

文章编号: 1001-0920(2011)08-1259-05

## 基于 Type-2 FNN 数据融合的双进双出磨煤机料位检测

曲星宇<sup>1,2</sup>, 崔宝侠<sup>2</sup>, 段 勇<sup>2</sup>, 徐 冰<sup>1</sup>

(1. 北方重工集团有限公司 电控液压设备分公司, 沈阳 110860;  
2. 沈阳工业大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110870)

**摘 要:** 针对双进双出磨煤机料位准确检测的难题, 提出一种基于二型模糊神经网络 (Type-2 FNN) 数据融合的双进双出磨煤机料位检测方法. 首先将多传感器采集的变量参数数据按照二型模糊规则进行模糊化处理; 然后构造神经网络进行数据融合, 所得融合结果即为检测的料位值. 该方法具有较好的自组织、自学习、并行分别处理能力, 保证了检测结果具有较高的准确性. 仿真实验表明, 该方法可有效弥补单一测量方法的不足, 实现料位更为准确的测量.

**关键词:** 多信息数据融合; 料位准确检测; 二型模糊系统; 神经网络; 双进双出磨煤机

中图分类号: TP273.4

文献标识码: A

## BBD ball mill material measure based on type-2 FNN data fusion

QU Xing-yu<sup>1,2</sup>, CUI Bao-xia<sup>2</sup>, DUAN Yong<sup>2</sup>, XU Bing<sup>1</sup>

(1. Electrical Control and Hydraulic Equipment Branch Corporation, Northern Heavy Industries Group Co Ltd, Shenyang 110860, China; 2. College of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China. Correspondent: QU Xing-yu, E-mail: qxingyu.qxy@163.com)

**Abstract:** For the material accurate measure problems of double input and double output(BBD) ball mill, a method of BBD ball mill's material measure based on type-2 fuzzy neural network(Type-2 FNN) data fusion is proposed. Firstly, the variables parameters are dealt with fuzzily according to the type-2 fuzzy rules, which are acquisited by multi-sensor. Then the neural network is structured for data fusion, and the result is the material data. The method not only has good capabilities of self-organization, self-learning and respectively processing, but also ensures that detecting result has higher accuracy. Simulation results show that, the application of this fusion system can effectively remedy the lacks of single measurement method to achieve more accurate measurement.

**Key words:** multi-information data fusion; material accurate measure; type-2 fuzzy sets; neural network; BBD ball mill

### 1 引 言

双进双出磨煤机料位检测是其控制系统的重要组成部分, 对于控制系统的正常运行有着重要的意义, 控制系统的性能在很大程度上取决于料位检测的准确性. 但事实上, 双进双出磨煤机长期以保守工况运行, 耗电率相当大, 同时存在安全隐患, 其主要原因是还没有一种准确可靠的料位检测手段. 目前磨煤机的料位检测方法很多, 但各种方法均有其自身的缺点和适用范围的局限性<sup>[1]</sup>. 压差法<sup>[2]</sup>是一种传统的直接测量方法, 运行全过程均可使用; 但起磨和停磨状态检测存在不足, 同时, 差压信号并不是存煤量的单值函数, 而是存煤量、通风量以及磨煤机结构参数的多元

函数, 检测信号存在强耦合性. 噪音法<sup>[3]</sup>通过音频传感器采集音频信号, 根据不同的存煤量状态下工作时其滚筒发出的噪音不同来判断存煤量, 适用于起磨和停磨状态; 缺点是噪声信息中混合其他声音信息量较多, 且受外界干扰较大. 电流法<sup>[4]</sup>是根据磨煤机电流和料位的关系实现料位的检测; 缺点是由于电流的波动较大, 抗干扰能力和测量稳定性均较差. 另外, 轴承振动法、应变法和超声波法等由于检测方法存在固有缺点, 现在很少使用. 因此, 采用多信息融合技术的料位检测方法已成为磨煤机料位检测领域的研究热点之一.

近年来, 一些多数据融合算法正逐渐应用于料位

收稿日期: 2010-05-25; 修回日期: 2010-08-19.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60905054); 辽宁省教育厅科研基金项目(2006T102); 沈阳工业大学博士启动基金项目(521102302).

