

一种结合模糊 TOPSIS 法和 BP 神经网络的变压器故障诊断方法

潘超, 马成廉, 郑玲峰, 刘宁

(东北电力大学电气工程学院, 吉林 吉林 132012)

摘要: 对变压器绝缘油采取色谱分析并进行故障诊断是目前变压器故障诊断的重要环节。针对传统故障诊断技术中降低状态检测与诊断系统的复杂度和增加系统采集的特征信息量的问题, 首次提出将模糊 TOPSIS 法用于状态检测信息处理。首先将 TOPSIS 法在 Vague 集下进行扩展, 把样本数据的多属性群问题转化为模糊多属性决策问题。然后计算 Hausdorff 矢量距离, 得到可能解与理想解的相对贴适度, 进行样本的优劣排序和聚类。在此基础上建立了简单的 BP 神经网络, 实现了不同类型的模式识别。该方法可以快速、准确地判断变压器的运行状态, 进而提高了变压器的安全、稳定及经济运行水平。

关键词: 色谱分析; 模糊 TOPSIS; 多属性决策; 模式识别

A new method based on fuzzy TOPSIS and BP neural network for power transformer fault diagnosis

PAN Chao, MA Cheng-lian, ZHENG Ling-feng, LIU Ning

(School of Electrical Engineering, Northeast Dianli University, Jilin 132012, China)

Abstract: Presently, dissolved gas analysis and fault diagnosis are the important segments of power transformer. A new method based on fuzzy TOSIS and BP neural network for power transformer fault diagnosis is put forward to deal with the problem, which is treated as the collision between lowering complex process of the diagnosis and increasing quantity of monitoring information. Firstly, the TOPSIS method is extended with vague set, and the multiattribute group problem of sample data is turned into fuzzy multiple attribute decision making problem. Then the Hausdorff vector range is calculated, as to the relative similar degree is fixed. And the samples are sequenced and sorted with the order of quality. Finally, the fault pattern identification is realized through a simple BP neural network. The operation states are judged rapidly and exactly by the method, and the safety, stability and economy are improved.

Key words: dissolved gas analysis; fuzzy TOPSIS; multiple attribute decision making; pattern identification

中图分类号: TM771 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2009)09-0020-05

0 引言

电力变压器作为电力系统中最重要电气设备之一, 其运行状态直接影响系统的安全性水平。研究变压器状态在线诊断技术, 尽早发现变压器的潜伏性状态对提高变压器的运行维护水平, 具有重要的意义。变压器出现问题所造成的停电事故不仅会给国民经济和人民生活带来损失, 而且会对国家安全构成巨大威胁。因此, 在现代电气设备的运行和维护中, 对变压器的状态监测与诊断一直以来是国内外电力系统部门所重视的科研项目^[1,2]。

变压器运行油色谱分析(DGA)是其状态检测和故障诊断的主要方法, 其原理是当变压器内部发生过热、放电等故障时, 导致故障点附近的绝缘体分解^[3]。分解所产生的气体会不断地溶解在变压器油中, 不同性质的故障产生的气体组分不同, 即使

同一性质的故障, 由于故障的程度不同, 产生的气体数量也不相等^[3]。因此, 对变压器油中溶解气体进行色谱分析, 可以发现变压器潜伏性故障的性质、程度和部位^[4]。

传统的变压器故障诊断技术在实际应用与完善环节主要存在以下问题: 一方面, 从国际现有技术的研究分析可以看出, 降低状态检测与诊断系统的复杂度和增加系统采集的特征信息量, 在两者之间取得优化平衡是变压器状态在线监测系统的发展趋势, 同时也是提高系统各种性能的关键所在^[5,6]。另一方面, 国内的变压器故障诊断技术主要是在试验数据的基础上, 考虑采用人工智能与专家系统相结合的诊断技术^[7]。这种方法虽然在一定程度上可以有效解决诊断系统的复杂度和增加系统采集的特征信息量之间的矛盾, 但是建立高维信息参数空间和状态空间的映射关系却非常困难, 进而使得诊断结

果偏差或者分析效率低下。

本文提出用模糊 TOPSIS 法解决采集数据优化问题, 通过对监测信息的优劣排序和分类, 达到优选状态信息的目的。并根据优化数据构建 BP 神经网络, 通过编码对监测对象的不同故障状态进行模式识别和诊断分析。

