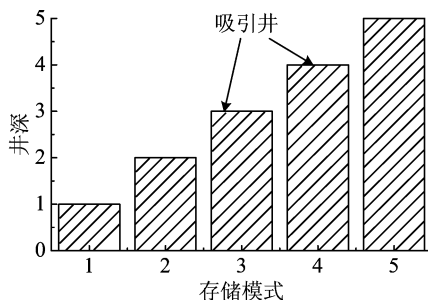


图 1 Dignet 的理想输入/输出特性

Fig. 1 The ideal input/output characteristic of Dignet

2 智能算法模型

2.1 算法思想

针对火灾探测的特点,本文对 Dignet 网络算法做了相应改造,改造后的算法基本思想如下:

(I) 环境学习阶段

环境学习阶段的主要目标是获取环境特征信息,为系统转入实时监控模式提供稳定可靠的阈值支持.算法采用自适应模糊控制方法完成对环境聚类模式阈值的寻找.

我们认为环境在绝大多数情况下是正常状态,系统进入环境后随即开始工作,对多组探测器时间序列数据进行聚类,此时模式的井深不断地增加,吸引区域趋向稳定,并将系统初期聚类的结果作为环境非火灾状态加入到知识库中.经过给定的训练期限(如一天或者两天)之后,可以认为系统覆盖了当前环境的大多数模式,系统自动结束环境学习模式并切换至智能监测模式.

(II) 实时监控

系统进入智能监测模式后,一方面继续对环境进行学习,另一方面监测是否有新的模式产生.如果在一段持续的时间片内连续产生新的模式,则认为当前探测器探测到火源,需要综合不同序列聚类的结果对当前情况进行决策,如综合决策结果认为是火灾状态,则报警.

(III) 数据融合

分别对不同类型火灾探测器输出的时间序列数据进行聚类分析.在正常状态下,不同时间序列数据波动较小.在有非火灾信号干扰时,一般来说只有一种或者两种信号波动较大,且持续时间较短.而在火灾状态下,则有两个或者两个以上的时间序列数据波动较大,且持续时间较长.这样通过聚类即可将正常、干扰及火灾三种状态区分开.

2.2 算法实现

算法的结构如图 2 所示,下面分别对算法各部分进行简单介绍.

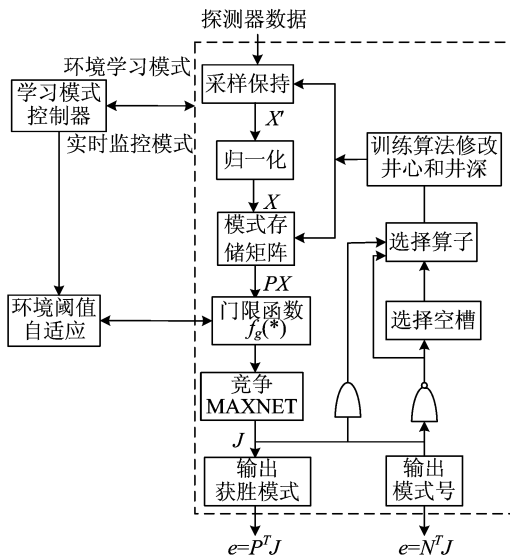


图 2 算法模型

Fig. 2 The model of detection algorithm

(I) 对探测器数据进行采样保持

采样形成一个 30 维模式向量 $\mathbf{X}' = (x'_1, x'_2, \dots, x'_{30})$ 作为算法的输入,在学习期间保持该输入不变,不另外生成新的向量.

(II) 归一化输入向量 \mathbf{X}'

网络的识别和分类能力不受向量幅值变化的影响,归一化使输入向量成为等价形式.

$$x_i = \frac{x'_i}{\sum_{i=1}^n x'_i}, \mathbf{X} = \{x_i, i = 1, \dots, n\} \quad (1)$$

(III) 产生模式井 \mathbf{P} 矩阵

不同的输入模式以向量的形式表示,并分别存储在矩阵 \mathbf{P} 的各行中;算法开始时模式矩阵为空,系统为矩阵 \mathbf{P} 填充第一个输入向量作为存储模式;随后,自动对输入模式进行聚类运算,从而生成模式矩阵.