作者简介: 曲星宇(1984—), 男(满族), 工程师, 硕士, 从事工业过程控制、复杂系统建模等研究; 崔宝侠(1962—), 女, 教授, 博士, 从事工业过程控制、智能信息系统等研究.

检测领域. 其中: 基于证据理论(D-S 证据理论)融合方法的优点在于, 不需要先验概率和条件概率密度, 但 D-S 证据理论具有潜在的指数信息复杂度和指数时间复杂度; 基于误差反向传播算法的人工神经网络(BP 神经网络)的融合算法, 用于函数逼近时, 使用梯度下降法进行权值的调整, 存在局部极小和收敛速度慢等缺点; 模糊集理论中的隶属度函数的概念打破了传统集合理论集合上下限的束缚, 善于处理包含不确定性因素的问题, 它与人的思维和表述方式十分相似, 在数据融合中得到了广泛应用, 但其存在模糊规则的自动提取以及模糊推理中主观确定隶属度函数的缺点. 因此, 基于模糊神经网络的多数据融合兼顾了模糊集和神经网络的优点, 同时, 二型模糊集(Type-2)的提出<sup>[5]</sup>, 有效解决了隶属度函数主观性确定的问题, 已成为基于多信息数据融合料位检测研究的一个新方向.

本文将二型模糊理论与神经网络相结合并应用于多传感器信息融合, 对双进双出磨煤机进行料位检测, 利用二型模糊集具有上下限隶属度函数的性质处理复杂不确定性情况, 通过隶属度函数反映出预测值的可靠程度, 从而克服了一型模糊集(Type-1)只给出单值且稳定性差的缺点<sup>[5]</sup>. 另外, 根据料位检测的复杂性和磨煤机工作过程的多变性, 设计了基于二型模糊神经网络(Type-2 FNN)的信息融合结构, 将反映料位变化的因素作为融合系统输入, 再通过融合系统输出料位检测结果. 仿真实验表明, 本文算法是有效的且具有较高的准确性, 可以实现磨煤机在不同复杂工况下的料位准确测量.

## 2 基于 Type-2 FNN 的多数据融合

### 2.1 二型模糊系统

在实际应用中, 一型模糊集的隶属度函数是由专家根据经验加以定义的, 具有很强的主观性, 不同的模糊化处理会使同一问题产生不同的结果, 其原因在于定义的隶属度函数不同. 对此, Zadeh 提出了一种由 Type-1 型模糊集推广得到的 Type-2 型模糊集. Type-2 型模糊集与 Type-1 型模糊集的不同之处在于, 前者不仅元素的隶属关系是模糊的, 而且隶属函数本身也是不确定的、模糊的, 即 Type-2 模糊集不仅能描述元素的不确定性, 而且也能描述模糊隶属函数的不确定性. Type-2 模糊集的一般定义<sup>[5]</sup>如下:

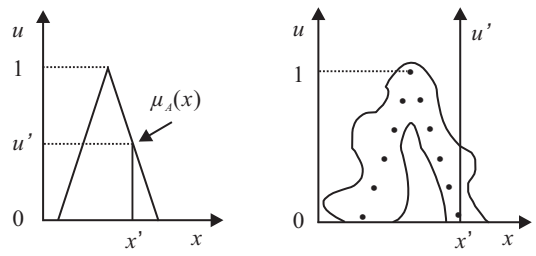
**定义 1** 如果  $A$  是定义域在  $X$  上的一型模糊集,  $\tilde{A}$  为  $X$  上的二型模糊集,  $x \in X$ , 则有

$$\tilde{A} = \{((x, u), \mu_{\tilde{A}}(x, u) | \forall x \in X, u_i \in J_x \subseteq [0, 1])\},$$

$$0 \leq \mu_{\tilde{A}}(x) \leq 1. \quad (1)$$

其中:  $\mu_{\tilde{A}}(x)$  为二型模糊集隶属度函数,  $u_i$  为一型模

糊集隶属度函数, 如图 1 所示.