1 模糊理论

1970 年, Bellman 与 Zadeh 提出将多准则决策引入模糊集合理论, 主要用来处理无量化、不完全信息、模糊概念及部分不清楚的问题, 将这些问题的各种条件模糊化, 加以建模评估使之具有客观的决策。

1.1 Vague 集

Vague 集作为一种模糊集, 从论域出发根据实际研究的问题而形成集合^[8]。由于问题或研究对象带有不确定性, 使得该集合带有不确定性。Vague 集中的真隶属度相当于模糊集的隶属度, 由于它又给出假隶属度, 能够更好地描述问题的不确定性。

对于论域 U , A 为 U 中的 Vague 集合, $A = \{ \langle x, \mu_A(x), \nu_A(x) \rangle \mid x \in U \}$, 其中, $\mu_A(x)$ 为真隶属度, 表示 $x \in A$ 的程度; $\nu_A(x)$ 为假隶属度, 表示 $x \notin A$ 的程度, 二者取值范围均为 $[0, 1]$, 且 $\mu_A(x) + \nu_A(x) \in [0, 1]$ 。若样本集为 $E(A) = \{ A_i \mid i = 1, 2, \dots, m \}$, 定义 f_j 为样本 A_i 在 j 属性下的评价集, $f_j(A_i) = \{ \langle A_i, \mu_j(A_i), \nu_j(A_i) \rangle \mid j = 1, 2, \dots, n \}$, 其取值为 U 上的 Vague 集。于是可得到“样本——属性评价矩阵”。其中, $\mu_j(A_i)$ 为第 i 样本的特征符合第 j 条件属性的程度, $\nu_j(A_i)$ 为第 i 样本的特征不符合第 j 条件属性的程度。

1.2 模糊数

对一个定义在实数上的模糊集合 A , 即 $U = R$, R 为实数, 且至少满足以下三个性质^[10]:

- 1) A 必须是一个正规的模糊集合;
- 2) A 对所有 $\mu_A(x) \in (0, 1]$ 必须是一个封闭区间;
- 3) A 中的任意子集均有上下界限。

满足以上三个性质的模糊集合, 即成为模糊数。

常见的模糊数有三角模糊数和梯形模糊数。三角模糊数被定义为三元组 (a, b, c) , 其隶属度函数定义为:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0, & x < a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x < b \\ \frac{x-c}{b-c}, & b \leq x < c \\ 1, & x \geq c \end{cases} \quad (1)$$

1.3 语意变量

针对多属性决策问题可以包含模糊与明确信息, 并且模糊信息可以用模糊数表示, 从而将样本数据的语意变量转换为相关的模糊数, 经典的语意变量及其所代表的三角模糊数如表 1 所示。

表 1 语意变量及其对应三角模糊数

Tab.1 Semanteme variable and corresponding triangular-shape fuzzy number

| 语意变量 | 代码 | 三角模糊数 |
|------|----|-------------------|
| 很低 | VL | (0, 0, 0.2) |
| 低 | L | (0.05, 0.2, 0.35) |
| 稍低 | ML | (0.2, 0.35, 0.5) |
| 中等 | M | (0.35, 0.5, 0.65) |
| 稍高 | MH | (0.5, 0.65, 0.8) |
| 高 | H | (0.65, 0.8, 0.95) |
| 很高 | VH | (0.8, 1, 1) |

2 TOPSIS 理论

TOPSIS 法 (Technique for Order Preference by Sunilarity to Ideal Solution) 即逼近理想解的排序方法, 由 Hwang 于 1981 年提出, 是求解多属性决策问题的一个典型方法, 在我国最初用于地震灾害防御和关联规则发掘的数理分析领域^[8]。这种方法通过构造多属性问题的理想解和负理想解, 并以靠近理想解和远离负理想解两个评价判据为基准, 对各样本进行排序。与模糊集结合可以发掘出多目标决策属性包含的不完全信息及关联, 进而实现多目标的优化分析。

