

第 6 章 火灾报警系统的数据处理方法研究

单传感器探测器检测到的火灾信号非常弱小，需要经过放大后才能被处理器识别，当火灾信号弱于电磁噪声信号或非火灾信号时，就会出现误报警现象，这导致了多传感器组合的探测器开始出现。多传感器探测到多个物理量，一般对这多个物理量设置一些阈值，火灾进行简单地“与”或“非”处理，并以此为标准来判断火灾是否发生。经过这些简单地处理，只能在一定程度上提高系统可靠性，但提高的程度非常有限。针对这个问题，众多研究人员开始研究火灾探测算法，利用神经网络技术和模糊逻辑计算对采集到的多元数据进行融合处理以提高系统的分辨能力和可靠性。同时也增强监测数据的可信度。

6.1 信息融合概述

信息融合是指对复合传感器或多个传感器采集到的信息进行多层次、多方面的融合处理。信息融合的基本原理是：将传感器在时间和空间上采集到的各种信息以及人工观察的信息通过某种合适的算法进行相关处理，然后得到对探测对象的确切描述^[40]。信息融合处理的目的是要屏蔽监测数据表面的假象，挖掘传感器信息最深处、最准确的答案。

信息融合通常也被称为数据融合，它们两者都是同一个概念。根据对数据信息进行综合分析与融合处理所在层次的不同，数据融合由低到高可分成三块，它们分别是数据层、特征层和决策层的融合。数据融合所在的层次越高，它们对初始采集数据的细节要求相对也就越低，而抽象程度却越高^[41]。

数据层融合：顾名思义就是信息的融合处理过程发生在采集到的初始数据层上，它直接利用这些现场探测到的数据进行处理。它的融合处理所在的层次最低，直接利用数据层的分析算法对探测器探测到的初始信息进行融合分析，分析初始数据表示的监测情况，保留的现场信息最多，也包含了很多细微信息。

特征层融合：对传感器在现场探测到的原始数据进行一定的预处理，并提取其特征后再对这些特征进行分析。它的层次高于数据层融合，抽象程度相对较高，也保留了部分原始细节。提取的特征就是对原始数据处理后得到的统计量或表示量。特征层融合根据所提取特征信息种类的不同，一般可分为特征层目标特性融合以及特征层目标状态数据融合两大类^[42]。前者采用模式识别的技术进行处理，也称作特征层联合识别，在融合前需要把特征向量组成合适的组合以完成对特征的分析处理。而后者则要对原始数据进行数据校准，再完成状态向量估计，在多传感器跟踪领域应用较广^[43]。该层融合处理的优点是对原始数据进行了统计压缩，减少了数据处理量，为后面的决策分析做好了准备。

决策层融合：多个不同种类的探测器同时监测一个对象，采集对象的数据信息后再对信号进行预处理，并完成对监测对象的初步判断。然后对数据提取其特征，并通过决策层融合中的规则判断，得到对监测对象的最终判断结果。它是最高层次的融合，使用

的数据信息已经经过多重处理，失去了一些原始细节，更具抽象性。

6.2 火灾探测融合系统结构

传统的火灾探测系统中对采集现场数据的逻辑判断非常简单，易受环境干扰的影响，导致准确率不高，误报和漏报的现象较明显。为了改善系统的性能，提高探测的可靠性，本系统建立了一个基于数据融合的火灾探测系统。

通过分析火灾发生过程的现象与原理，火灾发生时，现场的烟雾浓度，温度和 O_2 浓度等参数均会发生变化，其变化过程也可以反映火灾燃烧的进展程度。本课题从上述参数中挑选了三个能清晰反映火灾燃烧过程的物理量为监测对象，分别是烟雾浓度，温度和 CO 浓度，并设计了相应的复合火灾探测器。本系统的融合器所使用的同样是三层结构，分别是数据层、特征层和决策层，对探测器采集的数据进行三次分析计算^[44]。其结构如图 6.1 所示。

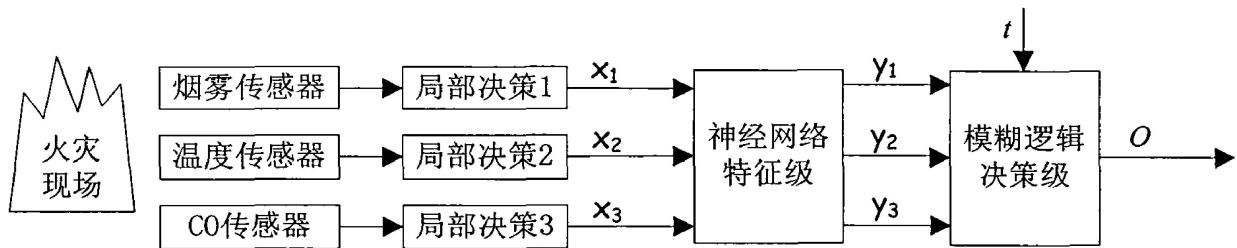


图 6.1 火灾探测融合系统结构

Fig. 6.1 Fire detection fusion system architecture

6.3 火灾融合器设计

6.3.1 数据层融合器

本系统的数据层信息融合发生在复合火灾探测器，复合火灾探测器采集现场数据后，利用相应的算法对数据进行局部判断，判定现场是否有发生火灾的可能性，如果有可能，则将采集的火灾数据传输到主控制器进行下一步处理，否则复合探测器继续采集现场数据，不作其它处理。