(a) Type-1 型隶属度函数 (b) Type-2 型隶属度函数

图 1 Type-1 型与 Type-2 型隶属度函数对照示意

二型模糊系统的构造与一型模糊系统相似<sup>[6]</sup>, 包括输入模糊器、规则库、推理引擎和解模糊器, 但二型模糊系统增加了降型器, 如图 2 所示.

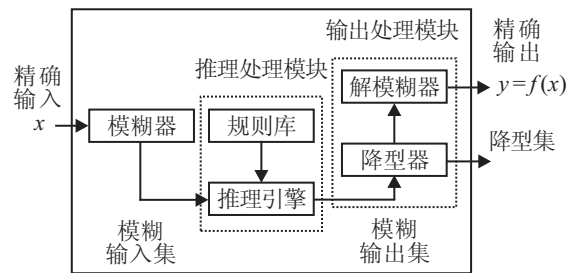


图 2 二型模糊系统构造

### 2.2 Type-2 FNN 系统构造

Type-2 FNN 拓扑结构如图 3 所示, Type-2 模糊集的目的是进行 FNN 的结构辨识和参数整定. 即通过 Type-2 模糊集在给定规则前件的条件下, 利用其“强模糊性”确定模糊规则的结论部分, 并对模糊隶属度函数的相关参数进行调整, 以提高系统的性能.

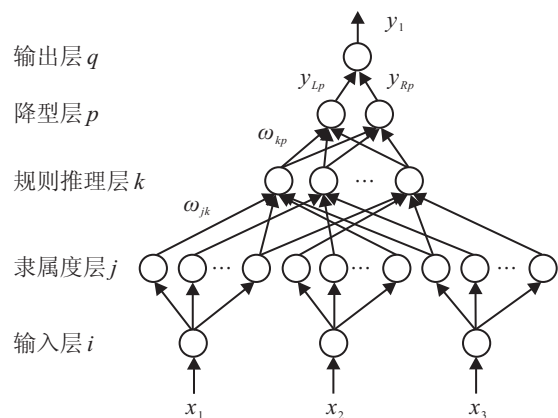


图 3 Type-2 模糊神经网络拓扑结构

使用 Type-2 模糊神经网络的数据融合实现料位精确检测, 是将影响料位变化的多个因素的状态矢量作为 FNN 的输入变量, 利用 FNN 广泛的函数逼近特性来实现各传感器检测料位状态到料位预测值的映射. 由 Type-2 FNN 从融合结果中获得的预测料位值构成 FNN 输出的误差代价函数, 通过误差的反向传播来确定模糊规则和调整模糊隶属度函数参数.

Type-2 FNN 系统的第 1 层为输入层. 将各测量参数状态矢量  $x_i$  直接传送到第 2 层.

第 2 层为隶属度层. 该层用于计算输入状态变量的隶属度. 每个节点代表 Type-2 模糊函数的一个语言变量, 采用高斯函数作为隶属度函数<sup>[7-8]</sup>, 于是输入变量  $x_i$  对应节点  $j$  的输出为

$$\mu_j^{(2)} = \exp \left[ -\frac{1}{2} \frac{x_i - c_{ij}^{(2)}}{\sigma_{ij}^{(2)}} \right] = \begin{cases} \bar{\mu}_j^{(2)}, & c_{ij} = \bar{c}_{ij}; \\ \underline{\mu}_j^{(2)}, & c_{ij} = \underline{c}_{ij}. \end{cases} \quad (2)$$

其中:  $\text{net}_j^{(2)}$  为第 2 层节点  $j$  ( $j = 1, \dots, s$ ) 的输入 (下文中  $\text{net}_m^n$  为第  $n$  层  $m$  节点的输入,  $n = 1, \dots, 5$ ,  $m = i, j, k, p, q$ );  $c_{ij}$  为高斯函数的均值;  $\sigma_{ij}$  为高斯函数的方差;  $\mu_j$  为模糊隶属度函数,  $\mu_j^{(i)}$  为第  $i$  层的  $\mu_j$  (本节出现的上标均为所在网络层数);  $s$  为各输入节点的语言变量个数.