(IV) 模式匹配

$\mathbf{W} = \mathbf{P}\mathbf{X}$ 实际上是计算输入模式和全部已有模式的相似度.在做相似度计算时如果单纯使用两个模式的相角作为模式间相似度的度量,而丢弃模式的幅值信息,则会使得算法识别的稳定性变差.为此,这里相似度函数引入幅值因素,并定义如下相似度计算函数:

$$W_i = \frac{\langle \mathbf{X}, \mathbf{P}_i \rangle}{|E(\mathbf{X}) - E(\mathbf{P}_i)|} \quad (2)$$

其中, W_i 表示输入模式与第 i 个模式井匹配的程度;分子是模式向量内积;分母是模式数据的统计期望差值.

(V) 计算向量门限函数 $f_g(*)$

$f_g(*)$ 是阈值向量函数,其定义了每个已存储模式的井宽.先随机指定一个初始阈值 T_1 ,然后启用自适应机制使该阈值收敛到一个稳定值.本文使用自适应模糊控制算法实现阈值的自适应,具体实现方法参见(VIII).对于较为稳定的环境,环境阈值在算法过程中维持不变^[8,13].

W_i 通过门限函数的条件可用式(3)表示:

$$f_g(W_i) = \begin{cases} 0, & \text{if } 0 \leq W_i < g_i \\ W_i, & \text{if } g_i \leq W_i \leq 1 \end{cases} \quad (3)$$

(VI) 模式的识别

通过阈值函数的结果被送入 MAXNET 网络,从中选出与输入向量最接近的范本模式.由于 \mathbf{J} 中只有一个元素为 1,可通过 $e = \mathbf{P}^T \mathbf{J}$ 从 \mathbf{P} 中挑出获胜模式从而完成识别.同样,通过将 MAXNET 的输出与行向量 $\mathbf{N} = (1, 2, 3, \dots, N \dots)$ 作内积 $e = \mathbf{N}^T \mathbf{J}$ 来实现对模式的分类.

(VII) 模式的更新

如果输入模式没有被识别,则 MAXNET 的所有输出都是零,此时异或门打开,开始对一个新的模式进行学习.在此学习过程中,“选择可用槽”函数会从矩阵 \mathbf{P} 中选择第一个未被占用的行存储新的模式,即以新的输入模式为“井心”生成一个新“井”,且该井深为 d_0 .

如果输入模式落入一个或者多个已存模式的“吸引井”内时,MAXNET 的一个输出端变为 1,系统进入自学习的过程,即对矩阵 \mathbf{P} 进行训练,更新“吸引井”的“井心”和“井深”.学习规则如下^[8]:

$$\mathbf{e}_n = \frac{c_n}{d_n} \mathbf{x}_n + \frac{d_{n-1}}{d_n} \mathbf{e}_{n-1}, \mathbf{e}_0 = 0 \quad (4)$$

$$d_n = d_{n-1} + c_n, d_0 = 0 \quad (5)$$

$$c_n = \begin{cases} 1, & \text{如果模式落入井内且竞争成功} \\ 0, & \text{如果模式没有落入井内} \\ -1, & \text{如果模式落入井内但竞争失败} \end{cases} \quad (6)$$

其中, \mathbf{x}_n 表示 n 时刻 Dignet 的输入模式向量; \mathbf{e}_{n-1} 表示 Dignet 中已存在的“井心”向量; d_{n-1} 是第 $n-1$ 个输入数据后的井深; c_n 是赏罚变量.