火灾发生时，现场会发生一些变化，而这些变化可以通过某些物理特征的变化表现出来的，如烟雾的产生，红外辐射增强及温度升高等等。本课题选择基于模拟量的复合火灾探测器，该复合探测器输出信号的大小会受到外界其它干扰的影响^[45]，因此必须先进行一定的预处理，将干扰信号去除，如整形滤波、放大等，然后就可以对预处理后的信号利用相应算法进行火灾前期判定。最后再将预处理后的火灾信号通过 ZigBee 无线传感器网络传输到主控制进行下一步处理。

(1) 阈值检测算法

探测器进行周期性的数据采集，首先对采集到的数据进行上述所说的预处理，再利用阈值算法进行判定，若连续多次超过阈值，则判定可能发生火灾，将信号上传主控制进行最终判断。

$$u_{ik} = u[x_i(k) - STG_i] \quad i=1,2,3 \quad (6-1)$$

$$u_i = u\left[\sum_{n=0}^m u_{ik} - m\right] \quad (6-2)$$

STG_i 为判决阀值; $u(\cdot)$ 为单位阶跃函数; u_{ik} 为复合探测器第 k 次采集数据对应的局部决策结果; STG_i, u_i 分别为探测器采集到的三个信号 (烟雾浓度、温度、CO 浓度) 的报警门限和局部决策结果。

当 $u_i (i=1,2,3)$ 的任意一个输出为 1 时, 则说明复合探测器探测到的三个信号中至少有一个超过报警阀值, 初步判定可能发生火灾, 复合探测器及时将三个信号上传主控制进行最终判定。

(2) 速率检测算法

利用阀值检测算法判断火灾, 需要采集数据超过一定的阀值, 此时火灾可能已发展到一定程度, 检测的及时性会降低。在火灾的开始阶段, 虽然采集到的数据没超过阀值, 但监测到的火灾数据变化速率很快, 利用这一点使用速率检测算法来判断火灾能够更快的检测到火灾的发生, 及时性大大提高。速率检测算法的判定标准为被监测信号的变化速率连续几次大于事先设定的阀值时, 初步判定可能发生火灾, 复合探测器及时将三个信号上传主控制进行最终判定。

判断采集的数据与上一次采集数据之间的差值是否超过固定阀值。

$$p_i(k) = [x_i(k+1) - x_i(k)] - STGV_i \quad (6-3)$$

$STGV_i$: 速率检测算法中的报警阀值。

该次采集信号的对应局部决策结果 u_{ik} 为:

$$u_{ik} = u[p_i(k)] \quad i=1,2,3 \quad (6-4)$$

连续 m 次的局部决策结果 u_i 为:

$$u_i = u\left[\sum_{n=0}^m u_{ik} - m\right] \quad (6-5)$$

当 $u_i (i=1,2,3)$ 的任意一个输出为 1 时, 则说明复合探测器探测到的三个信号中至少有一个超过报警阀值, 初步判定可能发生火灾, 复合探测器及时将三个信号上传主控制进行最终判定。

在数据层对采集信号进行融合处理有两大优点: 一是它对不同探测器探测到的数据分开处理, 独立进行判断, 避免了信号间的相互干扰, 同时最大程度的利用了原始数据, 提高了火灾探测的可靠度。一是当数据层的局部决策结果判断有可能发生火灾时, 探测器马上将信号上报给主控制器, 利用主控制器上的模糊逻辑算法进行再判断, 确认火灾是否发生以及火灾发生的严重程度^[46], 通过探测节点和主控制上的两次判断可减少出现

漏报和误报的可能性。

6.3.2 特征层融合器

本课题选择 BP 神经网络算法当作智能楼宇火灾报警系统的特征层融合器，它以复合探测器节点传来的三个火灾数据作为输入，分别表示为 x_1, x_2, x_3 ，将它们输入到特征层后，经过 BP 神经网络算法的计算和处理，判断火灾处于什么情况，最终输出三个信号，即输出火灾可能是明火、阴燃火和非火灾源的概率 y_1, y_2, y_3 。如图 6.2 所示。