由于 Type-2 隶属度为  $[\underline{\lambda}_{\bar{A}(x)}, \bar{\lambda}_{\bar{A}(x)}]$ , 第 2 层的输出  $\mu_j^{(2)}$  为 Type-2 型模糊集  $[\underline{\mu}_j^{(2)}, \bar{\mu}_j^{(2)}]$ <sup>[9-10]</sup>.

第 3 层为规则推理层. 模糊规则用来处理隶属度产生的模糊输入, 推理引擎根据模糊输入和规则前件进行推理合成运算, 其结果即为本层的输出.

$x_i^{(3)}$  为第  $i$  个输入变量,  $\tilde{F}_i^l$  为第  $l$  条规则的第  $i$  个前件分量, 采用 Mamdani 型规则后件  $[\underline{y}_k^{(3)}, \bar{y}_k^{(3)}]$  表示规则的输出<sup>[11-12]</sup>. 模糊规则如下:

If  $x_1^{(3)}$  is  $\tilde{F}_1^l$  and  $x_2^{(3)}$  is  $\tilde{F}_2^l$  and  $\dots$  and  $x_i^{(3)}$  is  $\tilde{F}_i^l$ ,

Then  $y_k^{(3)}$  is  $[\underline{y}_k^{(3)}, \bar{y}_k^{(3)}]$ . (3)

对模糊规则的输入进行加权取积运算, 得到推理结果输出为

$$y_k^{(3)} = \begin{cases} \prod_{j=1}^n (\omega_{jk} \bar{y}_k^{(3)}), \\ \prod_{j=1}^n (\omega_{jk} \underline{y}_k^{(3)}), \end{cases} \quad k = 1, \dots, n. \quad (4)$$

其中  $\omega_{jk}$  表示第 2 层与第 3 层各节点间的连接权值.

第 4 层为降型层. 经过模糊推理输出的结果是 Type-2 型模糊集而不是确定的数值, 因此在精确化输出前必须进行降型<sup>[11-12]</sup>. 其主要思想是, 将 Type-2 型模糊集用一个特殊的 Type-1 型模糊集表示, 即将 Type-2 型模糊集域离散为  $n$  个点, 对于每个点均有其对应的主、次隶属度值组成的集合, 从每个这样的集合中任取一个元素排列组合成多个含  $n$  个元素的 Type-1 型模糊集, 对其分别求得质心, 再由质心和相应的隶属度组成一个新的 Type-1 型模糊集, 该模糊集即为降型的输出结果<sup>[6]</sup>

$$y_p^{(4)} = f_p^{(4)} \left[ \left( \sum_{k=1}^n \omega_{kp}^{(4)} y_k^{(3)} \right) / \sum_{k=1}^n y_k^{(3)} \right] =$$

$$\begin{cases} y_{Rp}^{(4)} = \left( \sum_{k=1}^n \omega_{Rkp}^{(4)} y_{Rk}^{(3)} \right) / \sum_{k=1}^n y_{Rk}^{(3)}, \\ y_{Lp}^{(4)} = \left( \sum_{k=1}^n \omega_{Lkp}^{(4)} y_{Lk}^{(3)} \right) / \sum_{k=1}^n y_{Lk}^{(3)}, \end{cases} \quad p = 1. \quad (5)$$

其中输出  $y_p^{(4)}$  由最小值  $y_{Lp}^{(4)}$  和最大值  $y_{Rp}^{(4)}$  组成.

第 5 层为输出层. 该层将融合结果输出, 采用对第 4 层两个节点输入值取线性平均数的方法确定输出值, 即

$$y_q^{(5)} = \frac{y_{Rp}^{(4)} + y_{Lp}^{(4)}}{2}, \quad (6)$$

其中  $y_q$  为 Type-2 FNN 的输出, 即料位检测值.

