

学术论文

# 一种基于粗糙集的模糊信息融合方法及应用

陈双叶<sup>1</sup>, 张微敬<sup>1,2</sup>

(1. 北京工业大学 电子信息与控制工程学院, 北京 100022;  
2. 清华大学土木水利学院, 北京 100084)

**[摘要]** 将粗糙集理论和模糊逻辑技术结合起来, 提出了一种基于粗糙集数据处理的模糊信息融合方法。运用粗糙集的基本理论和简约计算方法, 从大量原始数据中发现精简的、概略化的规则, 结合模糊逻辑推理建立一致粗糙模糊模型, 并提出了对模型进行扩充与完备化的概念。脉动真空灭菌温度控制过程的仿真试验研究结果表明了所提方法的有效性和可行性。

**[关键词]** 信息融合; 粗糙集; 模糊逻辑; 粗糙模糊模型

**[中图分类号]** TP 273    **[文献标识码]** A    **[文章编号]** 1009-1742 (2006) 12-0075-05

多传感器信息融合 (MSIF, multi-sensor information fusion) 是一个综合信息处理过程, 将来自不同途径、不同时间、不同空间的传感器信息加以自动分析、优化综合, 以形成对某一被测对象更全面和更完整的特征描述, 它与传统的信息处理过程有着本质的区别<sup>[1]</sup>。多传感器信息融合具有更为复杂的形式, 融合过程不但具有时间融合和空间融合, 而且信息可以在不同层次进行融合。经过集成与融合的多传感器系统能完整、精确地反映被测目标的特征, 消除信息的不确定性, 提高传感器信息的可靠性, 而基于单一传感器的传统信息处理方法只能获得环境特征的部分信息段, 多传感器系统具有冗余性、实时性、低成本性等特点<sup>[2]</sup>。多传感器信息融合技术在工业机器人、军事、航天、多目标跟踪、惯性导航和遥感技术等领域有着广泛的应用前景。目前主要的信息融合技术有贝叶斯估计法、加权平均法、卡尔曼滤波法、Shafer-Dempster 证据推理法、模糊逻辑法以及神经网络方法等<sup>[2, 3]</sup>。粗糙集理论的主要思想是在保持分类能力不变的前提下, 通过知识简约, 导出问题的决策或分类规

则<sup>[4]</sup>。将粗糙集理论和模糊逻辑技术结合起来, 提出一种基于粗糙集理论的模糊信息融合方法, 并针对脉动真空灭菌控制系统进行仿真和实验研究。

## 1 基于粗糙集理论的粗糙模糊模型

### 1.1 粗糙集数据分析的基本概念

粗糙集数据分析主要用来分析信息系统中各属性之间的依赖关系, 它是粗糙集理论的一个主要应用领域。应用 Z. Pawlak 提出的决策系统 (DS, decision system) 对问题进行描述, 这样粗糙集方法和模型就可以建立在一种非常直观的二维决策表的基础上<sup>[5, 6]</sup>。

定义 1 (决策系统) 四元组  $S = (U, A, V, f)$  是一个知识表达系统, 其中  $U$  为对象的非空有限集合, 称为论域;  $A$  为属性的非空有限集合;  $V = \bigcup_{a \in A} V_a$ ,  $V_a$  为属性  $a$  的值域;  $f: U \times A \rightarrow V$  是一个信息函数, 为每个对象的每个属性赋予一个信息值, 即对于  $\forall a \in A, x \in U, f(x, a) \in V_a$ 。如果  $A$  由条件属性集合  $C$  和结论属性集合  $D$  组成,  $C, D$  满足  $C \cup D = A, C \cap D = \emptyset$ , 则称  $S$  为决策系统<sup>[5~7]</sup>。

[收稿日期] 2005-06-28; 修回日期 2005-09-26

[基金项目] “八六三”高技术研究发展计划资助项目 (863-306-ZT01-07-1); 北京市教委彩虹工程资助项目 (KZ0202200475)

[作者简介] 陈双叶 (1970-), 男, 湖南邵阳市人, 博士, 北京工业大学讲师; 张微敬 (1969-), 女, 黑龙江哈尔滨市人, 清华大学博士后, 北京工业大学副教授

