

DOI: 10.3969/j.issn.1006-4729.2016.02.015

# 基于改进的邻域粗糙集与概率神经网络的水电机组振动故障诊断

谢玲玲<sup>a</sup>, 雷景生<sup>b</sup>, 徐菲菲<sup>b</sup>

(上海电力学院 a. 电子与信息工程学院; b. 计算机科学与技术学院, 上海 200090)

**摘要:**提出了一种基于改进的邻域粗糙集与概率神经网络的水电机组振动故障诊断方法. 该方法将邻域粗糙集中的近似精度与信息论观点中的条件熵结合, 提出近似条件熵的属性约简算法, 减少故障冗余信息, 得到最优决策表, 并将得到的最优决策表作为概率神经网络(PNN)的训练样本, 提高了 PNN 的训练速度和诊断效率, 通过实验证明了所述方法的可行性和有效性.

**关键词:**邻域粗糙集; 近似条件熵; 属性约简; 概率神经网络; 故障诊断

中图分类号: TP183; TM612

文献标志码: A

文章编号: 1006-4729(2016)02-0181-07

## Vibrant Fault Diagnosis for Hydro-turbine Generating Unit Based on Improved Neighborhood Rough Sets and PNN

XIE Lingling<sup>a</sup>, LEI Jingsheng<sup>b</sup>, XU Feifei<sup>b</sup>

(a. School of Electronics and Information Engineering; b. School of Computer Science and Technology, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

**Abstract:** A diagnosis method of improved neighborhood rough sets and PNN is proposed to achieve vibrant fault diagnosis for hydro-turbine generating unit. This method obtains the approximate condition entropy by uniting approximation accuracy of neighborhood rough set and condition entropy of information theory, which reduces the redundant information, acquires the optimal decision table. Then the table is the best decision as probabilistic neural network (PNN) training samples to improve the speed and efficiency of diagnosis. Finally, the experimental analysis and comparison show the feasibility and effectiveness of the method.

**Key words:** neighborhood rough sets; approximation condition entropy; attribute reduction; probabilistic neural network; fault diagnosis

由于水电机组的振动故障十分复杂, 涉及机械、水力和电气等多方面因素, 且故障征兆与类别之间的关系也很复杂, 故障信息又包含大量的不

确定因素和冗余信息, 如何去除这些冗余信息成为研究的重点.

粗糙集理论<sup>[1-4]</sup>是波兰数学家 PAWLAK Z

收稿日期: 2015-08-27

通讯作者简介: 谢玲玲(1989-), 女, 在读硕士, 湖北随州人. 主要研究方向为水电机组设备故障诊断. E-mail: 397923981@qq.com.

在1982年提出的,它能够很好地定量分析和处理不确定和不完整的信息,在保证信息不丢失的前提下,进行规则提取和属性约简.属性约简是粗糙集理论的核心内容之一,目前已有许多启发式属性约简方法<sup>[5-9]</sup>,这些方法大多以属性重要性作为启发式信息.苗夺谦等人<sup>[5]</sup>提出了一种基于互信息的启发式约简算法;魏巍等人<sup>[10]</sup>提出了一种以互补条件熵为启发信息的正域属性约简方法.经典粗糙集理论对数值型数据需要进行离散化处理,会带来信息损失.

邻域粗糙集模型<sup>[11]</sup>是LIN T Y等人于1988年提出的,主要通过邻域对论域空间进行粒化,以描述论域空间中的其他概念.邻域粗糙集模型是邻域模型对经典粗糙集理论的一种拓展,该模型可以直接处理数值型数据,无需进行离散化,避免原有信息不必要的损失.

信息熵是SHANNON C E在1948年提出来的,主要用于解决信息的量化度量问题<sup>[12]</sup>.目前,已有许多学者将信息熵引入到粗糙集中,出现了粗糙熵<sup>[13-14]</sup>,条件熵<sup>[15-16]</sup>等.黄兵等人<sup>[17]</sup>提出了一种基于广义粗糙集覆盖约简的粗糙熵;腾书华等人<sup>[18]</sup>提出了一种基于条件熵的不完备信息系统属性约简算法.文献[19]中提到,关于属性重要性的代数定义和信息论定义之间具有很强的互补性,前者考虑的是属性对论域中确定分类子集的影响,后者考虑的是属性对论域中不确定分类子集的影响.因此,可以将这两者结合起来,得到一种更全面的度量机制.