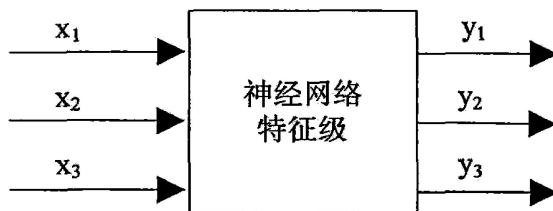


图 6.2 火灾探测特征融合系统的结构

Fig.6.2 Structure of fire detection feature fusion system

6.3.2.1 人工神经元模型

人工神经网络就是通过现有科学技术建立与神经细胞结构及功能相似的数学模型或系统，从而模拟人脑神经细胞的工作方式。它在三个方面模拟了生物神经元，一是输入信号，模拟了神经细胞受到的刺激，每一个动作受到的迟点都有多个，一般输入信号也有多个。二是加权值，神经细胞虽然同时受到多个刺激，但多个刺激对动作完成的作用大小不同，可以用加权值来表示。三是输出信号，神经细胞受到刺激后，都会有一个响应，人工神经元模型也会有输出信号，数量不定^[47]。图 6.3 为典型的人工神经元模型。

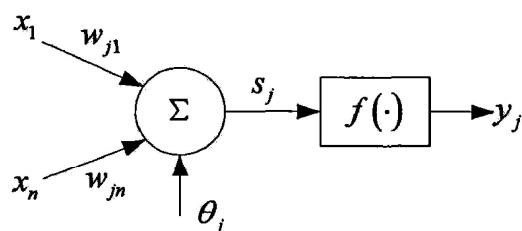


图 6.3 单神经元模型结构

Fig. 6.3 Structure of a single neuron model

从图中可以发现，该模型有多个输入信号，经过中间的加权以及算法计算，最终得到一个输出信号，输入输出关系可描述为：

$$s_j = \sum_{i=1}^n w_{ji} x_i - \theta_j \quad (6-6)$$

$$y_j = f(s_j) \quad (6-7)$$

x_i ——从其它神经元传来的输入信号；

θ_j ——处理单元的内部阈值；

w_{ji} ——神经元 i 到 j 的连接权值;

$f(x)$ 为输出激活函数。它根据情况可设为线性函数，或者设为非线性函数，一般情况下激活函数 $f(x)$ 为 S 状曲线或阶跃函数。

如果用向量表示，则

$$X = (x_0, x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n)^T$$

$$W_j = (w_{0j}, w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{ij}, \dots, w_{nj})$$

神经元模型的输出量：

$$y = f(W \times X + \theta_j) = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i - \theta_j\right) \quad (6-8)$$

6.3.2.2BP 人工神经网络设计

将复合探测器传来的三个火灾信号作为人工神经网络的三个输入，将他们表示为 x_1, x_2, x_3 。

人工神经网络的中间层为隐层，它的节点数根据输入节点数和输出节点数确定，可以由下面的经验公式来进行计算：

$$n_H = \sqrt{n_i + n_o} + l \quad (6-9)$$

n_H ——隐层节点数；

n_i ——输入节点数；

n_o ——输出节点数；

l ——1~10 之间的整数。

对隐层的节点数进行选择很重要，如果选择节点数过大，会造成人工神经网络变复杂，学习用时过长；如果节点数目选择过小，网络过于简单，可能会出现网络无法训练或者它抗噪的能力极差的情况。根据上述经验公式以及整个网络的训练情况，本课题决定将该 BP 神经网络的隐层的节点数设为 7 个。

前面提到本系统的特征层融合器的输出总共有三个，它们分别是现场火灾为明火、阴燃火和非火灾源的概率 y_1, y_2, y_3 。

图 6.4 为本系统的 BP 神经网络单元的结构^[26]，它前端有三个输入，输出端有三个输出，中间隐层有七个节点。将输入层到中间隐层传递的连接权值设为 w_{ij} ，而将中间隐层到输出层传递的连接权值设为 v_{ji} 。

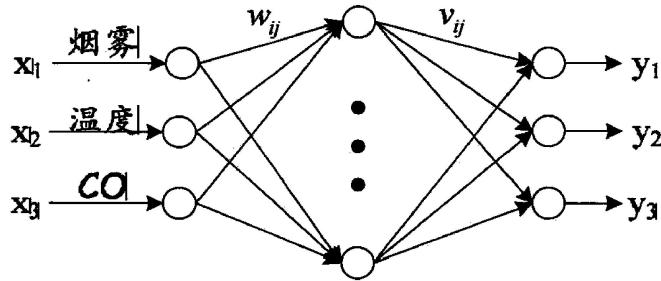


图 6.4 BP 神经网络特征融合器结构

Fig. 6.4 Structure of BP neural network features fusion

为计算方便，我们首先把网络的变量设置如下：

隐层输入激活向量 $S = [s_1, s_2, \dots, s_7]$;

隐层输出向量 $A = [a_1, a_2, \dots, a_7]$;

输出层输入激活向量 $B = [b_1, b_2, b_3]$;