### 2.3 Type-2 FNN 系统的学习算法

在神经网络的学习中, 计算值函数逼近误差的梯度是算法的关键. 采用有导师的最速下降法来修正网络的参数, 各节点误差代价函数为

$$E = \frac{1}{2} (d_m - y_m)^2 = \frac{1}{2} e. \quad (7)$$

其中:  $d_m$  为期望输出,  $y_m = f(\text{net}_m)$  为网络实际输出. 通过反向传播误差信号, 得到各层中间变量如下<sup>[13-14]</sup>:

$$\delta^{(5)} = -\frac{\partial E}{\partial y_q^{(5)}} = -\frac{\partial E}{\partial y_m} \frac{\partial y_m}{\partial y_q^{(5)}} = -\frac{\partial E}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial y_m} \frac{\partial y_m}{\partial y_q^{(5)}}, \quad (8)$$

$$\delta^{(4)} = -\frac{\partial E}{\partial \text{net}_p^{(4)}} = -\frac{\partial E}{\partial q_5} \frac{\partial q_5}{\partial \text{net}_p^{(4)}} = \frac{1}{2} \delta^{(5)}, \quad (9)$$

$$\Delta \omega_{kp}^{(4)} = -\eta_\omega \frac{\partial E}{\partial \omega_{kp}^{(4)}} = \begin{cases} -\eta_\omega \frac{\partial E}{\partial \text{net}_p^{(4)}} \frac{\partial \text{net}_p^{(4)}}{\partial y_{Rkp}^{(4)}} \frac{\partial y_{Rkp}^{(4)}}{\partial \omega_{Rkp}^{(4)}} = \\ -\eta_\omega \frac{\partial E}{\partial \text{net}_p^{(4)}} \frac{\partial \text{net}_p^{(4)}}{\partial y_{Lkp}^{(4)}} \frac{\partial y_{Lkp}^{(4)}}{\partial \omega_{Lkp}^{(4)}} = \\ \eta_\omega \delta^{(4)} y_{kj}^{(3)} / \sum_{k=1}^n y_{kj}^{(3)}, \end{cases} \quad (10)$$

$$\delta^{(3)} = -\frac{\partial E}{\partial \text{net}_k^{(3)}} = -\frac{\partial E}{\partial y_q^{(5)}} \frac{\partial y_q^{(5)}}{\partial \text{net}_p^{(4)}} \frac{\partial \text{net}_p^{(4)}}{\partial y_{kj}^{(3)}} \frac{\partial y_{kj}^{(3)}}{\partial \text{net}_k^{(3)}} = \delta^{(4)} \left( \omega_{kj}^{(4)} \sum_{k=1}^n y_{kj}^{(3)} - \omega_{kj}^{(4)} y_{kj}^{(3)} \right) / \left( \sum_{k=1}^n y_{kj}^{(3)} \right)^2, \quad (11)$$

$$\Delta c_{ij} = -\eta_c \frac{\partial E}{\partial c_{ij}} = \begin{cases} -\left[ \eta_c \frac{\partial E}{\partial \text{net}_k^{(3)}} \frac{\partial \text{net}_k^{(3)}}{\partial y_j^{(2)}} \frac{\partial y_j^{(2)}}{\partial c_{ij}} \right] = \\ -\left[ \eta_c \frac{\partial E}{\partial \text{net}_k^{(3)}} \frac{\partial \text{net}_k^{(3)}}{\partial y_j^{(2)}} \frac{\partial y_j^{(2)}}{\partial \bar{c}_{ij}} \right] = \\ \left\{ \begin{aligned} & \eta_c \delta^{(3)} y_j^{(2)} \frac{(x_i^{(2)} - c_{ij})}{(\sigma_{ij})^2}, \\ & \eta_c \delta^{(3)} y_j^{(2)} \frac{(x_i^{(2)} - \bar{c}_{ij})}{(\sigma_{ij})^2}, \end{aligned} \right. \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \Delta\sigma_{ij} &= -\eta_{\sigma} \frac{\partial E}{\partial \sigma_{ij}} = \\ &= -\eta_{\sigma} \frac{\partial E}{\partial \text{net}_k^{(3)}} \frac{\partial \text{net}_k^{(3)}}{\partial y_j^{(2)}} \frac{\partial y_j^{(2)}}{\partial \text{net}_j^{(2)}} \frac{\partial \text{net}_j^{(2)}}{\partial \sigma_{ij}} = \\ &= \eta_{\sigma} \delta^{(3)} y_j^{(2)} \frac{x_i^{(2)} - c_{ij}}{\sigma_{ij}^2}. \end{aligned} \quad (13)$$