针对上述问题,本文将条件熵引入邻域粗糙集中,提出了一种近似条件熵的邻域粗糙集属性约简方法,得到最优决策表,并将最优决策表引入概率神经网络(Probabilistic Neural Network, PNN)的训练和仿真中,以减少PNN的训练内容,通过实验分析证明了该方法的可行性和有效性.

## 1 相关基本概念

### 1.1 邻域粗糙集相关概念

邻域粗糙集模型是以经典粗糙集理论为基础从粒化方面进行拓展的,可以直接处理连续型和符号型数据,不需要离散化,避免了在离散化处理过程中不必要的信息损失,通过样本间的距离产生论域中点的邻域,形成论域空间的粒化结构.

**定义1** 给定实数空间上的非空有限集 $U = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ ,对于任意对象 $x_i, \delta \geq 0$ ,定义 $x_i$ 的 $\delta$ 邻域粒为<sup>[20]</sup>:

$$\delta(x_i) = \{x \mid x \in U, \Delta(x, x_i) \leq \delta\} \quad (1)$$

式中: $\Delta$ ——距离函数,可用于衡量两个样本的相似度.

常用的距离函数有1范数、2范数和无穷范数,本文采用2范数即欧式距离,其表达式如下:

$$\Delta_2(x_1, x_2) = \left( \sum_{i=1}^m (f(x_1, a_i) - f(x_2, a_i))^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

式中: $a_i$ ——属性.

**定义2** 给定论域 $U = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ , $C$ 为实数型属性集合, $D$ 为决策属性集合,如果 $C$ 生成论域 $U$ 上的一族邻域关系,则称 $NDT = \langle U, C, D \rangle$ 为一个邻域决策系统<sup>[20]</sup>.

**定义3** 一个邻域决策系统 $NDT = \langle U, C, D \rangle$ ,决策属性 $D$ 将论域 $U$ 划分为 $N$ 个等价类: $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$ ,给定度量 $\Delta, \forall B \subseteq C$ ,定义 $D$ 关于 $B$ 的下近似和上近似为<sup>[20]</sup>:

$$\begin{aligned} \underline{N_B D} &= \bigcup_{i=1}^n \underline{N_B X_i} \\ \overline{N_B D} &= \bigcup_{i=1}^n \overline{N_B X_i} \end{aligned} \quad (3)$$

$$\underline{N_B X} = \{x_i \mid \delta_B(x_i) \subseteq X, x_i \in U\}$$

$$\overline{N_B X} = \{x_i \mid \delta_B(x_i) \cap X \neq \Phi, x_i \in U\}$$

式中: $\underline{N_B X}$ —— $D$ 关于 $B$ 的下近似;

$\overline{N_B X}$ —— $D$ 关于 $B$ 的上近似;

$\delta_B(x_i)$ ——条件属性 $B$ 和度量 $\Delta$ 生成的邻域粒子.

**定义4** 给定邻域决策系统 $NDT = \langle U, C, D \rangle$ , $U$ 为论域, $C$ 为实数型属性集合, $D$ 为决策属性集合,对于任意 $B \subseteq C \cup D, X \subseteq U$ ,集合 $X$ 在 $IND(B)$ 下的近似精度为<sup>[20]</sup>:

$$\beta_B(X) = \frac{|\underline{N_B X}|}{|\overline{N_B X}|} \quad (4)$$

式中: $|\underline{N_B X}|$ ——集合 $X$ 关于条件属性 $B$ 的下近似的个数;

$|\overline{N_B X}|$ ——集合 $X$ 关于条件属性 $B$ 的上近似的个数.

**定义5** 对于邻域决策系统 $NDT = \langle U, C, D \rangle$ ,该系统的全部约简为 $C_1, C_2, C_3, \dots, C_k$ ,则定

义该决策系统的核为<sup>[21]</sup>:

$$C_{\text{ore}} = \bigcap_{i=1}^k C_i \quad (5)$$

### 1.2 条件熵相关概念

**定义 6** 设条件属性  $B$  和决策属性  $D$  在论域  $U$  上的划分分别为  $X, Y (X = \{X_1, X_2, X_3, \dots, X_n\}, Y = \{Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_m\})$ , 则  $B$  和  $D$  在  $U$  上的概率分别为<sup>[22]</sup>:

