

计算机技术

基于 MEA 的粗糙集神经网络研究及应用

高金兰¹ 高 霖²

(东北石油大学电气信息工程学院¹, 大庆 163318; 燕山大学理学院², 秦皇岛 066004)

摘要 将思维进化算法、粗糙集和神经网络相结合, 提出一种基于 MEA 的粗糙集神经网络, 用于变压器故障诊断。此模型采用思维进化算法全局寻优的特点, 搜索粗糙集属性约简离散断点的位置以及神经网络的连接权值和阈值, 避免了常规粗糙集属性约简时复杂的手工试凑以及 BP 神经网络收敛速度慢、精度不高等缺点, 有利于更快地收敛于全局最优解, 提高系统的诊断速度和准确率。仿真结果表明了方法的有效性。

关键词 思维进化算法 粗糙集 属性约简 神经网络 变压器 故障诊断

中图法分类号 TP183; **文献标志码** A

近年来, 以人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)为代表的智能方法在故障诊断领域得到了广泛应用。其中, BP 神经网络是比较成熟、应用最为广泛的一种神经网络^[1], 它是反向传递并修改误差的多层前馈式映射网络。只要有足够的隐节点, 就可以实现输入到输出的映射。最吸引人的一点是其数值逼近能力, 它能够处理定量的、数值化的信息。但是神经网络处理信息一般不能将输入信息空间维数简化, 当输入信息空间维数较大时, 网络不仅结构复杂, 而且训练时间很长, 收敛速度慢。粗糙集理论^[2,3]是一种新的用于处理模糊和不确定知识的数学工具, 该理论不需要任何初始或附加信息, 通过直接对数据进行分析处理, 去除原始数据中的冗余信息, 提取出最有用的信息。因此将其与神经网络结合应用于变压器故障诊断, 可以克服单一神经网络的局限性。

思维进化算法(Mind Evolutionary Algorithm, 简称 MEA)是近年来提出的一种新算法, 它借鉴了遗传算法的“群体”与“进化”思想, 引入了“趋同”与

“异化”过程, 在解决使用遗传算法求解时存在早熟的优化问题时, 显示出了明显的优越, 比标准 GA 收敛到全局最优的概率高 20% 以上, 并且对大多数函数可以在 30—60 代内收敛。

本文将粗糙集属性约简作为神经网络的预处理系统, 并结合思维进化算法全局寻优的特点, 搜索粗糙集属性约简离散断点的位置以及神经网络的连接权值和阈值, 将三者结合起来, 提出一种基于 MEA 的粗糙集神经网络诊断器(MRANN), 用于变压器故障诊断。

1 粗糙集理论^[4]

$S = (U, A, V, f)$ 为一知识表达系统, 具有条件属性和决策属性的知识表达系统 $S = (U, A, V, f)$ 称为决策表。其中 $A = C \cup D$, $C \cap D = \emptyset$, 且 $C, D \subset A$ 是两个属性子集, 分别称为条件属性和决策属性。

若条件属性集合 C 的约简是 C 的一个非空子集 P 。它满足:(1) $\forall a \in P, a$ 都是 D 不可省略的; (2) $POS_P(D) = POS_C(D)$ 。则称 P 是 C 的一个约简, C 中所有约简的集合记作 $RED(C)$ 。 C 中所有不可省略属性的集合称为 C 的核, 记为 $CORE(C)$, 则 $CORE(C) = \cap RED(C)$ 。若 $POS_C(D) = U$, 则称该决策表为相容决策表, 否则称其为不相容决策

2011 年 5 月 20 日收到

第一作者简介: 高金兰(1978—), 女, 硕士, 讲师, 研究方向: 智能控制、故障诊断技术。

表。其中, $POS_c(D)$ 为决策属性在条件属性下的正区域。

2 BP 神经网络

BP 网络^[5]是人工神经网络中应用最为广泛的一种,BP 神经网络有一个输入层、一个输出层及一个或多个隐含层。每一层包含了若干个节点,每个节点代表一个神经元,同一层上的各节点之间无耦合连接关系,信息从输入层开始在各层之间单向传播,依次经过各隐含层节点,最后到达输出层节点。它的拓扑结构如图 1 所示。