**定义2(不可分辨关系)** 决策系统  $S = (U, A, V, f)$ ,  $A = C \cup D$ ,  $C \subseteq A$ , 且  $X \neq \emptyset$  是属性集合的一个子集, 称二元关系  $\text{IND}(X) = \{(x, y) | x, y \in U, X(x) = X(y)\}$  为  $S$  的一个不可分辨关系。其中  $X(x)$  表示在关系  $X$  下元素  $x \in U$  的属性值。

不可分辨关系是一个等价关系, 通过一个不可分辨关系, 可得到决策系统的一个划分, 划分后的等价类称为不可分辨类, 用  $[X]_{\text{IND}(X)}$  表示包含元素  $x$  的不可分辨类。一个决策系统经过  $\text{IND}(X)$  得到一个划分  $X_1, X_2, \dots, X_t$ , 对于其中任何一个不可分辨类  $X_i$ ,  $X_i \rightarrow D$  形式上表示一条或一组规则<sup>[8, 9]</sup>。

**定义3(上近似, 下近似)** 决策系统  $S = (U, A, V, F)$ , 假设  $W \subseteq U$ ,  $X \subseteq A$ , 定义  $W$  的下近似为

$$W^{(U/X)^-} = \bigcup_{z \in U/X, z \subseteq W} Z,$$

$W$  的上近似为

$$W^{(U/X)^+} = \bigcup_{z \in U/X, z \cap W \neq \emptyset} Z,$$

$$\text{acc}_x(W) = |W^{(U/X)^-}| / |W^{(U/X)^+}|$$

称为  $W$  关于  $X$  的近似精度。

## 1.2 粗糙模糊模型

设一多输入多输出系统(MIMO)  $S$  有  $n$  个输入点  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , 和  $m$  个输出点  $y_1, y_2, \dots, y_m$  构成。令向量  $Z = (X, Y)$  为系统的输入输出空间, 其中  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , 称  $X$  为系统  $S$  的输入空间向量。 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$  为系统  $S$  的输出空间向量。如果对系统的输入输出进行  $p$  次测量, 则可得到  $p$  对输入输出数据向量  $Z_i = (X_i, Y_i)$ ,  $i = 1, 2, \dots, p$ 。对系统  $S$  的所有输入输出变量进行模糊化处理<sup>[10]</sup>, 并确定隶属函数。不失一般性, 假设将所有的输入输出变量划分成  $t$  个模糊等级, 则输入空间向量  $X$  经模糊划分后, 可得到输入空间的模糊向量  $C$ 。

$$C = \{C_{i1}, C_{i2}, \dots, C_{ij}, \dots, C_{in}\},$$

其中  $C_{ij} = \{C_{1j}, C_{2j}, \dots, C_{nj}\}$ 。

输出空间  $Y$  经模糊化处理后, 可得到输出空间的模糊向量  $D$ 。

$$D = \{D_{i1}, D_{i2}, \dots, D_{ik}, \dots, D_{im}\},$$

其中  $D_{ik} = \{D_{1k}, D_{2k}, \dots, D_{nk}\}$ 。

对输入输出测量值  $x_{ij}$  和  $y_{ik}$  进行模糊化处理, 可求得对应每个模糊等级的隶属度  $\mu_{C_{ij}}^x$  和  $\mu_{D_{ik}}^y$ , 其