其中 $i = 1, 2, 3; j = 1, 2, \dots, 7; t = 1, 2, 3; k = 1, 2, \dots, m$ 。

用 sigmoid 函数对输入层到隐层节点之间的传递关系来进行处理，表达如下：

$$s_j = \sum_{i=1}^3 w_{ij} x_i - \theta_j \quad (6-10)$$

$$a_j = f_1(s_j) = [1 + \exp(-s_j)]^{-1} \quad (6-11)$$

$$f'_1(s_j) = f_1(s_j)[1 - f_1(s_j)] \quad (6-12)$$

用线性函数表示隐层到输出层之间的传递关系：

$$b_t = \sum_{j=1}^7 v_{jt} a_j - \gamma_t \quad (6-13)$$

$$y_t = f_2(b_t) = b_t \quad (6-14)$$

$$f'_2(b_t) = 1 \quad (6-15)$$

BP 神经网络包含了很多未知参数，这些参数的确定需要通过对一些相关数据进行学习训练的方式来获取。本课题利用大量的火灾数据来完成特征层融合器的学习训练，获取其中权值的大小。

系统设定，一共有 m 个训练模式，而其中第 k 个训练模式的训练学习情况如下：

输入模式向量 $X_k = [x_{k1}, x_{k2}, x_{k3}]$;

希望输出向量 $Y_k = [y_{k1}, y_{k2}, y_{k3}]$;

隐层输入激活向量 $S_k = [s_{k1}, s_{k2}, \dots, s_{k7}]$;

隐层各单元输出向量 $A_k = [a_{k1}, a_{k2}, \dots, a_{k7}]$;

输出层激活向量 $B_k = [b_{k1}, b_{k2}, b_{k3}]$;

输出实际值向量 $O_k = [o_{k1}, o_{k2}, o_{k3}]$;

本课题使用的学习训练方法其实是一种 *Delta* 法，利用不断减小误差的方法来调节参数的大小，最终使误差在许可的范围内。偏差为实际输出与希望输出的差值，其中第 k 个学习训练的学习方法如下：

$$\sigma_{kt} = y_{kt} - o_{kt} \quad t=1,2,3 \quad (6-16)$$

误差计算：

$$E_t = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^3 (y_{ki} - o_{ki})^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^3 (\sigma_{ki})^2 \quad (6-17)$$

根据梯度下降法的原理，权值（或阀值）的调整量 Δv_{jt} 跟 $\frac{\partial E_k}{\partial v_{jt}}$ 的负值成正比例关系，可表示为：

$$\Delta v_{jt} = -\eta \frac{\partial E_k}{\partial v_{jt}} \quad 0 < \eta < 1 \quad (6-18)$$

由式 (6-11) 和式(6-17)，式(6-18)可展开为

$$\begin{aligned} \Delta v_{jt} &= -\eta \frac{\partial E_k}{\partial o_{kt}} \frac{\partial o_{kt}}{\partial v_{jt}} = -\eta \frac{\partial E_k}{\partial o_{kt}} \frac{\partial o_{kt}}{\partial b_{kt}} \frac{\partial b_{kt}}{\partial v_{jt}} \\ &= -\eta [(y_{kt} - o_{kt}) \cdot f'(b_{kt}) \cdot a_{kj}] \\ &= -\eta d_{kt} a_{kj} = -\eta \sigma_{kt} a_{kj} \end{aligned} \quad (6-19)$$

令 $a_{kj}=1$ ，从上面几式很容易得出输出层的阈值的改变量为：

$$\Delta \gamma_{jt} = \eta \sigma_{jt}^k \quad t=1,2,3; \quad (6-20)$$

定义输出层校正误差：

$$d_{kj} = -\frac{\delta E_k}{\delta b_{kt}} = \frac{\delta E_k}{\delta o_{kt}} \frac{\delta o_{kt}}{\delta b_{kt}} = (y_{kt} - o_{kt}) f'_2(b_{kt}) \quad t=1,2,3 \quad (6-21)$$

隐层各单元的校正误差设为 e_{kt} ，表达式如下：

$$e_{kt} = -\frac{\partial E_k}{\partial s_{kj}} = -\left(\sum_{t=1}^3 \frac{\partial E_k}{\partial b_{kt}} \frac{\partial b_{kt}}{\partial a_{kj}} \right) \frac{\partial a_{kj}}{\partial s_{kj}} = \left(\sum_{t=1}^3 d_{kt} v_{jt} \right) f'_1(s_{kj}) \quad (6-22)$$

同理，根据梯度下降的原则，对输入层的权值进行调整，表达式如下。

$$\begin{aligned}
 \Delta w_{ij} &= -\lambda \frac{\partial E_k}{\partial w_{ij}} = -\lambda \frac{\partial E_k}{\partial a_{kj}} \frac{\partial a_{kj}}{\partial s_{kj}} \frac{\partial s_{kj}}{\partial w_{ij}} \\
 &= -\lambda \left[\sum_{t=1}^3 \frac{\partial E_k}{\partial b_{kj}} \frac{\partial b_{kj}}{\partial a_{kj}} \right] \frac{\partial a_{kj}}{\partial s_{kj}} \frac{\partial s_{kj}}{\partial w_{ij}} \\
 &= -\lambda \left[\sum_{t=1}^3 (-d_{kj}) v_{kj} \right] f'_1(s_{kj}) x_{ki} \\
 &= \lambda e_{kj} a_{kj} \quad i = 1, 2, 3; j = 1, 2, \dots, 7; k = 1, 2, \dots, m
 \end{aligned} \tag{6-23}$$