若  $E \leq \min\{E_S, E_{PS}\}$  ( $E_S$  为系统平均误差容限,  $E_{PS}$  为单个样本的误差容限) 或达到指定的迭代步数, 则学习结束; 否则, 进行误差反向传播

$$\begin{aligned} \omega_{kp}^{(4)}(n+1) &= \omega_{kp}^{(4)}(n) + \Delta\omega_{kp}^{(4)}(n) = \\ &= \begin{cases} \omega_{Rkp}^{(4)}(n) + \Delta\omega_{Rkp}^{(4)}(n), \\ \omega_{Lkp}^{(4)}(n) + \Delta\omega_{Lkp}^{(4)}(n); \end{cases} \end{aligned} \quad (14)$$

$$c_{ij}(n+1) = c_{ij}(n) + \Delta c_{ij} = \begin{cases} \bar{c}_{ij}(n) + \Delta\bar{c}_{ij}, \\ \underline{c}_{ij}(n) + \Delta\underline{c}_{ij}; \end{cases} \quad (15)$$

$$\sigma_{ij}(n+1) = \sigma_{ij}(n) + \Delta\sigma_{ij}. \quad (16)$$

### 3 Type-2 FNN 数据融合在 BBD 料位检测中的应用

#### 3.1 采集数据处理

通过对运行参数的分析和大量现场实验可知, 影响料位的主要变量有: 入口压差、冷风流量、磨电流、给煤量、出口温度、热风流量以及磨噪音信号等. 如果将 7 个变量作为网络输入, 将会造成网络规模过大, 同时过量冗余数据易造成神经网络训练过度, 对网络训练速度及训练时间也存在影响. 因此本文采用文献 [15] 中的粗糙集法对各因素进行分组处理. 选取现场采集的 100 组数据作为训练样本, 50 组作为测试样本. 多个传感器采集的原始数据在经过预处理后等距离离散化, 作为决策表中的条件属性; 将负荷变量离散化为高中低三档负荷, 作为决策表中的决策属性, 并随机选取 100 组数据作为决策表数据. 设决策表中论域  $U = \{u_i | i = 1, 2, 3\}$ ; 条件属性  $C = \{C_1: \text{磨入口压差}, C_2: \text{冷风流量}, C_3: \text{磨电流}, C_4: \text{给煤量}, C_5: \text{磨出口温度}, C_6: \text{热风流量}, C_7: \text{磨噪音信号}\}$ , 条件属性值域  $V_{C_i} \in (0, 1)$ ; 决策属性  $D = \{D_1\}$ , 决策属性值域  $V_D = \{1: \text{低煤位区}, 2: \text{最佳煤位区}, 3: \text{高煤位区}\}$ . 对决策表建立区分矩阵, 写出区分函数, 将区分函数整理成极小析取范式后, 即可获得其相对约简<sup>[16]</sup>. 选取如下 3 个约简:

$Q_1 = \{C_1: \text{磨入口压差}, C_3: \text{磨电流}, C_6: \text{热风流量}\}$ ,

$Q_2 = \{C_2: \text{冷风流量}, C_5: \text{磨出口温度}\}$ ,

$Q_3 = \{C_4: \text{给煤量}, C_7: \text{磨噪音信号}\}$ .

#### 3.2 数据融合体系建立

构造基于多数据融合的料位检测系统如图 4 所

示. 首先经过粗糙集对数据进行处理; 然后对 3 个相对独立的约简集合建立 3 个数据级融合子神经网络并进行数据级融合; 最后将数据级融合的输出结果进行加权求和以及决策级融合, 得到检测料位值.

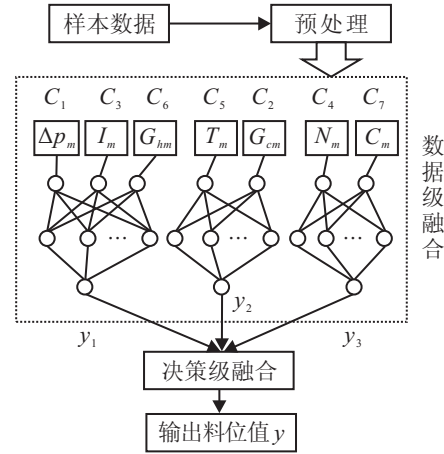


图 4 数据融合系统结构图

#### 3.3 Type-2 FNN 数据融合算法

1) 将采集的现场样本数据经粗糙集进行数据处理. 将 7 个参数变量分为 3 个相对独立的约简集合  $X_1, X_2, X_3$ , 建立 3 个检测子神经网络, 将每个集中的变量作为子神经网络的输入.