中  $q = 1, 2, \dots, t$ 。表示为信息系统决策表的形式见表1, 它实际上就是系统  $S$  的粗糙模糊模型。

表1 信息系统决策表

Table 1 Decision table of information system

| $U$      | $X = x_1, x_2, \dots, x_n$  | $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$  |
|----------|---|---|
|          | $C_{i1}, \dots, C_{in}$   | $D_{i1}, \dots, D_{im}$   |
| $u_1$    | $\mu_{C_{11}}^{x_{11}}, \dots, \mu_{C_{1n}}^{x_{1n}}, \dots, \mu_{C_{t1}}^{x_{t1}}, \dots, \mu_{C_{tn}}^{x_{tn}}$ | $\mu_{D_{11}}^{y_{11}}, \dots, \mu_{D_{t1}}^{y_{t1}}, \dots, \mu_{D_{tm}}^{y_{tm}}$ |
| $u_2$    | $\mu_{C_{11}}^{x_{21}}, \dots, \mu_{C_{1n}}^{x_{2n}}, \dots, \mu_{C_{t1}}^{x_{2t}}, \dots, \mu_{C_{tn}}^{x_{2n}}$ | $\mu_{D_{11}}^{y_{21}}, \dots, \mu_{D_{t1}}^{y_{2t}}, \dots, \mu_{D_{tm}}^{y_{2m}}$ |
| $\vdots$ | $\vdots$  | $\vdots$  |
| $u_p$    | $\mu_{C_{11}}^{x_{p1}}, \dots, \mu_{C_{1n}}^{x_{pn}}, \dots, \mu_{C_{t1}}^{x_{pt}}, \dots, \mu_{C_{tn}}^{x_{pn}}$ | $\mu_{D_{11}}^{y_{p1}}, \dots, \mu_{D_{t1}}^{y_{pt}}, \dots, \mu_{D_{tm}}^{y_{pm}}$ |

设  $C = \bigcup_{1 \leq j \leq n} (\bigcup_{1 \leq i \leq t} C_{ij})$  为输入空间  $X$  的模糊输入空间;  $D = \bigcup_{1 \leq j \leq m} (\bigcup_{1 \leq i \leq t} D_{ij})$  为输出空间  $Y$  的模糊输出空间;  $V_C = \bigcup_{1 \leq j \leq n} (\bigcup_{1 \leq i \leq t} \mu_{C_{ij}})$  为模糊输入空间  $C$  的值空间。 $V_D = \bigcup_{1 \leq j \leq m} (\bigcup_{1 \leq i \leq t} \mu_{D_{ij}})$  为模糊输出空间  $D$  的值空间。

令  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_p\}$ ,  $A = C \cup D$ ,  $V = V_C \cup V_D$ , 则系统  $S$  的粗糙模糊模型定义如下。

**定义4(粗糙模糊模型)** 系统  $S$  的粗糙模糊模型可以用如下的四元组表示:

$S = (U, A, V, f)$ , 其中  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_p\}$  是粗糙模糊模型的论域,  $A = C \cup D$ , 称  $A$  为系统  $S$  的属性空间,  $C$  为系统的模糊输入空间,  $D$  为模糊输出空间。 $V = V_C \cup V_D$ , 称  $V$  是系统  $S$  的属性空间的值空间,  $V_C$  是模糊输入空间的值空间,  $V_D$  是模糊输出空间的值空间。 $f: U \times (C \cup D) \rightarrow (V_C \cup V_D)$  是一个赋值函数, 即对  $\forall c \in C, d \in D, x \in U$ , 有  $f(x, c) \in V_C, f(x, d) \in V_D$ 。

**定义5(粗糙隶属函数<sup>[11]</sup>)**  $S = (U, A, V, f)$  是一个决策系统,  $A = C \cup D$ ,  $C \cap D = \emptyset$ , 其中  $C$  是条件属性集合,  $D$  是决策属性集合, 集合  $W \subseteq U$ ,  $R$  为一等价关系; 元素  $a$  在关系  $R$  下对集合  $W$  的粗糙隶属函数为

$$\mu_W^R(a) = |W \cap [a]_R| / |[a]_R|,$$

其中  $| \cdot |$  表示集合中元素的个数,  $[a]_R$  为包含元素  $a$  的等价类, 显然  $0 \leq \mu_W^R(a) \leq 1$ 。

## 1.3 规则知识的获取<sup>[12, 13]</sup>

一个决策系统  $S$  经不可分辨关系  $\text{IND}(X)$  得到一个划分  $X_1, X_2, \dots, X_t$ , 对于其中任何一个不可分辨类  $X_i$ ,  $X_i \rightarrow Y$  (其中  $W \subseteq D$ ) 在形式上表示一条或一组规则。这样得到的规则并不精简, 即

不一定要用  $C$  中所有的属性去描述规则，而相对简约则提供了最为简练的描述规则前件的可能。

**定理 1 (相对简约计算)** 对于决策系统  $S = (U, A, V, f), C \cup D, X \subseteq C$ , 论域  $U$  经过不可分辨关系  $\text{IND}(X)$  划分为不可分辨类  $X_1, X_2, \dots, X_t$ ,  $D(X_i) = \{V_x = f(x, d) : d \in D, x \in X_i\}$  为  $X_i$  的所有结论值的集合,  $g(X_i, S) = \bigwedge_{1 \leq i \leq t} \bigvee c_{ij}$  称为  $S$  相对于  $X_i$  的分辨函数, 其中  $\bigvee c_{ij}$  表示  $c_{ij}$  所有元素的析取运算,  $\wedge$  表示合取运算。