$$p(X_i) = \frac{|X_i|}{|U|} \quad i = 1, 2, 3, \dots, n,$$

$$p(Y_j) = \frac{|Y_j|}{|U|} \quad i = 1, 2, 3, \dots, m$$

**定义 7** 给定决策表  $NDT = \langle U, C, D \rangle$ , 令  $U/IND(D) = \{Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_m\}$ , 对于任意  $B \subseteq C$ . 令  $U/IND(B) = \{X_1, X_2, X_3, \dots, X_n\}$ , 则决策属性  $D$  相对于  $B$  的条件熵定义为<sup>[22]</sup>:

$$H(D|B) = - \sum_{i=1}^n p(X_i) \sum_{j=1}^m p(Y_j|X_i) \times \log_2 p(Y_j|X_i) \quad (6)$$

式中:  $p(Y_j|X_i) = \frac{|X_i \cap Y_j|}{|X_i|}$ .

### 1.3 PNN 理论

PNN 网络是由径向基函数网络发展而来的一种前馈神经网络,其理论依据是贝叶斯最小风险准则(即贝叶斯决策理论),利用贝叶斯分类规则和 Parzen 窗口的概率密度函数估计方法进行模式识别,已在各类故障诊断中得到广泛的应用. PNN 基本的层次模型由输入层、模式层、求和层和输出层组成,其结构如图 1 所示.

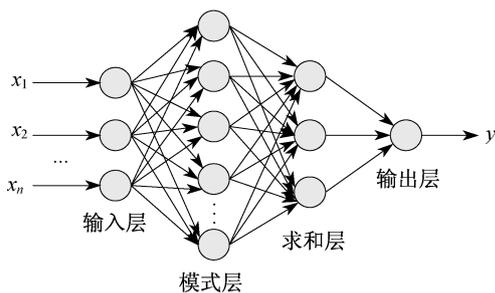


图 1 PNN 基本网络结构

PNN 网络结构简单、训练速度快且没有学习的过程,本文采用 PNN 网络来构建故障诊断模型,以减少训练的时间和复杂度,提高故障诊断的效率.

## 2 基于近似条件熵的邻域粗糙集属性约简算法

文献[9]提出了一种基于近似决策熵的属性约简算法,该算法不能直接处理连续型数据,需要将数据离散化,这会造成原有信息的损失. 本文所提出的方法是在文献[9]算法的基础上进行改进,将邻域粗糙集的近似精度引入其中并与条件熵结合,提出一种近似条件熵的属性约简方法,可以直接处理连续型数据.

**定义 8** 给定邻域决策系统  $NDT = \langle U, C, D \rangle$ , 令  $U/IND(D) = \{Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_m\}$ , 对于任意  $B \subseteq C$ . 令  $U/IND(B) = \{X_1, X_2, X_3, \dots, X_n\}$ , 结合定义 4, 决策属性  $D$  相对于  $B$  的近似条件熵定义为:

$$ACE(D|B) = - \sum_{j=1}^m (1 - \beta_B(Y_j)) \times \sum_{i=1}^n p(X_i) p(Y_j|X_i) \times \log_2 p(Y_j|X_i) \quad (7)$$

**性质 1** 给定邻域决策系统  $NDT = \langle U, C, D \rangle$ , 论域  $U = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ , 则有  $0 \leq ACE(D|B) \leq \log_2 n$ .

**证明** 由定义 3 和定义 4 可知  $0 \leq \beta_B(Y_j) \leq 1$ , 进而可得出  $0 \leq 1 - \beta_B(Y_j) \leq 1$ . 对于任意的  $Y_j \in U/IND(D), U/IND(B)$  中与  $Y_j$  的交集不为空的等价类为  $X_i$ , 则存在  $\log_2 \frac{1}{n} \leq \log_2 p(Y_j|X_i) \leq 0$ , 且有  $\sum_{j=1}^m \frac{|Y_j \cap X_i|}{|X_i|} = 1$ , 因此可得  $0 \leq ACE(D|B) \leq \log_2 n$ .