根据已有样本数据的不明确性和不完整性, 将其进行模糊转换后, 结合 TOPSIS 法, 定义各样本属性分别为 $C = \{ C_1, C_2, \dots, C_n \}$, 各属性权重向量 $W = \{ w_j \}^T$, 有 $\sum w_j = 1$, 且 $w_j \in [0, 1]$, $j = 1, 2, \dots, n$ 。具体步骤如下:

1) 根据三角模糊数与语言变换关系, 通过模糊数运算, 将模糊多属性群决策问题转换为模糊多属性决策问题, 形成模糊属性值矩阵 $A = \{ A_{ij} \}_{m \times n}$ 。

$$A = \begin{matrix} & C_1 & C_2 & \dots & C_n \\ \begin{matrix} A_1 \\ A_2 \\ \vdots \\ A_m \end{matrix} & \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} & \dots & A_{1n} \\ A_{21} & A_{22} & \dots & A_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{m1} & A_{m2} & \dots & A_{mn} \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (2)$$

其中: A_{ij} 表示第 i 样本与第 j 属性的关联程度。为了明确故障类型, 考虑各属性值越大越好。对模糊属性值矩阵按照效益型规范化处理, 得到规范化矩

阵 $B = \{B_{ij}\}_{m \times n}$ 。模糊数的规范化方法为:

$$\begin{cases} B_{ij}^a = A_{ij}^a / \sqrt{\sum_{i=1}^m (A_{ij}^a)^2} \\ B_{ij}^b = A_{ij}^b / \sqrt{\sum_{i=1}^n (A_{ij}^b)^2}, (i \in m, j \in n) \\ B_{ij}^c = A_{ij}^c / \sqrt{\sum_{i=1}^n (A_{ij}^c)^2} \end{cases} \quad (3)$$

其中: $A^{(a,b,c)}$, $B^{(a,b,c)}$ 表示样本数据的三元组元素。

2) 利用 Vague 集的适应度函数确定理想解 PIS 和负理想解 NIS。引入优势函数 S_{ij} , 其意义为相比值和差异值的差值就是该样本的 Vague 值, 该差值越大表明结果与理想值越接近。优势函数表示如式 (4) 所示。

$$S_{ij} = S_j(A_i) = \mu_j(A_i) - \nu_j(A_i) \quad (4)$$

$$\begin{cases} \mu_j(A_i) = \{\max(A_i) | i = 1, 2, \dots, m\} \\ \nu_j(A_i) = \{\min(A_i) | i = 1, 2, \dots, m\} \end{cases} \quad (5)$$

理想解和负理想解表示如式 (6) 所示。

$$\begin{cases} P = \{\mu_j | j = 1, 2, \dots, n\} \\ N = \{\nu_j | j = 1, 2, \dots, n\} \end{cases} \quad (6)$$

3) 利用 Hausdauff 方法计算空间矢量距离, 但需要引入限制因子, 代表决策因素的影响系数, 使得知识概括时存在一定的风险误差, 所以对这种方法进行改进, 令样本集中的条件属性按其属性值的相对变化率大小确定其权重 w_j , 从而取代限制因子, 计算方法如式 (7) 所示。

$$\begin{cases} a = |(\mu_j - \nu_j) / \mu_j|, j = 1, 2, \dots, n \\ w_j = a_j / \sum_{j=1}^m a_j, j = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (7)$$

计算各样本到模糊理想解与模糊负理想解之间的 Hausdauff 距离 d_i^+ , d_i^- 如式 (8) 所示。

$$\begin{cases} d_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n [w_j (A_{ij}^a - \mu_j)]^2}, i = 1, 2, \dots, m \\ d_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n [w_j (A_{ij}^c - \nu_j)]^2}, i = 1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (8)$$

4) 计算各样本对理想解的相对贴适度 d_i , 如式 (9) 所示。

$$d_i = \frac{d_i^-}{d_i^+ + d_i^-} \quad (9)$$

由相对贴适度大小确定排序。

将 TOPSIS 法在 Vague 集下进行扩展, 首先通过模糊数运算, 将模糊多属性群问题转化为模糊多属性决策问题, 然后根据模糊值的优势函数定义了模糊正、负理想解, 最后利用 Hausdauff 方法定义了各样本的正、负理想解距离, 得出样本的相对贴适度, 贴适度的大小能够反映不同故障因素对故障模式的影响, 从而对检数据信息可以进行有目的、有选择性地优化。