若  $D(X_i) \neq D(X_j)$ , 则  $c_{ij} = \{a \in C : f(X_i, a) \neq f(X_j, a)\}$ , 否则  $c_{ij} = \emptyset$ , 其中  $1 \leq i, j \leq t$ 。

若  $g(X_i, S)$  经运算后化为析取范式  $g'(X_i, S)$ , 即  $g'(X_i, S) = \bigwedge_{1 \leq j \leq k} \bigvee \tau_j$ , 其中  $\tau_j \in 2^C$ ,  $\wedge \tau_j$  为  $g'(X_i, S)$  的一个合取子式,  $k$  为  $g'(X_i, S)$  中合取子式的个数, 那么

$\text{RED}(X_i, C) = \{\tau_j : 1 \leq j \leq k\}, 1 \leq i \leq t$ 。化简  $g(X_i, S)$  成  $g'(X_i, S)$ , 即求解  $\tau_j$ , 可运用常规的逻辑运算定律, 在相对简约  $\text{RED}(X_i, C)$  的基础上, 可以得到一组规则(共  $k \times p$  条)。

$$\tau_j \rightarrow D_m$$

其中  $j = 1, 2, \dots, k, k$  为简约个数,  $m = 1, 2, \dots, p, D_1, D_2, \dots, D_p$  是  $X_i$  所有结论值的集合  $D(X_i)$ , 而每条规则的确定性因子为

$$\delta(\tau_j, D_m) = [X_i]_{\text{IND}(\tau_j)} \cap [D_m]_{\text{IND}(D)} / [X_i]_{\text{IND}(\tau_j)}.$$

应用上述方法得到的规则是在给定训练集合上的精简规则, 但计算量比较大。对于有些系统, 并不要求获得那么精简的规则, 则可以采用计算简约的方法, 这样计算的时间复杂性大大缩小。

**定理 2 (简约计算)** 对于决策系统  $S = (U, A, V, f), g(S) = \bigwedge_{1 \leq i \leq t} \bigvee c_{ij}$  称为  $S$  的分辨函数, 其中  $c_{ij}$  和相对简约一样,  $\bigvee c_{ij}$  表示  $c_{ij}$  中所有属性的析取运算,  $\wedge$  表示合取运算, 设  $g(S)$  经运算后化为析取范式  $g'(S)$ , 即  $g'(S) = \bigwedge_{1 \leq j \leq k} \bigvee \tau_j$ , 其中  $\tau_j \in 2^C$ ,  $\bigvee \tau_j$  为  $g'(S)$  的一个合取子式,  $k$  为  $g'(S)$  中合取子式的个数, 那么  $\text{RED}(A) = \{\tau_j : 1 \leq j \leq k\}$ 。

运用简约计算获取的规则, 不是一组精简规则。与计算相对简约的方法相比较, 所获得的规则含有较多的条件属性, 规则中前件的描述要较冗长一些, 但计算量却大大减少。

#### 1.4 粗糙模糊模型的一致性与完备性

粗糙模糊模型的一致性是指对于相同的输入,

系统应该产生相同的输出, 否则该模型是不一致的, 在不一致系统的模型中, 存在着相互矛盾的规则, 可以采用聚类的方法对系统的输入输出数据样本进行筛选。模型的一致性可以定义如下。

**定义 6 (一致粗糙模糊模型)** 设  $S = (U, A, V, f)$  是系统的粗糙模糊模型, 对于任意的  $u_i \in U$ , 令  $P(u_i) = \bigcup f(u_i, \bigcup_{1 \leq k \leq t} C_{jk})$  表示第  $i$  条规则的前件。