**定理 1** 给定决策表  $NDT = \langle U, C, D \rangle$ , 对于任意的  $B \subseteq C$ , 有  $ACE(D|B) \geq ACE(D|C)$ .

**证明** 因为  $B \subseteq C$ , 由偏序关系可得  $IND(C) \leq IND(B)$ , 这就意味着  $C$  的划分比  $B$  更精细, 由定义 7 可知,  $H(D|B) > H(D|C)$ , 再由定义 3 可知,  $|N_C D| \geq |N_B D|$ , 则  $|N_C D| \leq |N_B D|$ . 因此, 由定义 4 可进一步得出  $\beta_B(Y) \leq \beta_C(Y)$ . 最后, 由定义 8 可得  $ACE(D|B) \geq ACE(D|C)$ .

**定理 2** 给定决策表  $NDT = \langle U, C, D \rangle, U = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}, B \subseteq C, a \in B$ , 属性  $a$  是不必要的, 其充分必要条件是  $ACE(D|B - \{a\}) = ACE(D|B)$ .

### 证明

(1) 必要条件 假设存在  $a \in B$  是不必要的, 即  $U/IND(B) = U/IND(B - a)$ , 易得  $ACE(D|B - \{a\}) = ACE(D|B)$ ;

(2) 充分条件 假设存在  $a \in B$  满足  $ACE(D|B - \{a\}) = ACE(D|B)$ , 如果对于任意的  $a \in B$  都是必要的, 使得  $U/IND(B) \neq U/IND(B - a)$  成立, 又由于  $B - \{a\} \subset B$ , 根据定理 1 可知  $ACE(D|B - \{a\}) > ACE(D|B)$ , 这与假设相矛盾. 因此, 对于任意的  $a \in B$ , 当  $ACE(D|B - \{a\}) = ACE(D|B)$  时, 属性  $a$  是不必要的.

**定义 9** 给定决策表  $NDT = \langle U, C, D \rangle$ , 对于  $\forall B \subseteq C$ , 若存在  $ACE(D|B) = ACE(D|C)$ , 并且对于任意  $b \in B, ACE(D|B - \{b\}) > ACE(D|C)$ , 则称  $B$  为  $C$  在决策表中相对于  $D$  的一个约简.

**定义 10** 给定决策表  $NDT = \langle U, C, D \rangle$ , 对于任意  $a \in C$ , 如  $ACE(D|C - \{a\}) > ACE(D|C)$ , 则称  $a$  为  $C$  在决策表中相对于  $D$  的一个核属性.

**定义 11** 给定决策表  $NDT = \langle U, C, D \rangle$ , 对于  $\forall B \subseteq C, a \in C - B$ , 则属性  $a$  相对于  $B$  和  $D$  的重要性定义为:

$$Sig(a, B, D) = ACE(D|B) - ACE(D|B \cup \{a\}) \quad (8)$$

基于近似条件熵的邻域粗糙集属性约简算法基本步骤如下.

步骤 1 取  $\delta = 0.1$ , 根据欧式距离计算各样本的邻域粒, 即计算  $\delta_c(x_i)$ , 其中  $C$  为条件属性,  $x_i$  为样本, 构成论域  $U$  上的覆盖.

步骤 2 根据邻域决策系统  $NDT = \langle U, C, D \rangle$ , 计算决策属性  $D$  关于条件属性  $C$  的上下近似, 并计算近似精度  $\beta_c(Y)$ .

步骤 3 计算近似条件熵  $ACE(D|C)$ .

步骤 4 令  $B = C$ , 按  $ACE(D|a_i)$  递减的顺序对每个  $a_i (a_i \in C)$  执行下述操作:

(1) 计算条件属性  $B$  在去掉  $a_i$  后的近似条件熵  $ACE(D|B - a_i)$ ;

(2) 判断  $ACE(D|B)$  是否与  $ACE(D|B - a_i)$  相等. 若该条件成立, 则属性  $a_i$  被约简; 否则, 放入核属性集中.

步骤 5 得到最优决策表.

## 3 水电机组振动故障诊断模型

为了验证所提方法的可行性和有效性, 将本文所提的故障诊断方法和基于经典粗糙集理论与 PNN 的故障诊断方法分别应用于水电机组故障诊断决策表<sup>[23-24]</sup>的属性约简中, 通常以振动信号的频域特征来描述.

本文选取 5 个频率特征量:  $(0.4 \sim 0.5)f, 1f, 2f, 3f, >3f$  ( $f$  为转子基频), 作为水电机组故障诊断的条件属性集, 如表 1 所示.

决策属性集如表 2 所示.