取隐层的输入 $a_{ij}=1$, 同样可得出隐层阈值的调整量, 即:

$$\Delta \theta_j = \lambda e_{kj} \quad j = 1, 2, \dots, 7; \tag{6-24}$$

上面计算过程是按照输入模式顺传播对第 K 组进行学习的过程, 得到了第 K 组的误差。因此网络的全局误差 E 为:

$$E = \sum_{k=1}^m E_k = \sum_{k=1}^m \sum_{t=1}^3 [(y_{kt} - o_{kt})^2 / 2] \tag{6-25}$$

前面完成的学习训练为输入模式顺传播学习方法, 这只是该学习过程的第一步。整个学习过程共分为四步:

- 1、输入模式顺传播
- 2、输出误差逆传播
- 3、循环记忆训练
- 4、学习结果判断

输出误差逆传播是根据输出量的大小, 利用算法推出输入大小, 并与理论输入进行比较。在根据计算出的输入与理论输入大小的误差对网络各参数进行调整, 知道误差小于许可值。

通过完成上面这四步的学习训练过程, 最终为 BP 人工神经网络找出合适的未知参数 v_{ij} 、 w_{ij} 、 θ_j 、 γ_t 的值。

复合火灾探测器在监测现场的同时采集烟雾浓度信号、温度信号和 CO 浓度信号, 然后送入调理电路进行处理再传入数据层, 利用阀值算法和速率算法进行初步火灾判定, 若判定可能发生火灾, 三个传感器采集的火灾信号被传输到主控制器, 进入特征层, 三个信号即为特征层的三个输入 x_1 、 x_2 、 x_3 。利用这三个输入, 经过学习训练后的特征层对输入进行复杂的计算处理, 得到明火、阴燃火和非火灾源的概率 y_1 、 y_2 、 y_3 共三个输出。

BP 算法流程图如图 6.5 所示。

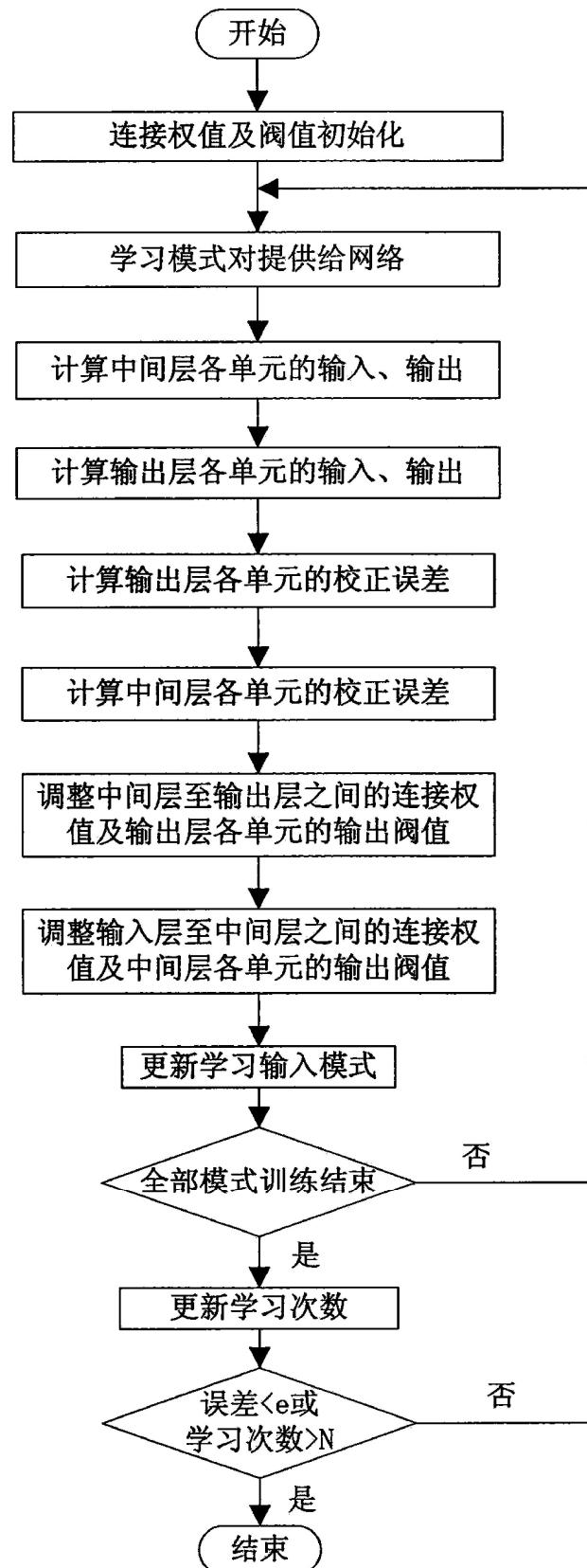


图 6.5 BP 算法流程图

Fig. 6.5 BP algorithm flowchart

6.3.2.3 算法改进

虽然经典 BP 神经网络的非线性能力很强，但它也有许多缺点，比如学习收敛速度太慢，有时陷入局部极小值而不能保证收敛到全局最小等。为了提高 BP 神经网络算法

的性能，人们利用一些算法对其进行改进，取得了不错的成绩，下面要介绍的归一化算法就是其中较好的一种。

归一化算法

BP 经典算法输入的是三个完全不相同的物理量，每个物理量数值大小的级别不同，处理时容易忽略小数值物理量的影响，需要对他们进行归一化处理。经过处理后的网络还能加快它的收敛速度^[49]。