令  $H(U_i) = \bigcup_{1 \leq j \leq m} f(u_i, \bigcup_{1 \leq k \leq t} D_{kj})$  表示第  $i$  条规则的后件, 如果对于任意的  $u'_i \in U$ , 若  $P(u_i) = P(u'_i)$ , 则  $H(u_i) = H(u'_i)$ , 那么称规则  $u_i$  是一致的, 若模型中所有的规则是一致的, 则称该模型为一致粗糙模糊模型。对于任意模糊系统  $S = (U, A, V, f)$ , 必然存在一个  $U$  的极大子集  $U'$ , 使得粗糙模糊模型  $S' = (U', A, V, f)$  是一致的。输入输出数据经过聚类处理后所得到的模糊模型应该是一致模糊模型, 如果发生不一致的情况, 则是由于聚类区间划分不当造成的。

构造粗糙模糊模型的输入输出数据是由现场采样得到, 因此输入输出数据样本的选取直接影响模糊模型的完备性, 只有当所选取的输入输出数据样本遍历所有的输入输出变量的模糊集合时, 所建立的模糊模型才是完备的。模糊模型的完备性依赖于所选的输入输出数据样本在各自论域上的完备性。

#### 1.5 粗糙模糊模型的建模方法

粗糙模糊模型实际上是对系统输入输出特性的近似描述, 它既不像建立精确的数学模型那样, 需要有严格的推理论证, 也不像一般的模糊模型那样, 需要依赖该领域内专家的经验, 带有较强的主观性, 它是靠大量现场采样得到的样本数据来驱动的, 实际上是从大量的样本数据中挖掘出模糊规则。模型的建立步骤如下:

- 1) 变量的模糊化 对系统的输入输出变量进行模糊化划分, 并确定各语言变量的隶属函数。
- 2) 样本数据的预处理 用聚类方法对原始样本数据进行预处理。并对经过聚类后的数据进行模糊化处理, 确定其在各语言变量值上的隶属度。
- 3) 建立初始一致粗糙模糊模型 经过上面两个步骤, 可以建立一个初始的粗糙模糊模型。对初始模糊模型要进行一致性处理, 即删除重复和矛盾的规则。矛盾规则采用保留出现次数多者的处理原则, 由此生成初始一致粗糙模糊模型。
- 4) 规则获取 在初始一致的粗糙模糊模型基

基础上,计算模型的简约或相对简约,获得模糊规则。

5) 规则扩充 对所获得的规则进行扩充处理,实际上是根据专家的经验知识进行扩充。

6) 模型的有效性检验<sup>[14]</sup> 模型的有效性检验采用的误差准则为

$$J = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i(t) - y_{pi}(t))^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_i^2(t),$$

其中  $N$  为测试总次数,  $y_i(t)$  为实际输出,  $y_{pi}(t)$  为模型输出。若模型满足误差要求,则结束,否则继续对模型进行扩充和整定,直到满足误差要求。

## 2 仿真实验研究

脉动真空灭菌控制系统的温度控制过程可以用一非线性高阶系统近似。

$$y(t) = f(u_1(t), u_1(t-1), u_2(t-1), u_2(t-2), p(t), y(t-1)) + \epsilon(t),$$

其中  $u_1(t)$  表示里锅蒸汽阀开度,  $u_2(t)$  表示外锅蒸汽阀开度,  $p(t)$  表是里锅蒸汽压力,  $y(t)$  为系统输出, 表示灭菌温度,  $\epsilon(t)$  为近似误差。

令  $x(t) = (u_1(t), u_1(t-1), u_2(t-1), u_2(t-2), p(t), y(t-1))$ , 并记作  $X = [x_1, x_2, \dots, x_6]^T$ 。在各输入输出变量论域范围内, 将各变量划分成 7 个模糊等级, 并确定各语言变量的中心值和隶属函数。输入空间语言变量值用  $C_{ij}$  表示, 其中  $i = 1, 2, \dots, 7; j = 1, 2, \dots, 7$ ; 输出空间的语言变量值用  $D_{ij}$  表示, 其中  $i = 1, 2, \dots, 7; j = 1$ 。共采集 1 000 对输入输出数据, 随机选取 500 对数据作为学习样本, 另 500 对作为模型的检验样本。运用 500 对学习样本可以得到一个初始粗糙模糊模型, 如表 2 所示。