此外,使用生存周期规则对所有的井进行检

查,不符合条件的并被删除以释放其所占的模式槽。

(Ⅷ) 环境模式阈值的自适应搜索

环境模式阈值刻画了环境的噪声特征. 在算法中,环境阈值定义为模式内积 T_{env} , $T_{env} \in [-1, 1]$. 该阈值大小的选择和数据特征有着密切的关系。

由于 Dignet 网络在输入相同模式序列时,环境阈值越大聚类个数越少,反之则相反,因此可以通过模糊控制的方法寻找合适的环境阈值. 图 3 为 Dignet 环境阈值自适应实现方法模型. 从图中可以看出,该模型由模糊控制器、Dignet 网络被控对象、环境数据特征提取、参数估计等部分组成闭环反馈系统. 其中模糊控制器的建立主要包含如下的几个方面:

- ① 预先指定合适的 Dignet 网络聚类个数 N , 作为模糊控制器的控制目标;
- ② 以目标 N 为参考, 构建模糊网络输出 n 的模糊变量的隶属度函数, 如图 4 所示;
- ③ 根据经验建立模糊控制器的规则库, 参见表 1.

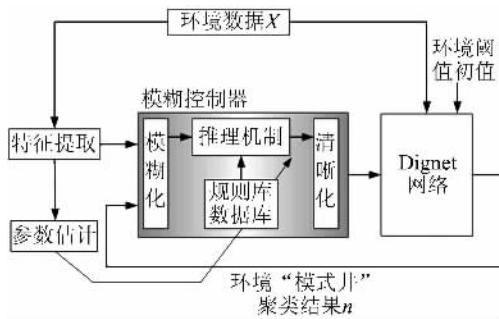


图 3 环境阈值自适应模型

Fig. 3 The environment threshold self-adapt model

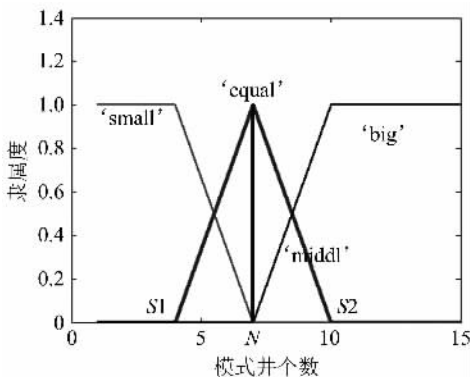


图 4 模糊变量模式井个数隶属度函数

Fig. 4 The membership function of fuzzy patterns

表 1 模糊规则库

Tab. 1 Fuzzy control rules

模式井个数 n	equal (相等)	middle (适中)	small (小)	big (大)
阈值增量 ΔT	Zerova (零调节)	Zerova (零调节)	Increase (增)	Decrease (减)

模糊控制器通过函数 $fuzzzyn(S1, N, S2, n, 'fv')$ 对精确量 n 模糊化, 并通过函数 $defuzzyth('fv')$ 清晰化对环境阈值增量 ΔT 的调整。

模糊控制器的推理机制如下:

$$\mu_{\text{premise}}(i) = fuzzzyn(S1, N, S2, n, 'fv_i')$$

其中, fv_i 为第 i 条规则的前件;

$$e_i = defuzzyth('fv_i'),$$

其中, fv_i 为第 i 条规则的后件;

$$th_z = \frac{\sum_{i=1}^4 c_i \mu_{\text{premise}}(i)}{\sum_{i=1}^4 \mu_{\text{premise}}(i)} \quad (7)$$

$$th_{\text{new}} = th_{\text{old}} + th_z \quad (8)$$

基于以上模糊控制算法的环境阈值自适应搜索步骤如下:

① 获得环境数据片段 D

② 给定自适应搜索精度 A

该值由模糊控制器的清晰化过程给出, 其指出阈值的更新速度, 该值越大, 更新速度越快, 反之越慢. 最大精度受到计算程序浮点数定义的限制, 考虑到系统的硬件实现, 最高精度取 $A = 10^{-B}$, $B = 5$.

③ 随机产生一个初始阈值 $T_1 \in [0, 1]$

④ 计算搜索次数 L

$$L = \max\left\{\frac{1 - T_1}{A}, \frac{T_1}{A}\right\} \quad (9)$$

⑤ 复位 Dignet 网络参数

⑥ 将数据片段 D 分割为模式向量

$$D(\omega) = \{P_i, i = 1, \dots, N\},$$

其中, ω 为模式向量的维, $N = \text{floor}\left(\frac{\text{length}(D)}{\omega}\right)$.