表 1 条件属性集

编号	征兆类型	编号	征兆类型
$C_1$	$(0.4 \sim 0.5)f$	$C_4$	$3f$
$C_2$	$1f$	$C_5$	$>3f$
$C_3$	$2f$		

表 2 决策属性集

编号	故障类型	编号	故障类型
$D_1$	涡带偏心	$D_3$	转子不对中
$D_2$	转子不平衡	$D_4$	正常状态

由条件属性和决策属性建立的故障诊断决策表如表 3 所示.

其中, 样本  $x_1, x_3, x_5, x_7$  作为训练样本;  $x_2, x_4, x_6, x_8$  作为测试样本.

表 3 故障诊断决策表

样本	条件属性					决策属性
	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$	
$x_1$	0.88	0.22	0.02	0.04	0.06	1
$x_2$	0.85	0.25	0.06	0.02	0.01	1
$x_3$	0.04	0.98	0.10	0.02	0.02	2
$x_4$	0.03	0.96	0.12	0.04	0.03	2
$x_5$	0.02	0.41	0.43	0.34	0.15	3
$x_6$	0.02	0.45	0.42	0.28	0.29	3
$x_7$	0.01	0.02	0.01	0.05	0.04	4
$x_8$	0.10	0.03	0.02	0.03	0.04	4

### 3.1 利用近似条件熵的邻域粗糙集属性约简

由表 3 可知, 决策属性对论域进行划分, 得到 4 个等价类, 即:

$$U/IND(D) = \{Y_1, Y_2, Y_3, Y_4\} = \{\{x_1, x_2\},$$

$$\{x_3, x_4\}, \{x_5, x_6\}, \{x_7, x_8\}$$

步骤1 取  $\delta = 0.1$ , 根据欧式距离计算各样本的邻域粒  $\delta_C(x_i)$  如下:

$$\begin{aligned} \delta_C(x_1) &= \{x_1, x_2, x_3, x_4\} \\ \delta_C(x_2) &= \{x_1, x_2, x_3, x_4\} \\ \delta_C(x_3) &= \{x_1, x_2, x_3, x_4\} \\ \delta_C(x_4) &= \{x_1, x_2, x_3, x_4\} \\ \delta_C(x_5) &= \{x_5, x_6\} \quad \delta_C(x_6) = \{x_5, x_6\} \\ \delta_C(x_7) &= \{x_7, x_8\} \quad \delta_C(x_8) = \{x_7, x_8\} \end{aligned}$$

则条件属性集形成的邻域粒子族为:  $\{\{x_1, x_2, x_3, x_4\}, \{x_5, x_6\}, \{x_7, x_8\}\}$ , 即:

$$U/IND(C) = \{X_1, X_2, X_3\} = \{\{x_1, x_2, x_3, x_4\}, \{x_5, x_6\}, \{x_7, x_8\}\}$$

步骤2 根据邻域决策系统  $NDT = \langle U, C, D \rangle$ , 计算决策属性  $D$  关于条件属性  $C$  的上下近似及计算近似精度  $\beta_C(Y)$ :

$$\begin{aligned} \underline{N_C}Y_1 &= \Phi, \overline{N_C}Y_1 = \{x_1, x_2, x_3, x_4\} \\ \underline{N_C}Y_2 &= \Phi, \overline{N_C}Y_2 = \{x_1, x_2, x_3, x_4\} \\ \underline{N_C}Y_3 &= \{x_5, x_6\}, \overline{N_C}Y_3 = \{x_5, x_6\} \\ \underline{N_C}Y_4 &= \{x_7, x_8\}, \overline{N_C}Y_4 = \{x_7, x_8\} \end{aligned}$$

则决策属性  $D$  关于条件属性  $C$  的上下近似分别为:

$$\begin{aligned} \underline{N_C}D &= \underline{N_C}Y_1 \cup \underline{N_C}Y_2 \cup \underline{N_C}Y_3 \cup \underline{N_C}Y_4 = \{x_5, x_6, x_7, x_8\} \\ \overline{N_C}D &= \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8\} \\ \text{近似精度 } \beta_C(Y) &= \frac{|\underline{N_C}D|}{|\overline{N_C}D|} \end{aligned}$$

步骤3 计算近似条件熵  $ACE(D|C)$  为:

$$ACE(D|B) = - \sum_{j=1}^m (1 - \beta_B(Y_j)) \times \sum_{i=1}^n p(X_i) p(Y_j | X_i) \log_2 p(Y_j | X_i)$$

步骤4 对于任意的  $a \in C$ , 循环执行判断  $ACE(D|C - \{a\}) > ACE(D|C)$ , 最终只有  $ACE(D|C - \{C_1\}) > ACE(D|C)$ ,  $ACE(D|C - \{C_2\}) > ACE(D|C)$ .