表 2 初始粗糙模糊模型

Table 2 Original rough-fuzzy model

| $U$      | $X = (x_1, x_2, \dots, x_6)$  | $Y = (y_1)$   |
|----------|---|---|
|          | $C_{11} \dots C_{71} \dots C_{16} \dots C_{76}$   | $D_{11} D_{21} \dots D_{71}$  |
| $u_1$    | $\mu_{C_{11}}^{x_{11}} \dots \mu_{C_{71}}^{x_{11}} \dots \mu_{C_{16}}^{x_{16}} \dots \mu_{C_{76}}^{x_{16}}$ | $\mu_{D_{11}}^{y_{11}} \mu_{D_{21}}^{y_{11}} \dots \mu_{D_{71}}^{y_{11}}$ |
| $u_2$    | $\mu_{C_{11}}^{x_{21}} \dots \mu_{C_{71}}^{x_{21}} \dots \mu_{C_{16}}^{x_{26}} \dots \mu_{C_{76}}^{x_{26}}$ | $\mu_{D_{11}}^{y_{21}} \mu_{D_{21}}^{y_{21}} \dots \mu_{D_{71}}^{y_{21}}$ |
| $\vdots$ | $\vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots$   | $\vdots \quad \vdots \quad \vdots$  |
| $u_p$    | $\mu_{C_{11}}^{x_{p1}} \dots \mu_{C_{71}}^{x_{p1}} \dots \mu_{C_{16}}^{x_{p6}} \dots \mu_{C_{76}}^{x_{p6}}$ | $\mu_{D_{11}}^{y_{p1}} \mu_{D_{21}}^{y_{p1}} \dots \mu_{D_{71}}^{y_{p1}}$ |

粗糙模糊模型的形式可表示为  $S = (U, A, V, f)$ , 其中  $A = (\bigcup_{1 \leq i \leq 7, 1 \leq j \leq 6} C_{ij}) \cup \bigcup_{1 \leq i \leq 7, k \leq 1} D_{ik}$ ;

$V$  为各样本在各自语言变量值上的隶属度的集合。对初始粗糙模糊模型进行极大一致性处理, 得到一个具有 216 条规则的初始一致粗糙模糊模型。在初始一致粗糙模糊模型的基础上, 进行简约计算, 消除冗余属性, 这样规则前件的属性由原来的 42 个压缩成了 22 个, 规则结论属性的个数不变, 最后得到一个由 166 条规则构成的一致粗糙模糊模型。结合现场运行情况和专家的经验对粗糙模糊模型进行完备化扩充, 最后得到了一组由 262 条规则构成的灭菌控制系统粗糙模糊模型。为了便于比较, 在同样的输入输出数据样本和误差准则下, 采用 BP 神经网络对系统进行建模, 运用另外 500 对输入输出数据对这两种模型进行检验, 仿真结果如图 1 和图 2 所示。图中 ‘ $\times$ ’ 为实际输出, ‘ $\circ$ ’ 为模型预测输出。仿真结果表明, 用所提出的模糊建模方法, 输出的平均误差平方和为 0.296 9; 而运用 BP 神经网络建立的模型, 输出的平均误差平方和为 2.856。