⑦ 使用 $D(\omega)$ 训练 Dignet 网络

$$n = \text{Dignet}(P_i) |_{T^l}, i = 1, \dots, N,$$

其中, n 为网络输出的聚类个数, T^l 为第 l 次搜索时的阈值。

⑧ 更新阈值

$$\Delta T = fuzzycontroller(n) \quad (10)$$

$$T_b^{l+1} = T_b^l + \Delta T \quad (11)$$

⑨结束条件判断

当 $l = L$ 时, 如 $n = fuzzy(m1, N, m2, n, 'middl')$ 则结束搜索, 环境阈值 $T_{env} = T_b^l$, 同时也完成了 Dignet 网络参数的训练, 算法转入监控模式;

当 $l = L$ 时, 如 $n \neq fuzzy(m1, N, m2, n, 'middl')$, 则跳转至第⑩步。

⑩调整模糊控制器参数

可调参数为搜索精度 A 和目标参考 N 。本文采用精度优先细化、参考逆序搜索的策略。即在当前模糊控制器参数无法达到控制目标时, 率先更新精度; 如果仍然无法达到控制目标, 则以 B, T_b 为初始条件, 更新模糊语言变量 n 的隶属度函数参数控制目标 N , 然后跳转至第④步。

(IX) 数据融合

本文对所有探测器数据分析结果的决策采用了很简单的策略, 即如果有两个或者两个以上的探测器数据经过网络后连续产生新的聚类, 则认为有火情出现。且在决策过程中考虑了两个因素, 即聚类产生的维持的时间(通过监测新模式并深变化实现)和模式的趋势(通过比较相邻模式统计值实现)。

3 实验设计^[11]

3.1 实验间结构布局

实验是在中国科学技术大学火灾科学国家重点实验室探测实验台的标准燃烧实验间进行的。该实验间是按照国家标准 GB14003-92 建立的, 长为 10 m、宽为 7 m、高为 4 m。顶棚为水平平面。实验间具有良好的通风条件, 并满足火灾实验所要求的环境条件。实验点火前, 实验室内的空气保持静止。实验时, 关闭所有的窗口, 所有窗帘都关上。火源设在地面中心, 烟尘光学密度计和离子烟浓度计分别安装在以顶棚中心为圆心、半径为 3 m、圆心角为 60° 的圆弧上。热电偶自顶棚中心正下方 0.65 m 处开始向下依次排列。

3.2 实验设备

LZY-4013 离子烟浓度计, 采用的是其直接测量值 I , 单位 pA。

YM102B 型烟尘光学密度计, 采用其直接测量值 D , 为辐射功率的相对变化率。

采用 8 路热电偶获得温度数据, 我们使用第 8 路数据, 温度单位 $^\circ\text{C}$ 。

3.3 实验火

采用欧洲标准火^[14](TF1~TF5)进行实验。分

别为:

TF1—木材明火; TF2—木材热解阴然火; TF3—棉绳阴然火; TF4—聚氨酯塑料火; TF5—正庚烷火。

4 实验结果及讨论

4.1 无火学习实验

在进行标准火实验之前, 先对探测器进行了半个小时的训练, 完成对环境的学习(可以预见, 在一定范围内, 探测器学习的时间越长, 探测结果越有效、可靠)。学习环境的原始监控数据如图 5 所示, 由于实验室环境比较干净, 探测器学习所得的聚类数都较少, 其中温度和光电烟探测均只建立了一个聚类, 粒子烟探测建立了 5 个聚类模式。将这些聚类标记为正常并转入实时监控模式, 以下分别给出监控模式下各实验中新聚类的建立过程曲线。

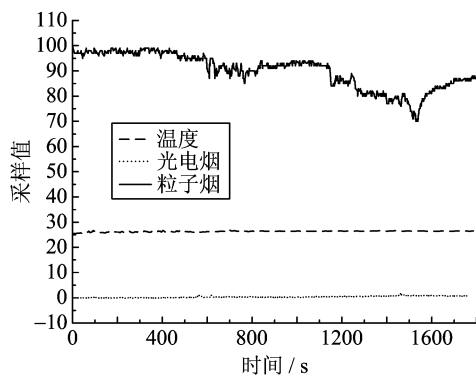


图 5 探测器自学习实验数据

Fig. 5 The self-study data of different detectors

4.2 TF1—木材明火实验

从图 6 中可以看出离子烟探测器在实验开始后 90 s 连续产生新的模式类别, 温度探测器在实验开始后 420 s 产生新的类别, 光电烟在实验过程中没有新的聚类生成, 从而系统在 420 s 时报警。