由前面介绍可知， x_i 为 BP 算法的输入，对每个输入设定一个上下限，即设定最大值 $x_{i\max}$ 和最小值 $x_{i\min}$ 。然后对输入进行如式（6-26）所示的处理：

$$\bar{x}_i = \frac{x_i - x_{i\min}}{x_{i\max} - x_{i\min}} \quad (6-26)$$

火灾情况各种各样，火灾数据也非常多，不可能把所有的情况都学习一遍，所以只需要对重要的情况进行训练，比如引起大变化输出的小输入，最值所在的样本区域等。本课题选择中国标准明火和 SH4 和标准阴燃火 SH1 的相关数据当作样本进行训练，训练数据如表 6.1 所示：

表 6.1 BP 网络算法训练数据

Table 6.1 BP net algorithm training data

序号	温度	烟雾	CO气体	非火源概率	阴燃火概率	明火概率
1	1.000	0.200	0.900	0.000	0.050	0.950
2	0.900	0.230	1.000	0.000	0.050	0.950
3	1.000	0.220	0.850	0.020	0.080	0.900
4	0.900	0.220	1.000	0.020	0.080	0.900
5	0.875	0.180	0.350	0.050	0.100	0.850
6	0.950	0.200	0.750	0.030	0.100	0.850
7	0.900	0.130	0.200	0.100	0.100	0.800
8	0.925	0.180	0.250	0.100	0.100	0.800
9	0.600	1.000	0.500	0.700	0.100	0.200
10	1.000	1.000	0.750	0.700	0.100	0.200
11	0.450	0.150	5.000	0.050	0.800	0.150
12	0.450	0.150	0.700	0.050	0.850	0.100
13	0.450	0.180	0.750	0.050	0.850	0.100
14	0.600	0.700	0.450	0.800	0.100	0.100
15	1.000	0.420	0.700	0.850	0.050	0.100
16	0.500	0.250	0.700	0.020	0.900	0.080
17	0.525	0.500	0.750	0.020	0.900	0.080
18	0.550	0.830	0.750	0.000	0.950	0.050
19	0.375	0.370	0.450	0.850	0.100	0.050
20	0.625	0.200	5.000	0.850	0.100	0.050

经过训练，得到神经网络参数为：

$$w_{ij} = \begin{bmatrix} 0.6927 & -0.5486 & 0.6566 & -2.4232 & -0.8504 & 3.1036 & -1.2550 \\ -0.6723 & 0.5006 & 3.0566 & -0.7212 & -0.8504 & 0.5274 & 1.9010 \\ 0.2237 & -0.3431 & -0.8246 & 1.4322 & 0.3164 & -0.1842 & -3.2167 \end{bmatrix}$$

$$v_{ij} = \begin{bmatrix} 0.6327 & -0.7213 & 0.3571 & -2.3682 & -0.8341 & 3.4721 & -1.1231 \\ -0.8031 & 0.2337 & 3.1372 & -0.1379 & -0.8521 & 0.2794 & 1.0341 \\ 0.3682 & -0.2517 & -0.2619 & 1.6317 & 0.3634 & -0.7243 & -3.4262 \end{bmatrix}$$

$$\theta_j = [0.6317 \quad -0.3143 \quad 0.1123 \quad -2.4342 \quad -0.1332 \quad 3.3621 \quad -1.2677]^T$$

$$\gamma_t = [0.3234 \quad 1.2342 \quad -2.0025]^T$$

6.3.3 决策层融合器

6.3.3.1 模糊逻辑技术

模糊数学是模糊逻辑技术的理论基础，模糊逻辑是一种利用计算机技术和语言规则进行推理和判断的控制策略。该技术的适用范围非常广泛，包含了规模较小的单输入系统和规模较大的非线性系统等^[47]。本课题就是采用了模糊辨识的手段对传感器信息进行模糊化处理。其流程图如图 6.6 所示。