3 基于 BP 神经网络的故障模式识别网络

标准的 BP 神经网络由 3 个节点层组成。即输入层、隐含层(可有若干层)和输出层, 各层次的节点之间形成全互连接, 各层次内的节点之间没有连接。在 BP 网络学习过程中。输出层单元与隐含层单元的误差计算有所不同^[9]。

L-M 算法是梯度下降法和牛顿法的结合, 是一种基于数值优化的改进 BP 算法, 具有收敛速度快和计算精度高的优点。梯度下降法和弹性 BP 算法计算简单, 速度快, 且占用资源少, 适用于简单网络。而拟牛顿法计算较复杂, 通常用于繁杂网络的模式识别和诊断预测^[10]。BP 神经网络的算法可划分为 3 个步骤:

前向传播:

$$\begin{cases} net_i = \sum_j w_{ij} a_j + \theta \\ \sigma_i = f(net_i) \end{cases}$$

误差反向传播:

对于输出层

$$\delta_i = f'(net_i)(y_i - \sigma_i)$$

对于隐含层

$$\delta_j = f'(net_j) \sum_k \delta_k w_{kj}$$

权值更新:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \alpha \delta_i \sigma_j$$

根据采集数据进行编码, 将不同的数据类型转化为相应的模式数据。经处理成学习样本, 输入到 BP 神经网络中。通过训练学习, 建立网络结构, 确定权重。再向网络输入待测样本, 经过网络训练得到分析结果。

基于模糊 TOPSIS 的 BP 神经网络数据处理分析流程图如图 1 所示。

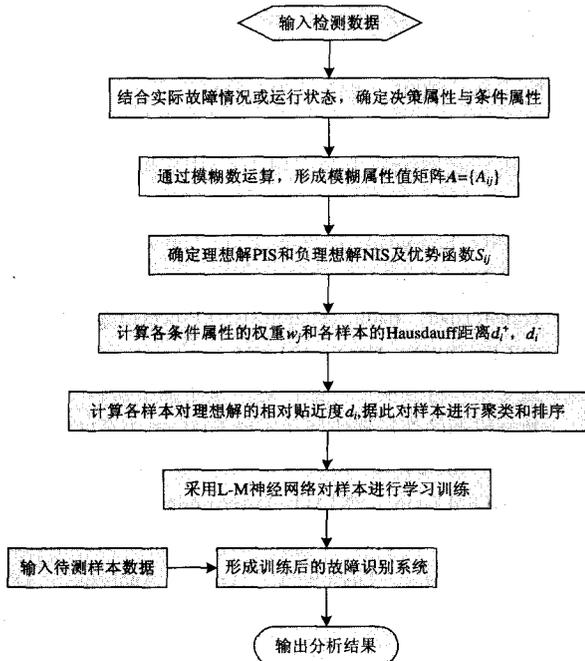


图 1 数据处理分析流程图示

Fig.1 Data processing and analysis flow

4 算例分析

统计变压器常见故障（包括过热、放电等）试验数据，采取如下措施：为区分不同故障类型，将变压器按照型号归类，进行同类设备横向对比分析；为获得故障统计特征，进行大量同类型故障的试验或历史数据纵向对比分析。部分故障数据如表 2 所示。