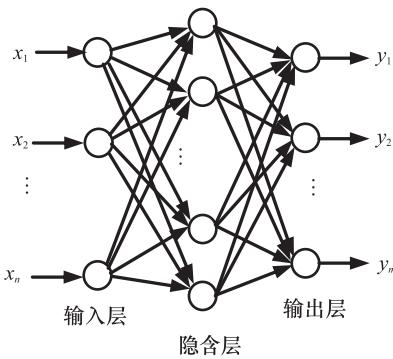


图 1 BP 神经网络(ANN)的拓扑结构

输入层有 n 个输入单元 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$; 隐含层节点的输出函数为: $b_r = f\left[\sum_{i=1}^n W_{ir}x_i + \delta_r\right]$, $r = 1, 2, \dots, l$, 其中, W_{ir} 是输入层与隐含层的连接权, δ_r 是阈值; 输出层有 m 个输出单元 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_m]^T$, 输出函数为: $y_j = f\left[\sum_{r=1}^l V_{jr}b_r + \theta_j\right]$, $j = 1, 2, \dots, m$, 其中, V_{jr} 是隐含层与输出层的连接权, θ_j 是阈值。这里, 激活函数 f 为 s 型函数, 即 $f(x) = [1 + e^{-x}]^{-1}$ 。

3 基于MEA的粗糙集神经网络(MRANN)

3.1 基于思维进化算法

思维进化算法^[6](MEA)源于模仿人类思维进化的过程,它把群体划分为若干子群体,个体在子

群体内通过向优胜者学习,为成为优胜子群体而展开全局竞争。采用“趋同”和“异化”两种操作算子在整个解空间进行局部和全局寻优。趋同指的是子群体内部的个体根据局部公告板的信息竞争学习并逐步收敛到局部最优解的过程。异化指的是在全局公告板的指导下实现全局寻优的过程。其中全局公告板内容是信息提取系统在进化中提取的环境信息。

它的基本结构如图 2 所示。

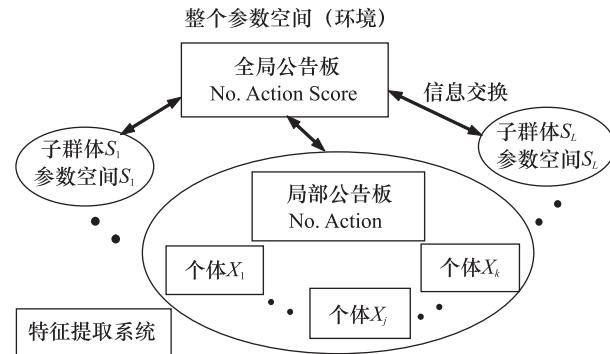


图 2 思维进化算法的基本结构

3.2 基于思维进化的粗糙集属性约简和神经网络权值优化

本文提出利用思维进化算法全局寻优的特点,搜索粗糙集属性约简离散断点的位置以及神经网络的连接权值和阈值,将思维进化算法、粗糙集与神经网络结合构成的模型如图 3 所示。

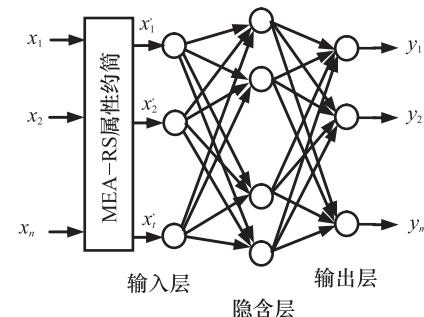


图 3 基于 MEA 的粗糙集-BP 神经网络

本文神经网络采用三层结构,将三者结合应用的步骤如下:

- (1) 由样本数据构造原始决策表;
- (2) 采用思维进化算法寻找使粗糙集属性约简

最优的划分,对原始决策表进行连续属性的离散化并约简,形成最小决策表;具体步骤如下:

Step1 确定属性变量离散断点的搜索范围;

Step2 产生优胜子群体和临时子群体;

Step3 计算个体得分;

本文选用评价函数 $J = \frac{1}{(\alpha_1\lambda_1 + \alpha_2\lambda_2 + \alpha_3\lambda_3)^2}$,

其中, $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 分别表示离散化后决策的不相容度以及约简后决策的复杂度和不相容度, $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 分别表示权重因子;

Step4 对优胜子群体和临时子群体分别进行趋同和异化操作;

Step5 判断收敛与否,若满足,则终止,否则,重复 Step3、Step4,直到满足收敛条件为止。

(3) 针对上述最小决策表采用思维进化算法对神经网络的连接权值和阈值进行寻优训练;具体步骤如下:

Step1 根据经验确定 BP 网络参数的区间大小;

Step2 产生优胜子群体和临时子群体;

Step3 计算个体得分;

选用目标函数为: $J = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N \sum_{j=1}^m (y_{p,j}^d - y_{p,j})^2$ 。

式中, N 为训练样本总数; m 为输出节点数; $y_{p,j}^d$ 是网络实际输出, $y_{p,j}$ 为网络的期望输出。目标函数转化成评价函数为: $f(J) = 1/J$;

Step4 对优胜子群体和临时子群体分别进行趋同和异化操作;