4.3 TF2—木材热解阴燃火实验

从图 7 可以看出, 实验过程中温度探测器没有产生新的模式, 离子烟探测器在 660 s 时开始产生新的聚类模式, 光电烟探测器在 570 s 时开始连续产生新的聚类模式, 从而系统在 660 s 时报警。

4.4 TF3—棉绳阴然火实验

从图 8 可以看出, 在整个实验过程中温度探测器没有产生新的聚类模式, 离子烟探测器在 60 s 时开始产生新的聚类模式, 光电烟探测器在 30 s 时开始连续产生新的聚类模式, 从而系统在 60 s 时

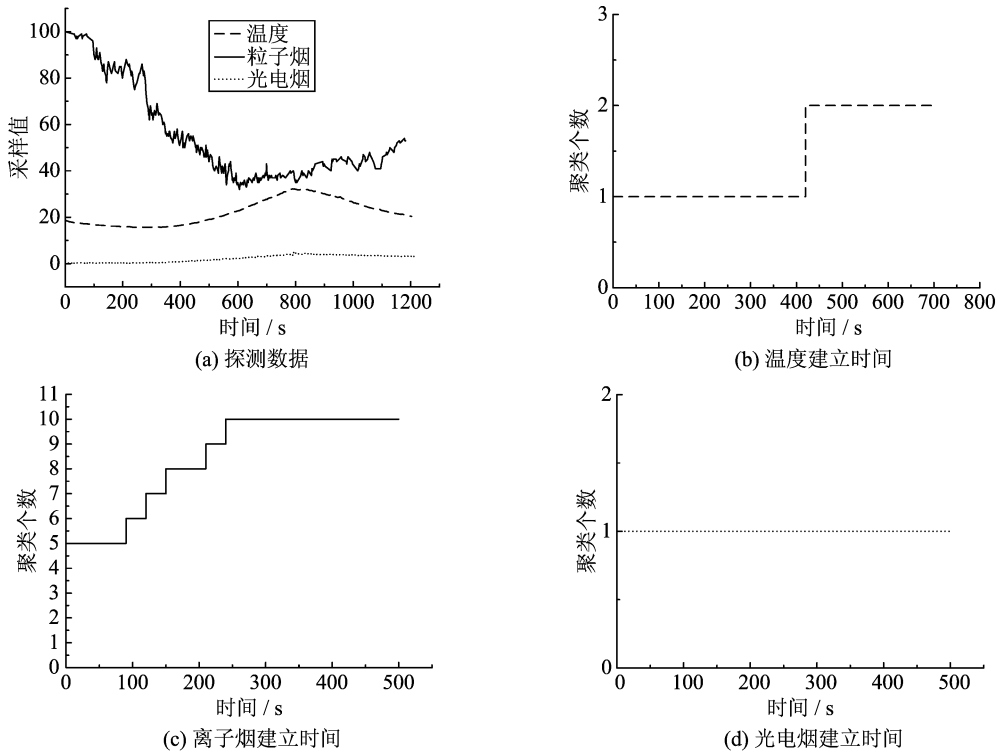


图 6 TF1 火实验结果

Fig. 6 TF1 fire experimental results

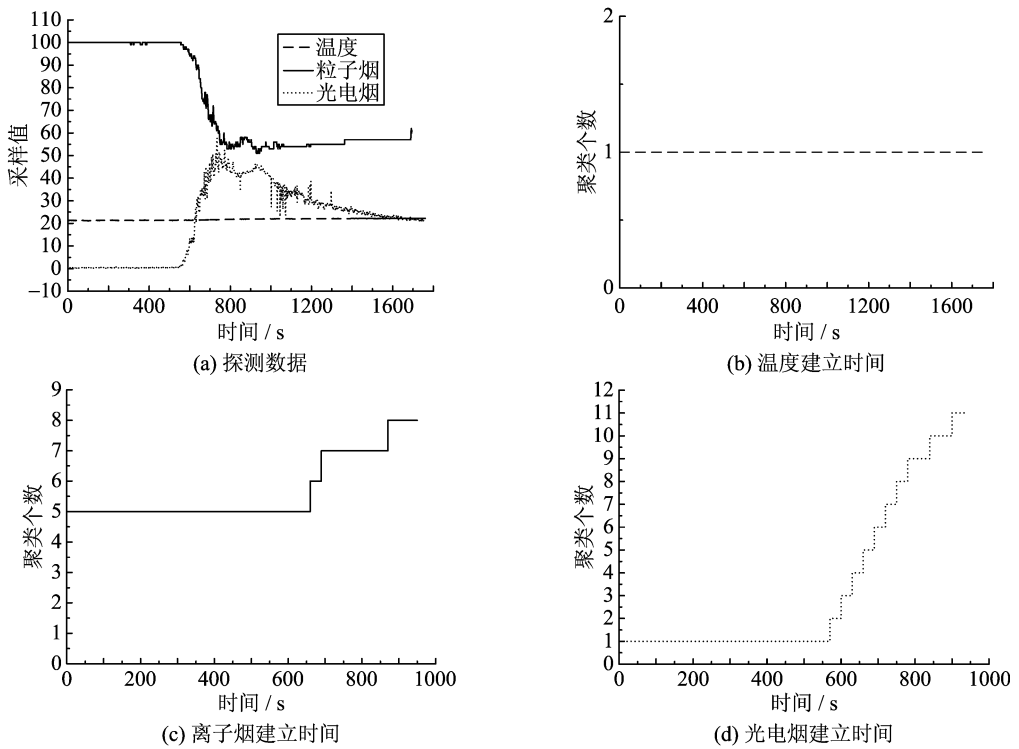


图 7 TF2 火实验结果

Fig. 7 TF2 fire experimental results

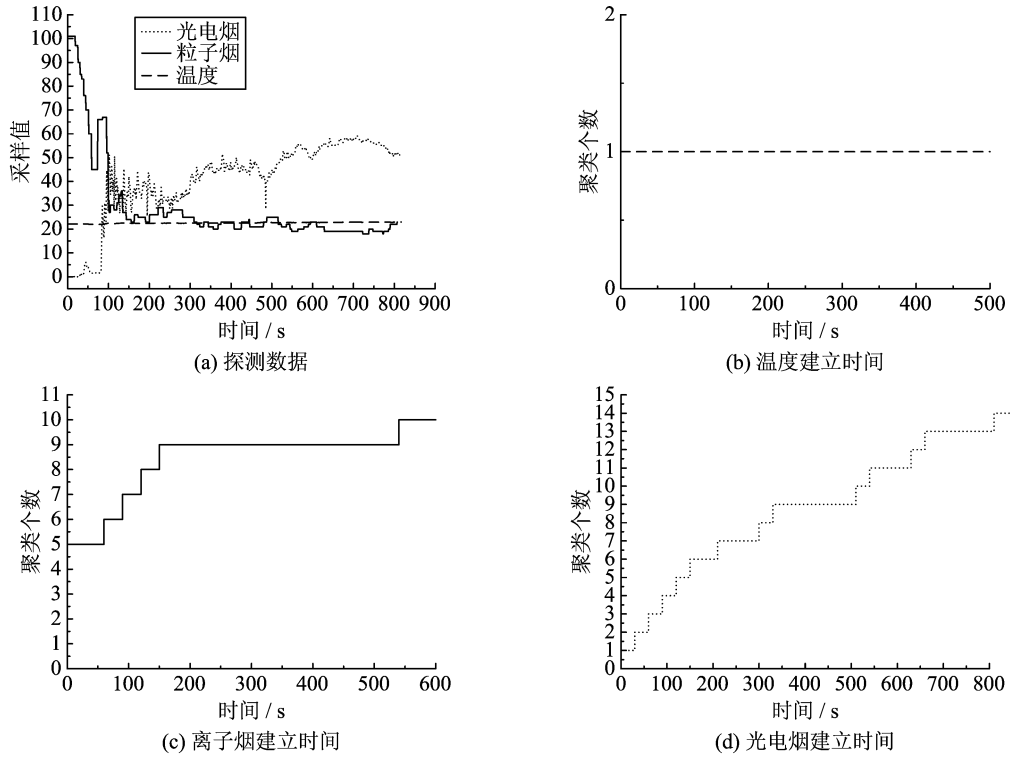