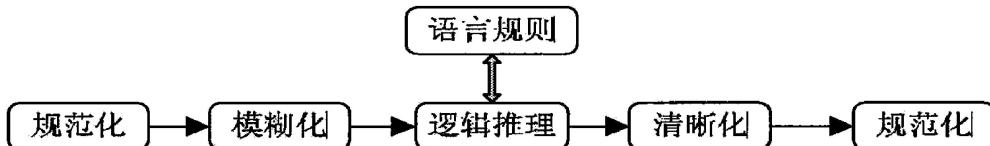


图 6.6 传感器信息模糊化流程

Fig. 6.6 Flow of sensor information fuzzy

1、输入量和输出量的模糊化处理

决策层以特征层提取的特征信息作为输入，如明火概率 y_1 ，以输入量 y_1 为例。给出明火概率 y_1 的论域 U，它也确定了 y_1 的上下限，然后确定明火概率 y_1 的模糊化等级，通常按照正大(PB)、正中(PM)、正小(PS)、零(ZD)、负小(NS)、负中(NM)和负大(NB)分为七级。这七级都是论域 U 上的模糊集。最后对这些模糊集建立关于它们的隶属函数，本课题选择的隶属函数为三角形函数，如图 6.7 所示。

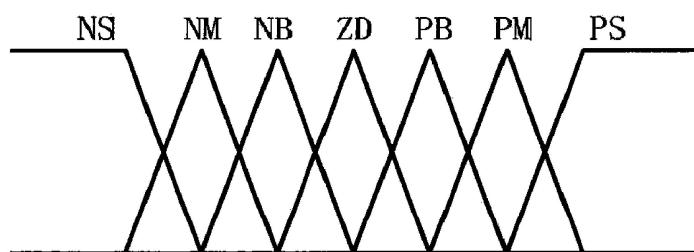


图 6.7 三角形隶属函数

Fig. 6.7 Triangular membership function

论域在应用时都要经过离散化处理，而三角形函数是一种连续的隶属函数，将论域离散化处理后三角形隶属函数变成了离散论域上的向量。

同理，根据上面的方法对阴燃火概率 y_2 进行模糊化处理。火灾信号是持续性信号，持续时间较长，即使火灾信号中包含有引起较大输出的干扰信号，持续时间也不会太长。因此，在模糊决策算法中必须加入一个输入量，即火灾信号持续时间，从而避免因干扰信号引起的较大输出而导致出现误报。特征层中的输出量 y_3 表示为非火灾源信号，不影响决策层判断，所以不作为决策层的输入。综上所知，决策层有三个输入，同时也有三组模糊集 $\{A_i\}, \{B_i\}, \{C_i\}$ ，这三组模糊集分别代表上面提的决策层融合器的三个输入。

2、建立控制规则表

控制规则有一个标准形式，即“如果...则...”。以本系统为例，决策层共有三个输入和一个输出。其规则一般可表示为：

若 y_1 是 A_i 且 y_2 是 B_i 且 T 是 C_i ；则 u 是 D_i 。用文字表示为：如果明火概率为 0.2，阴燃火概率为 0.2，且火灾信号持续时间为 0.1，则火灾概率为 0.2。这就是其中规则的表现形式，这样的规则有多条，规则的数目由输入的个数和量化等级确定。本系统总共有 3 个输入，每个输入均被量化为 3 级，所以规则一共有 27 条，27 条规则中有多条相同，需将相同的规则进行合并。

3、建立控制推理关系

模糊语句与辨识规则意义对应，总的模糊集也就组成了系统的规则库，从中可得到相应的推理关系 R：

$$\begin{aligned} R_i : A_i \times B_i \times C_i \times D_i \\ \forall x, y, z, u \quad R_i(x, y, z, u) = A_i(x) \wedge B_i(x) \wedge C_i(x) \wedge D_i(x) \end{aligned} \quad (6-27)$$

所有规则对应于总的模糊推理关系 R：

$$\begin{aligned} R = \bigcup_{i=1}^n R_i = \bigcup_{i=1}^n (A_i \times B_i \times C_i \times D_i) \\ \forall x, y, z, u \\ R(x, y, z, u) = \bigcup_{i=1}^n [A_i(x) \wedge B_i(x) \wedge C_i(x) \wedge D_i(x)] \end{aligned} \quad (6-28)$$

4、生成输入输出规则表

模糊控制算法计算处理到最后，都会通过查找规则表的方式来完成。在这里确定该模糊控制算法的规则：若模糊逻辑算法的输入明火概率为集合 A^* ，阴燃火概率为集合 B^* ，火灾信号持续时间为集合 C^* ，则模糊逻辑算法输出火灾概率为集合 D^* ^[50]。

输出火灾概率的集合 D^* 可由模糊关系 R 和其它三个输入集合进行模糊推理得到，如式 (6-29) 所示：

$$D^* = (A^* \times B^* \times C^*) \bullet R \quad (6-29)$$

$$\forall u \in U$$

$$D^*(u) = v(A^*(x) \wedge B^*(y) \wedge C^*(z) \wedge R(x, y, z, u))$$

输出火灾概率 D^* 同输入概率 A^* 、 B^* 、 C^* 一样，也是辨识论域上的模糊集。 $D^*(u)$ 给出了各个概率的隶属度。但上述概率值的确定需要对模糊逻辑系统的输出进行模糊判决处理，即非模糊化利用重心法可得：

$$u^* = \frac{\sum_i u_i D^*(u)}{\sum_i D^*(u)} \quad (6-30)$$

6.3.3.2 火灾持续时间

火灾信号持续时间 T 定义如下：

$$\begin{aligned} T(n) &= [T(n-1) + 1] u[y_i(x) - T_d] & y_i(x) > T_d \\ T(n) &= [T(n-1) - 1] u[T_d - y_i(x)] & y_i(x) < T_d \end{aligned} \quad (6-31)$$