Step5 判断收敛与否,若满足,则终止,否则,重复 Step3、Step4,直到满足收敛条件为止。

(4) 利用训练好的神经网络进行测试样本的识别。

4 变压器故障诊断仿真应用

4.1 原始决策表的确定

变压器油中 $H_2, CH_4, C_2H_6, C_2H_4, C_2H_2$ 这 5 种特征气体体积分数与变压器故障有直接的联系,但是目前还很难准确地定量描述。为了尽可能准确,全面地找出各故障特征与各故障类型之间的关系,

本文选取变压器油中 5 种特征气体体积分数的各种可能的 15 个比值作为变压器故障诊断原始决策表的条件属性,即 $C_2H_2/C_2H_4, CH_4/H_2, C_2H_4/C_2H_6, C_2H_6/CH_4, CH_4/\text{总烃}, C_2H_4/\text{总烃}, C_2H_6/\text{总烃}, C_2H_2/\text{总烃}, H_2/\text{总烃} + H_2, CH_4/C_2H_4, C_2H_2/CH_4, C_2H_2/C_2H_6, C_2H_6/H_2, C_2H_4/H_2, C_2H_2/H_2$ 。选取正常、低能放电、高能放电、中低温过热、高温过热 5 种变压器故障类型作为决策属性,依次用 O_1, O_2, O_3, O_4, O_5 表示。根据上述条件属性和决策属性的选取方法,本文收集多台变压器的历史故障数据上百组,选择代表性的 30 条组成原始样本集,10 条组成测试集。

4.2 决策表的约简

假设属性变量的离散区间数一定,各输入属性变量区间对应的数值分别为 $\{0, 1, 2\}$, 每个属性离散断点有 2 个: x_{i1}, x_{i2} ($i = 1, 2, \dots, 15$), 且 $x_{i1} < x_{i2}$, 采用本文思维进化算法对所有属性的 30 个离散断点进行全局搜索,寻找最优划分点。选择最大迭代次数 1 000 作为收敛条件,如不满足收敛条件,则反复进行趋同和异化操作,直到全局最优解。得到 15 个条件属性离散断点的最终结果为: $C_2H_2/C_2H_4 (0.001, 0.1)$ 、 $CH_4/H_2 (0.325, 1.448)$ 、 $C_2H_4/C_2H_6 (1.5, 6.55)$ 、 $C_2H_6/CH_4 (0.254, 0.596)$ 、 $CH_4/\text{总烃} (0.246, 0.502)$ 、 $C_2H_4/\text{总烃} (0.265, 0.548)$ 、 $C_2H_6/\text{总烃} (0.110, 0.192)$ 、 $C_2H_2/\text{总烃} (0.001, 0.041)$ 、 $H_2/\text{总烃} + H_2 (0.204, 0.461)$ 、 $CH_4/C_2H_4 (0.469, 1.544)$ 、 $C_2H_2/CH_4 (0.002, 0.366)$ 、 $C_2H_2/C_2H_6 (0.005, 0.355)$ 、 $C_2H_6/H_2 (0.115, 0.453)$ 、 $C_2H_4/H_2 (0.389, 2.182)$ 、 $C_2H_2/H_2 (0.005, 0.234)$ 。避免了人工断点的不合理。

并结合粗糙集理论对原始决策表进行属性约简^[7],得到约简后的最小决策表如表 1,可见其条件属性从原来的 15 个减少为 3 个,决策规则由原来的 30 条减少为 15 条,决策表得到简化,样本集规模减小,为下一步神经网络的训练和诊断做好了优化准备。

表1 融合 IEC 三比值法的诊断决策表

约简样本	$C_2H_4/\text{总烃}$	$C_2H_6/\text{总烃}$	$C_2H_2/\text{总烃}$	故障类型
1	0	2	2	O_1
2	2	1	2	O_1
3	0	2	1	O_1
4	0	2	0	O_2
5	0	1	2	O_2
6	1	0	2	O_3
7	1	2	0	O_4
8	0	1	0	O_4
9	1	1	1	O_4
10	1	1	0	O_4
11	1	2	1	O_4
12	2	0	1	O_5
13	2	1	1	O_5
14	1	0	0	O_5
15	2	1	0	O_5

4.3 MRANN 神经网络训练与仿真

本文神经网络结构采用:输入层节点3个,输出层节点5个,对于隐含层的设计,遵从隐层节点设置的原则和方法,同时结合实际的仿真实验确定,隐层节点10个。因此,神经网络参数优化包括连接权值30个 W_{ij} 、50个 V_{ij} 和阈值 $10\delta_r$ 、5个 θ_j ,共95个参数。采用MEA算法以上述15条诊断规则对神经网络进行训练,选择最大迭代次数1 000作为收敛条件,如不满足,则反复进行趋同和异化操作,直到收敛。训练过程如图4所示。