图 8 TF3 火实验结果

Fig. 8 TF3 fire experimental results

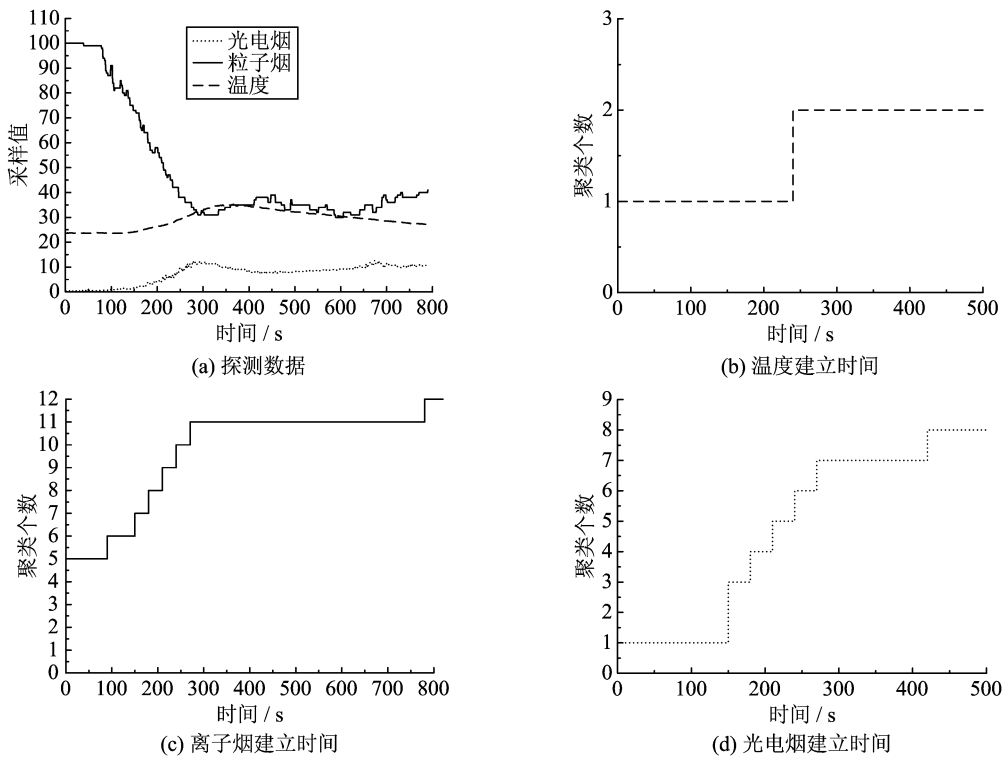


图 9 TF4 火实验结果

Fig. 9 TF4 fire experimental results

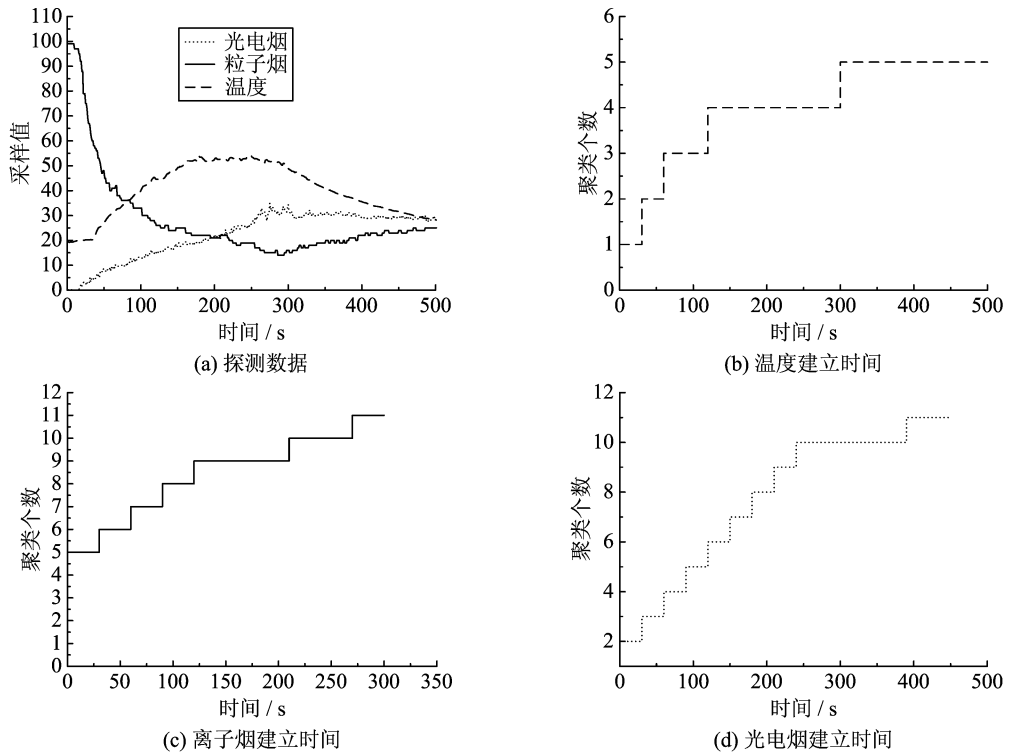


图 10 TF5 火实验结果

Fig. 10 TF5 fire experimental results

报警.

4.5 TF4—聚氨酯塑料火实验

从图 9 可以看出,温度探测器在 240 s 时产生新的聚类模式,离子烟探测器在 90 s 时开始连续产生新的聚类模式,光电烟探测器在 150 s 时开始连续产生新的聚类模式,从而系统在 150 s 时报警.

4.6 TF5—正庚烷火实验

从图 10 可以看出,温度探测器、离子烟探测器和光电烟探测器均在实验开始后 30 s 连续建立新的聚类模式,从而系统在 30 s 时报警.