2) 构造模糊神经网络, 进行数据级融合. 将输入变量  $X_1, X_2, X_3$  分别送入构建的 3 个子神经网络中进行训练, 并通过反向传播学习算法对相关参数进行优化调整, 最终得到 3 个子神经网络输出  $y_1, y_2, y_3$ .

3) 对  $y_1, y_2, y_3$  进行决策级信息融合. 根据专家经验确定 3 个输入  $y_1, y_2, y_3$  的各自连接权值, 进行加权求和得到融合结果  $y$ , 即料位检测值. 其形式为

$$y = 0.2y_1 + 0.1y_2 + 0.7y_3. \quad (17)$$

### 4 实验结果及分析

本文仿真实验在北方重工磨煤机国家重点实验室中进行, 料位值由阜新电厂现场采集. 根据以上分析建立 3 个检测子神经网络. 按照 Type-2 FNN 训练步骤和多数据融合算法, 对 3 个检测子神经网络使用 300 组数据分别进行训练, 再采用 100 组数据进行实际测量, 通过数据级融合和决策级融合得到最终融合料位值. 为验证本文方法的先进性与实用性, 同时采用 Type-1 FNN 系统作对比实验, 将得到的两组数值与实际值进行比较, 取其中 20 组数据进行对比说明, 见表 1.

从表 1 中可以看出, Type-2 FNN 系统获得的料位值与实际值吻合较好, 且吻合程度较 Type-1 FNN 系统有所提高, 能够较为准确地反映磨煤机内的存煤量情况; 同时, Type-2 FNN 系统测得数据的准确率, 无论是整体数据还是单一数据, 都优于 Type-1 FNN 系统.

表1 Type-2 FNN 数据融合准确度对比结果

组序号	实际料位值	一型融合料位值	二型融合料位值	一型与实际差值	二型与实际差值
1	32.8	35.7	35.2	2.9	2.4
2	36.0	39.3	38.6	3.3	2.6
3	37.4	40.4	39.3	3.0	1.9
4	42.1	44.7	43.7	2.6	1.6
5	43.9	47.0	45.7	3.1	1.8
6	44.4	47.4	46.1	3.0	1.7
7	45.6	49.0	48.0	3.4	2.4
8	46.6	49.5	48.6	2.9	2.0
9	47.3	50.1	49.0	2.8	1.7
10	48.2	50.9	49.5	2.7	1.3
11	49.8	52.7	51.7	2.9	1.9
12	50.0	53.1	52.0	3.1	2.0
13	51.9	54.6	54.1	2.7	2.2
14	52.5	55.3	54.5	2.8	2.0
15	53.2	56.5	55.9	3.3	2.7
16	54.0	57.2	56.1	3.2	2.1
17	54.9	57.5	56.6	2.6	1.7
18	59.6	62.8	61.9	3.2	2.3
19	61.1	64.7	63.6	3.6	2.5
20	62.6	66.4	65.2	3.8	2.6

注: 1) 表中数据从实验的 100 组中任意选取;

2) 料位是磨筒内煤(料和粉)的填充度, 即所占桶内空间的百分比, 因此料位值单位为百分数。

## 5 结 论

本文将二型模糊理论与 BP 神经网络相结合, 通过应用二型模糊集具有上下限隶属度函数的特性, 有效地解决了模糊推理隶属度函数主观性强的问题, 利用 BP 神经网络可并行处理以及容错性和鲁棒性强的优点, 提高了神经网络的学习效率, 同时拥有自学习和容错能力, 从而有效保证了数据融合的准确性. 将 Type-2 信息融合系统应用于双进双出磨煤机料位检测, 仿真结果表明, 在料位检测过程中, 由两种智能算法结合的融合系统, 能使双进双出磨煤机准确地完成复杂环境下的料位检测任务。