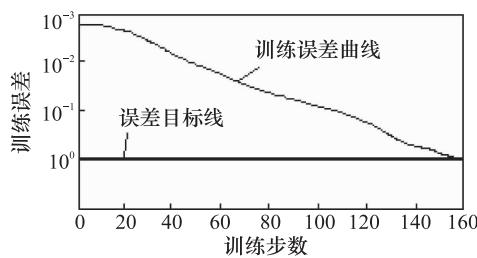


图4 MRANN训练结果

4.4 MRANN 神经网络诊断结果及比较

利用相应于最小条件属性集的测试样本集进行仿真测试,得到诊断结果如表2所示。和人工神

经网络、基于粗糙集的神经网络相比较,结果如表3所示。

表2 融合 IEC 的 RSDNN 诊断结果

测试样本	$C_2H_4/\text{总烃}$	$C_2H_6/\text{总烃}$	$C_2H_2/\text{总烃}$	诊断类型	实际类型
1	0	2	1	O_1	O_1
2	0	2	0	O_2	O_2
3	0	1	2	O_2	O_2
4	1	0	2	O_3	O_3
5	1	2	0	O_4	O_3
6	0	1	0	O_4	O_4
7	1	1	1	O_4	O_4
8	1	1	0	O_4	O_4
9	1	2	1	O_4	O_4
10	2	0	1	O_5	O_5
11	2	1	1	O_5	O_5
12	1	0	0	O_5	O_5
13	2	1	0	O_5	O_5
14	1	0	0	O_5	O_5
15	2	1	0	O_5	O_5

表3 RSDNN 和 ANN 的比较

神经 网络	神经网络结构		训练 步数	诊断 准确率
	输入神经元	隐层神经元		
ANN	15	50	0.001	983
RS-ANN	3	10	0.001	497
MRANN	3	10	0.001	153

从表中可以看出,直接采用未约简的原始样本集进行ANN训练,不仅网络的结构复杂,需训练983步后误差方可小于目标误差0.001,且诊断结果的准确率仅为80%。采用基于粗糙集的神经网络训练样本,网络结构明显简化,经过497步后误差可小于目标误差0.001,诊断结果的准确率也明显提高为90%。而利用本文基于MEA的粗糙集神经网络训练样本,网络只需153步后误差便可小于目标误差0.001,且诊断结果的准确率高达100%。通过对比发现,本文提出的MRANN不仅网络结构简单,而且诊断速度和准确度明显高于前两者。

5 结论

本文在研究思维进化算法、粗糙集和神经网络相关理论的基础上,提出一种基于MEA的粗糙集神经网络,用于电力变压器故障诊断。在此模型中,将基于MEA的粗糙集属性约简作为神经网络诊断

器的前端处理器,同时采用MEA对神经网络权值和阈值进行优化,简化了网络结构,同时减少了训练时间,并提高了故障诊断的准确率。

通过故障样本进行仿真测试,结果表明:利用本文的方法可对样本集进行有效地约简,并进行故障诊断,说明了本文方法的有效性。

参 考 文 献

- 1 Ju Q, Yu Z B, Hao Z C, et al. Division-based rainfall-runoff simulations with BP neural networks and Xinanjiang model. Neural computing, 2009; 72(13):2873—2883

- 2 束洪春,孙向飞,司大军. 电力变压故障诊断专家系统知识库建立和维护的粗糙集方法. 中国电机工程学报, 2002; 22(2):31—35
- 3 Alvatore G, Bentto M, Romam S. Rough set theory of multi criteria decision analysts. European Journal of Operational Research. 1—47
- 4 曾黄麟. 粗糙集理论及其应用. 重庆:重庆大学出版社, 1998
- 5 宋宜斌. 多层感知器的一种快速网络训练法及其应用. 控制与决策, 2000; 12(1):125—127
- 6 孙承意,谢克明,程明琦. 基于思维进化机器学习的框架及新进展. 太原理工大学学报, 1999; 30(5):453—457
- 7 苗夺谦,李道国. 粗糙集理论、算法与应用. 北京:清华大学出版社, 2007

Research and Application of Rough Set-BP Neural Network Based on MEA

GAO Jin-lan¹, Gao Qian²

(College of Electrical & Information Engineering, Northeast Petroleum University¹, Daqing 163318, P. R. China;
College of Sciences, Yanshan University², Qinhuangdao 066004, P. R. China)

[Abstract] The mind evolutionary algorithm is combined, the rough set and the neural network, and a rough set-neural network based on MEA is proposed applying in transformer fault diagnosis. This model uses global optimization characteristics of the mind evolutionary algorithm to search rough set discrete breakpoints and neural network connection weights and thresholds, it avoids the conventional rough set complex handwork reduction and slow convergence and low precision of BP neural network, and benefits to find the global optimal solution quickly and improves the diagnostic speed and accuracy. Simulation experiment verifies the validity of this method.

[Key words] mind evolutionary algorithm rough set attribute reduction neural network transformer fault diagnosis