步骤5 最终得到核属性为  $\{C_1, C_2\}$ . 最优决策表如表4所示.

表4 最优决策表

样 本	条件属性		决策属性
	C <sub>1</sub>	C <sub>2</sub>	
x <sub>1</sub>	0.88	0.22	1
x <sub>2</sub>	0.85	0.25	1
x <sub>3</sub>	0.04	0.98	2
x <sub>4</sub>	0.03	0.96	2
x <sub>5</sub>	0.02	0.41	3
x <sub>6</sub>	0.02	0.45	3
x <sub>7</sub>	0.01	0.02	4
x <sub>8</sub>	0.10	0.03	4

### 3.2 利用经典粗糙集理论进行属性约简

将表3进行连续属性离散化处理, 取  $[0, 0.4)$  区间编码为0,  $[0.4, 1)$  编码为1, 离散化结果如表5所示.

表5 离散后的决策表

样 本	条件属性					决策属性
	C <sub>1</sub>	C <sub>2</sub>	C <sub>3</sub>	C <sub>4</sub>	C <sub>5</sub>	
x <sub>1</sub>	1	0	0	0	0	1
x <sub>2</sub>	1	0	0	0	0	1
x <sub>3</sub>	0	1	0	0	0	2
x <sub>4</sub>	0	1	0	0	0	2
x <sub>5</sub>	0	1	1	0	0	3
x <sub>6</sub>	0	1	1	0	0	3
x <sub>7</sub>	0	0	0	0	0	4
x <sub>8</sub>	0	0	0	0	0	4

在 Matlab7.0 下, 用 C 语言实现经典粗糙集对表5的属性约简, 获得最小属性为:  $\{C_1, C_2, C_3\}$ , 最优决策表如表6所示.

表6 最优决策表

样 本	条件属性			决策属性
	C <sub>1</sub>	C <sub>2</sub>	C <sub>3</sub>	
x <sub>1</sub>	1	0	0	1
x <sub>2</sub>	1	0	0	1
x <sub>3</sub>	0	1	0	2
x <sub>4</sub>	0	1	0	2
x <sub>5</sub>	0	1	1	3
x <sub>6</sub>	0	1	1	3
x <sub>7</sub>	0	0	0	4
x <sub>8</sub>	0	0	0	4

### 3.3 PNN 网络的训练与仿真

为考察属性约简的有效性, 将表4和表6得到的最优决策表分别引入到概率神经网络的训练中, 利用 Matlab 提供的 newpnn 函数建立 PNN 模

型,取分布密度  $SPREAD = 1.5$ , PNN 训练结果如图 2 和图 3 所示.

### 3.4 实验结果分析

由表 4 和表 6 可以看出,本文所提的方法比

经典粗糙集属性约简方法能得到更优的决策表;通过图 2 和图 3 分析比较,图 3 中样本 3 预测错误,本文所提的方法预测率更精确.因此,可以看出本文所提方法具有较好的可行性和有效性.