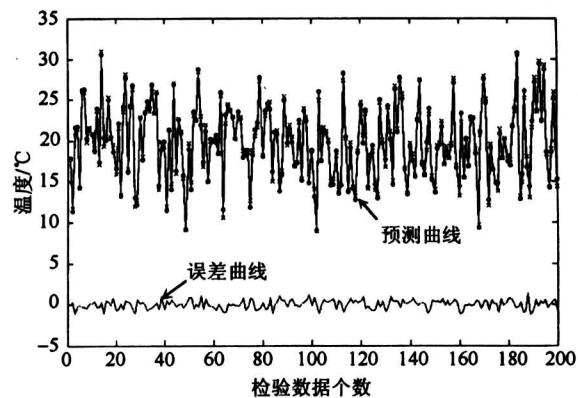


图 1 采用粗糙模糊模型时模型的检验结果

Fig. 1 The simulation of rough-fuzzy model

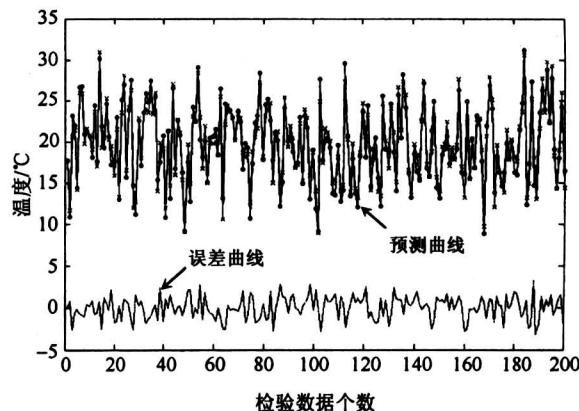


图 2 采用 BP 神经网络模型时模型的检验结果

Fig. 2 The simulation of BP neural network model

### 3 结语

将粗糙集理论和模糊逻辑推理结合，提出了一种基于粗糙集数据处理的模糊信息融合方法。该方法运用粗糙集理论的不可分辨关系和不可分辨类的概念和简约计算方法，从大量原始数据中发现精简的、概略化的规则，结合模糊逻辑的推理能力来建立一致粗糙模糊模型，并提出了对模型进行扩充与完备化的概念。试验结果表明，运用这种信息融合方法能较好地建立复杂非线性过程的辨识模型。

### 参考文献

- [1] 袁南儿, 杨东勇, 林毅. 多传感器信息融合及其在工业控制中的应用 [J]. 浙江工业大学学报, 1999, 27(4): 281~286
- [2] 何友, 彭应宁. 多传感器数据融合模型综述 [J]. 清华大学学报(自然科学版), 1996, 36(9): 14~20
- [3] 相明, 王昭, 李宏, 赵俊渭. 一种分布式水声信号检测系统的融合算法 [J]. 西北工业大学学报, 2000, 18(2): 237~240
- [4] Pawlak Z. Rough sets [J]. International Journal of Information and Computer Science, 1982, 11(5): 341~356
- [5] Pawlak Z. Rough Sets-Theoretical Aspects of Reasoning About Data [M]. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1991. 68~162
- [6] Slowinski R. Intelligent Decision Support: Handbook of Application of the Rough Sets-theory [M]. The Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 1992. 1~235
- [7] Fibak J. Rough sets based decision algorithms for treatment of duodenal ulcer by HSV [J]. Bull Pol Acad Sci Biol, 1986, 34: 227~246
- [8] Rozek A M. Rough set dependency analysis among attributes in computer implementation of expert inference models [J]. Int J Man Machine Studies, 1989, (30): 457~473
- [9] Guan J W, Bell D A. Rough computational methods for informational systems [J]. Artificial Intelligence, 1998, 105(1): 77~103
- [10] Yi Jikai. Fuzzy Control Technique Based on Genetic Algorithms Optimizing and Its Application [R]. International Conference on Intelligent Processing System, Oct 1997
- [11] Chen Shuangye. Self-learning fuzzy neural network and its application to fire auto-detecting in fire protection system [A]. Proceedings of the 3rd World Congress on Intelligent Control and Automation [C], July 2000
- [12] Yi Jikai. The FNN control and its application to chemical fiber industry [A]. Proceedings of the 3rd World Congress on Intelligent Control and Automation [C], July 2000
- [13] 易继楷, 侯媛彬. 智能控制技术 [M]. 北京: 北京工业大学出版社, 1999
- [14] Yi Jikai, Chen Shuangye. The Application of Fuzzy Neural Networks to the Temperature Control System of Oil-Burning Tunnel Kiln [R]. International Conference on Intelligent Processing System, Oct 1997

## A Method of Information Fusion Based on Rough Sets and Its Applications

Chen Shuangye<sup>1</sup>, Zhang Weijing<sup>1,2</sup>

(1. Electronic Information College, Beijing Polytechnic University, Beijing 100022, China;  
 2. School of Civil Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**[Abstract]** A method of multi-sensor information fusion based on rough sets and fuzzy logic is proposed in this paper. Rough-fuzzy model can be built by obtaining general simplified rules from the large number of data using rough sets theory and methods of computing reduces. The concepts of expansion and perfection to the model are also presented. Finally the simulations and experiments of pulse vacuum disinfection control system are carried out using this method, the research results show the method is effective and feasible.

**[Key words]** information fusion; rough sets; fuzzy logic; rough-fuzzy model