## 参考文献(References)

- [1] Cui B X, Su G H. Measurement and disposal of noise on double-in and double-out stell ball mill[C]. ISTM/2005 6th Int Symposium on Test and Measurment. Beijing: Word Publising Corporation, 2005: 2569-2572.
- [2] 侯典来, 陈言军. 双进双出钢球磨煤机料位检测及其控制[C]. 第 8 届工业仪表与自动化学术会议论文集. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2007: 293-298.  
(Hou D L, Chen Y J. The double type mill level measuring technique and its controls[C]. The 8th Industrial Instrumentation and Automation Conf. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 2007: 293-298.)
- [3] 崔宝侠, 李明, 徐冰. 小波包在双进双出磨煤机料位检测中的应用[J]. 沈阳工业大学学报, 2008, 30(3): 341-345.  
(Cui B X, Li M, Xu B. Application of wavelet packet in material level measuremen of double in/out ball mill[J]. J of Shenyang University of Technology, 2008, 30(3): 341-345.)
- [4] 张怡强. 功率(电流)法对磨煤机煤位的控制与应用[J]. 华东电力, 2001, 7(3): 48-49.  
(Zhang Y Q. Coal level control for coal pulverizer using power(current) method[J]. East China Electric Power, 2001, 7(3): 48-49.)
- [5] Zadeh L A. The conceptofa linguistic variable and its application to approximate reasoning[J]. Information Sciences, 1975, 8(3): 199-249.
- [6] 陈薇, 孙增圻. 二型模糊系统研究与应用[J]. 模糊系统与数学, 2005, 19(1): 126-135.  
(Chen W, Sun Z Q. Research on of type-2 fuzzy logic system and its application[J]. Fuzzy Systems and Mathematics, 2005, 19(1): 126-135.)
- [7] Mendel Jerry, Mendel Robert I, Bob John. Type-2 fuzzy sets made simple[J]. IEEE Trans on Fuzzy System, 2002, 10(2): 117-127.
- [8] Mendel Jerry, Mendel Robert I, John Feilong Liu. Interval type-2 fuzzy logic systems made simple[J]. IEEE Trans on Fuzzy System, 2006, 14(6): 808-821.
- [9] Mendel J M. Uncertain rule-based fuzzy logic systems: Introductionand new directions[M]. Prentice-Hall: Englewood Cliffs, 2001.
- [10] Karnik N N, Mendel J M. Centroid of a type-2 fuzzy set[J]. Information Science, 2001, 132(4): 195-220.
- [11] Liang Q, Mendel J M. Interval type-2 fuzzy logic systems: Theory and design[J]. IEEE Trans on Fuzzy System, 2000, 5(8): 535-550.
- [12] Karnik N N, Mendel J M. Type-2 fuzzy logic systems: Type-reduction[C]. Systems, Man, and Cybernetics. San Diego: Proc IEEE Int Conf, 1998: 2046-2051.
- [13] Lin F J, Shieh P H, Hung Y C. An intelligent control for linear ultrasonic motor using interval type-2 fuzzy neural network[C]. The Institution of Engineering and Technology 2008. Hangzhou: IEEE Computer Society, 2008: 32-41.
- [14] Passino K M, Yurkovich S. Fuzzy control[M]. Beijing: Tsinghua University Press and Addison-Wesley, 2001.
- [15] 崔宝侠, 陈凯, 段勇. 双进双出磨煤机模糊神经网络建模与仿真[J]. 沈阳工业大学学报, 2009, 31(4): 432-435.  
(Cui B X, Chen K, Duan Y. Fuzzy neural network modeling and simulation of BBD ball mill[J]. J of Shenyang University of Technology, 2009, 31(4): 432-435.)
- [16] 李瑞. 双进双出磨煤机料位检测与控制[D]. 沈阳: 沈阳工业大学信息科学与工程学院, 2008.  
(Li R. Material measure and control of BBD coal mill[D]. Shenyang: College of Information Sience and Engineering, Shenyang University of Technology, 2008.)