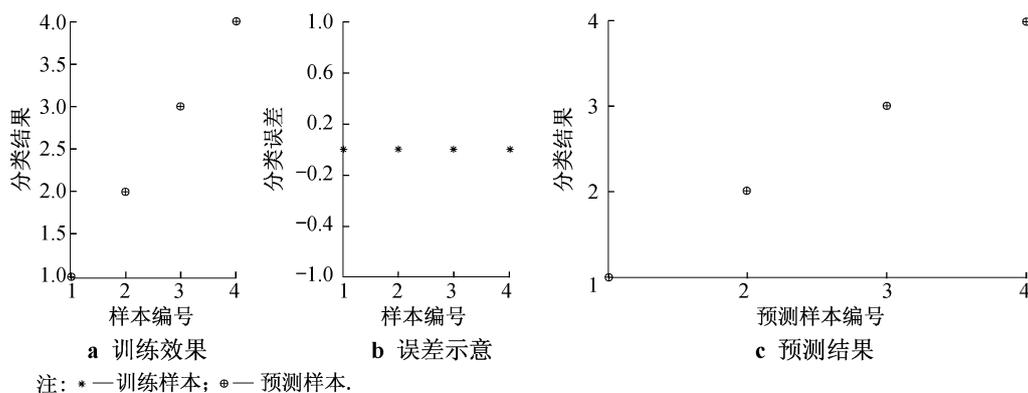


图 2 改进的邻域粗糙集与 PNN 训练仿真示意

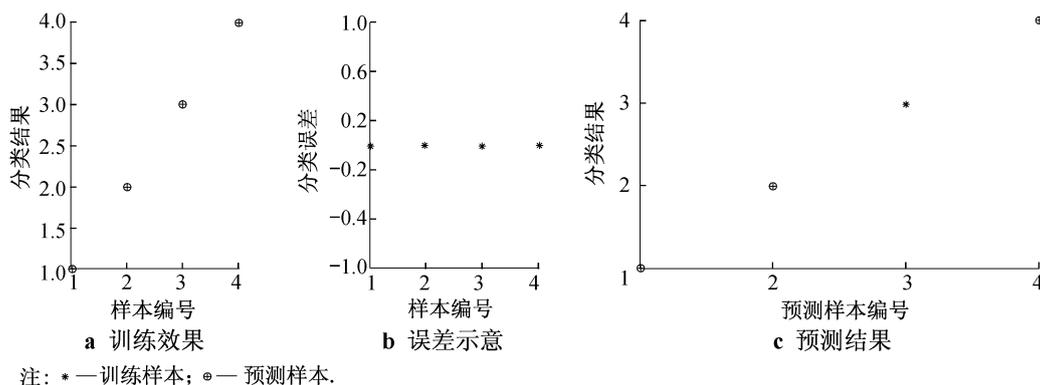


图 3 经典粗糙集与 PNN 训练仿真示意

## 4 结 语

由于经典粗糙集理论不能直接处理数值型数据,需要进行离散化,而邻域粗糙集避免了在离散化处理过程中不必要的信息损失.目前大多属性约简方法都是从信息论的角度来定义条件熵的,本文从代数的观点将基于邻域粗糙集的近似精度引入到条件熵中,提出了基于近似条件熵的邻域粗糙集属性约简方法,将本方法与经典粗糙集理论和 PNN 故障诊断方法进行实验分析比较,证明了方法的可行性和有效性.

### 参考文献:

[1] PAWLAK Z. Rough sets [M]. Theoretical Aspects of Reasoning about Data Kluwer Academic Publishers, London, Dordrecht, 1991: 217-230.

[2] 张文修,仇国芳.粗糙集属性约简的一般理论[J].中国科学 E 辑,2005,35(12):1 304-1 313.

[3] 王国胤,姚一豫,于洪.粗糙集理论与应用研究综述[J].计算学报,2009,32(7):1 229-1 245.

[4] 张文修,吴伟志.粗糙集理论介绍和研究综述[J].模糊系统与数学,2000,14(4):1-12.

[5] 苗夺谦,胡桂荣.知识约简的一种启发式算法[J].计算机研究与发展,1999,36(6):681-684.

[6] 马福民,张腾飞.一种基于知识粒度的启发式属性约简算法[J].计算机工程应用,2012,48(36):31-34.

[7] 马翔,张继福,杨海峰.基于区分矩阵的启发式属性约简算法[J].计算机应用,2010,30(8):1 999-2 003.

[8] 唐孝,舒兰.基于粒计算的属性约简改进算法[J].计算机科学,2014,41(11A):313-316.

[9] 江峰,王莎莎,杜军威,等.基于近似决策熵的属性约简[J].控制与决策,2015,30(1):65-70.

[10] 魏巍,陈红星,王锋.以互补条件熵为启发信息的正域属性约简[J].计算工程与应用,2013,49(11):96-100.