其中， $u(\cdot)$ 为单位阶跃函数。 T_d 为报警门限阀值，取 $T_d = 0.5$ 。 $y_i(x)$ 为模糊逻辑算法两个输入的概率。当两者有一个的概率大小超过报警阀值 T_d 时， $T(n)$ 计时开始。

6.3.3.3 融合系统决策层的实现

要将模糊逻辑算法运用到火灾报警系统中，就要对建立决策层中输入与输出之间对应的规则关系库，最后通过查找规则库来完成火灾最终判定。探测器实时监测现场的火灾信号，该信号随着时间逐渐变好，相当于连续性信号。而火灾信号中掺杂的噪声信号含有多种成分，其中能引起较大输出而干扰火灾信号的部分都是瞬时的，持续时间短。因此在决策层要加入一个新的输入，即火灾的持续时间 T 。特征层的三个输出，只需知道其中两个，第三个就确定了，本课题只挑选其中的明火和阴燃火概率作为决策层的输入，而唯一的输出为火灾发生的最终概率 u 。结构如图 6.8 所示：

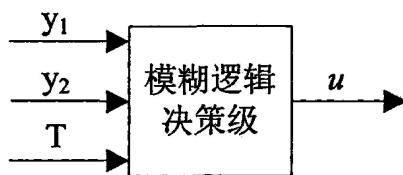


图 6.8 数据融合系统决策层的结构

Fig.6.8 Structure of the decision-making data fusion system

1、输入、输出量的模糊化处理和标定

本系统中决策层模糊控制器的输入量分别为火灾持续时间 T 、明火概率 y_1 和阴燃火概率 y_2 ，决策层模糊控制器的输出量为火灾概率 u 。模糊化处理的第一步是将输入输出量转化为模糊量并确定它们的上下限。 y_1 、 y_2 和 T 的上下限分别为 $[0, 1]$ 、 $[0, 1]$ 、 $[0, 10]$ ，火灾概率 u 的上下限位 $[0, 1]$ 。根据经验，模糊逻辑算法中的模糊等级为 7 级，概率和持续时间均为正数，需去掉模糊等级中的负等级和 0 等级，决策层的三个输入明

火、阴燃火的概率 y_1 、 y_2 的模糊化可分为 PB、PM、PS 三个等级，为了精简规则，火灾信号的持续时间 T 和决策成输出均模糊化为 PB 和 PS 二级，对于他们均使用正态分布函数来完成隶属函数 $A(x)$ 的建立^[51]。如图 6.9 和 6.10 所示：

$$A(x) = \exp\left[-(x-a)^2/b\right] \quad (6-32)$$

式中 $b=0.2, a=(0, 0.5, 1)$ 分别对应曲线 PS, PM 和 PB。

2、模糊逻辑推理

根据前面对决策层输入量的模糊化和等级标定，建立推理规则。神经网络算法的三个输出之和为 1，即 $y_1 + y_2 + y_3 = 1$ ，决策层的输入 y_1 和 y_2 之和不能大于 1，否则会出现矛盾，也就是说推理规则中不可能出现 [y_1 为 PB] 且 [y_2 为 PB]、[y_1 为 PM] 且 [y_2 为 PB]、[y_1 为 PB] 且 [y_2 为 PM] 的情况，所以推理规则只有 12 条。推理规则如下：

表 6.2 推理规则

Table 6.2 Inference Rules

y_1	y_2	T	u
PS	PS	PS	PS
PS	PM	PS	PS
PS	PB	PS	PS
PS	PS	PB	PS
PS	PM	PB	PB
PS	PB	PB	PB
PM	PS	PS	PS
PM	PM	PS	PB
PM	PS	PB	PB
PM	PM	PB	PB
PB	PS	PS	PS
PB	PS	PB	PB

6.4 本章小结

本章主要分析了火灾报警系统对火灾数据的处理方法，首先阐述了信息融合技术的概念，并提出针对火灾报警系统的信息融合系统框架。最后对系统的火灾融合器进行了设计，系统的火灾融合器可分为数据层、特征层和决策层三个部分。数据层融合器主要对采集的初始信息进行处理，通过阀值算法和速率算法对火灾进行预判断；特征层融合器利用 BP 神经网络算法提取火灾数据中的特征信息，并以此判断火灾为明火还是阴燃火；决策层融合器利用模糊逻辑算法对特征层提供的特征信息进行决策判断，最终确认火灾情况。本章利用数据融合的处理方法，降低了火灾监测的误报率和漏报率，提高了系统的可靠性和准确性。