由以上的实验结果可以看出:

(I) 该算法对于火灾探测具有较好的稳定性. 由于采用 30 s 的时间片断作为“井”心,所以对于一些短时干扰具有很好的抑制作用.

(II) 该算法对各类型探测器有着通用性,有利于对多种类型探测数据进行融合,从而减小系统误报率.

(III) 该算法对环境有着较好的适应性. 当系统输入不同的环境数据时,新的环境模式将会替换旧的环境模式,从而适应新的环境.

5 结论

本文给出了一个完整的基于 Dignet 人工神经

网络和自适应模糊控制器的智能火灾探测算法模型. 模型中环境阈值采用精度优先、参考逆序搜索的自适应模糊搜索算法,使得算法完全由数据驱动,较好地解决了环境阈值的自适应问题. 并在实验室条件下利用欧洲标准火对该探测算法进行了实验,实验结果表明该智能火灾探测算法可以有效地对火灾进行探测.

致谢 本文对无监督学习聚类算法验证的原始实验数据援引自王德民的硕士论文《基于智能信息处理方法的火灾探测算法研究》^[1],在此表示感谢!

参考文献 (References)

- [1] Wang Xi-huai, Xiao Jian-mei, Bao Min-zhong. A ship fire alarm system based on fuzzy neural network[C]// Proceedings of the 3rd World Congress on Intelligent Control and Automation. Hefei: University of Science and Technology of China Press, 2000:1 734-1 736.
- [2] Jones W W. Development of a multi-criteria algorithm for fast and reliable fire detection[C]// Proceedings of the 13th International Conference on Automatic Fire Detection. 2004:184-195.

(下转第 782 页)