- [11] LIN T Y, LIU Q, HUANG K J. Rough sets neighborhood systems and approximation[C]//Fifth international symposium on methodologies of intelligent systems. USA: Washington D. C., 1990; 3 188-3 193.
- [12] SHANNON C E. The mathematical theory of communication[J]. Bell System Technical J, 1948, 27(3-4): 373-423.
- [13] 程玉胜, 张佑生, 胡学钢. 基于边界域的知识粗糙熵与粗集粗糙熵[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(9): 2 008-2 011.
- [14] 崔广彬, 李一军. 基于粗糙熵权的模糊多准则决策方法及应用[J]. 控制与决策, 2007, 22(4): 408-412.
- [15] 王国胤, 于洪, 杨大春. 基于条件信息熵的决策表约简[J]. 计算机学报, 2002, 25(7): 759-766.
- [16] 王向阳, 蔡念, 杨杰, 等. 基于近似精度和条件熵的粗糙集不确定性度量方法[J]. 上海交通大学学报, 2006, 40(7): 1 130-1 134.
- [17] 黄兵, 何新, 周献中. 基于广义粗糙集覆盖约简的粗糙熵[J]. 软件学报, 2004, 15(2): 215-220.
- [18] 腾书华, 周石琳, 孙即祥, 等. 基于条件熵的不完备信息系统属性约简算法[J]. 国防科技大学学报, 2010, 32(1): 90-94.
- [19] 胡清华, 于达仁, 谢宗霞. 基于邻域粒化和粗糙逼近的数值属性约简[J]. 软件学报, 2008, 19(3): 640-649.
- [20] 申雪芬. 基于邻域粗糙集的增量学习算法研究及其在客户分类上的应用[D]. 太原: 太原理工大学, 2014.
- [21] 胡清华, 赵辉, 于达仁. 基于邻域粗糙集的符号与数值属性快速约简算法[J]. 模式识别与人工智能, 2008, 21(6): 732-738.
- [22] 江玉蓉, 朱帆, 符杨, 等. 基于条件信息熵与贝叶斯网络的变压器故障诊断研究[J]. 变压器, 2009, 46(7): 48-51.
- [23] 张孝远, 张新萍, 苏保平. 基于最小最大核 K 均值聚类算法的水电机组振动故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(5): 27-34.
- [24] 张孝远, 周建中, 黄志伟, 等. 基于粗糙集和支持向量机的水电机组振动故障诊断[J]. 中国电机工程报, 2010, 30(20): 88-93.

(编辑 白林雪)

**(上接第 180 页)**

- PMSM sensorless drives[C]//International Conference on Multimedia Computing and Systems, 2009: 409-414.
- [3] 赵建中, 谭弗娃, 金如麟, 等. 基于 DSP 的无位置传感器永磁同步电机磁场定向控制系统[J]. 微特电机, 2003(2): 16-18.
- [4] KIM H, SON J, LEE J. A high-speed sliding-mode observer for the sensorless speed control of a PMSM[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2010, 58(9): 4 069-4 077.
- [5] MIHAI C. Rotor position estimation of PMSM by sliding mode EMF observer under improper speed[C]//IEEE International Symposium on Industrial Electronics, 2010: 1 474-1 478.
- [6] 秦峰, 贺益康, 刘毅, 等. 两种高频信号注入法的无传感器运行研究[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(5): 116-121.
- [7] NINO C E, TARIQ A R, JURKOVIC S, *et al.* High performance low speed sensorless control of interior permanent magnet synchronous motor[C]//IEEE International Symposium on Industrial Electronics, 2010: 1 314-1 320.
- [8] GOPINATH G R, DAS S P. An extended kalman filter based speed and position estimator for permanent magnet synchronous motor[C]//IEEE International Conference on Power Electronics, Drives and Energy Systems, 2014: 1-5.
- [9] ZHENG Z D, LI Y D, FADEL M, *et al.* A rotor speed and load torque observer for PMSM based on extended kalman filter[C]//IEEE International Conference on Industrial Technology, 2006: 233-238.
- [10] 克里斯南. 永磁无刷电机及其驱动技术[M]. 北京: 机械工业出版社, 2012: 349-358.
- [11] FRENCH C, ACARNLEY P. Control of permanent magnet motor drives using a new position estimation technique[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 1996, 32(5): 1 089-1 097.
- [12] OSTLUND S, BROKEMPER M. Sensorless rotor-position detection from zero to rated speed for an integrated PM synchronous motor drive[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 1996, 32(5): 1 158-1 165.
- [13] ERTUGRUL N, ACARNLEY P. A new algorithm for sensorless operation of permanent magnet motors[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 1994, 30(1): 126-133.

(编辑 胡小萍)