表 2 故障检测数据表

Tab.2 Detected fault data table

| 样 本 | 故障特征参数 (单位: $\mu\text{L/L}$) | | | | | | | |
|--------|-------------------------------|-----------------|-------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|------|-----------------|-----------------|
| | H ₂ | CH ₄ | C ₂ H ₆ | C ₂ H ₄ | C ₂ H ₂ | CO | CO ₂ | 总烃 |
| 1 | 86.1 | 31.8 | 8.58 | 8.52 | 21.1 | 564 | 4 536 | 70.0 |
| 2 | 112 | 93.3 | 32.0 | 123 | 0.50 | 147 | 471 | 249 |
| 3 | 34.9 | 119 | 44.1 | 130 | 0.00 | 1430 | 7 430 | 293 |
| 4 | 0.00 | 179 | 189 | 137 | 0.00 | 108 | 1 075 | 505 |
| 5 | 833 | 3 | 390 | 5 793 | 1 697 | — | — | 10 ⁵ |
| 6 | 20.7 | 102 | 216 | 47.3 | 1.50 | 607 | 1 836 | 367 |
| 7 | 24.5 | 37.9 | 15.8 | 111 | 7.03 | 353 | 5 929 | 172 |
| 8 | 73.8 | 73.9 | 25.0 | 152 | 0.00 | 409 | 2 686 | 251 |
| 9 | 133 | 210 | 49.3 | 388 | 3.10 | 150 | 1 209 | 650 |
| 10 | 63.0 | 45.0 | 8.50 | 213 | 5.50 | 359 | 2 198 | 272 |
| 11 | 40.9 | 11.9 | 4.50 | 69.3 | 29.0 | 298 | 3 556 | 115 |
| 12 | 27.0 | 166 | 388 | 93.3 | 1.70 | 623 | 1 642 | 649 |
| 13 | 173 | 2.22 | 0.72 | 0.31 | 0.00 | 92.4 | 515 | 3.25 |
| 14 | 141 | 131 | 13.0 | 139 | 19.0 | 513 | 1558 | 302 |

根据变压器检修与试验规程，色谱分析中氢和烃类气体为主要条件属性，定义各属性模糊数隶属范围。为了便于计算，采用改进的语意变量进行变换，分别计算各监测样本数据的 d_i^+ 、 d_i^- 和 d_i 。最后根据相对接近度的大小确定排序，并进行数据聚类优选，具体结果见表 3。

表 3 检测样本的 Hausdorff 距离

Tab.3 Hausdorff range of detected data

| 样本 | d_i^+ | d_i^- | d_i | 优选样本 | 代表样本 |
|----|---------|---------|---------|------|----------|
| 5 | 0.250 | 1.250 | 0.833 3 | 5 | 5 |
| 9 | 0.250 | 0.917 | 0.785 7 | | |
| 14 | 0.278 | 0.778 | 0.736 8 | 14 | 14, 9 |
| 12 | 0.389 | 0.889 | 0.695 7 | | |
| 6 | 0.472 | 0.806 | 0.630 4 | 12 | 12, 6, 4 |
| 4 | 0.528 | 0.861 | 0.620 0 | | |
| 3 | 0.583 | 0.583 | 0.500 0 | | |
| 8 | 0.528 | 0.528 | 0.500 0 | 3 | 3, 8, 10 |
| 10 | 0.528 | 0.528 | 0.500 0 | | |
| 7 | 0.556 | 0.389 | 0.411 8 | 7 | 7, 2 |
| 2 | 0.556 | 0.389 | 0.411 8 | | |
| 11 | 0.889 | 0.389 | 0.304 3 | | |
| 1 | 0.833 | 0.333 | 0.285 7 | 11 | 11, 1 |
| 13 | 1.28 | 0.111 | 0.080 0 | 13 | 13 |

表 4 聚类样本与其对应故障类型及编码表

Tab.4 Clustering samples and corresponding fault types and its encode table

| 样本 | 故障编码 | 故障类型 |
|----------|------|-----------------|
| 3, 8, 10 | 001 | 高温过热 (高于 700℃) |
| 2, 7 | 010 | 中温过热 (300~700℃) |
| 4, 6, 12 | 011 | 低温过热 (150~300℃) |
| 1, 11 | 100 | 低温过热 (低于 150℃) |
| 9, 14 | 101 | 低能放电兼过热 |
| 5 | 110 | 电弧放电兼过热 |
| 13 | 111 | 其他故障 |

通过考察聚类样本，可对变压器的故障类型进行概括和编码，绝大部分计算结果与 IEC 三比值法一致。如表 4 所示。

采用 L-M 算法进行 BP 网络的设计、训练和仿真，并与梯度下降法、拟牛顿法和弹性 BP 算法进行比较，结果表 5 所示。

需要注意的是，本文首次将模糊 TOPSIS 法应用于变压器的故障诊断领域。从数学的角度上讲，是对多属性样本群决策问题向模糊多属性决策问题的一种应用，通过引入模糊数变换和矢量距离，使得计算过程比传统的智能推理和寻优方法更能充分考

虑实际数据及各数据的互联关系及不同属性间的关联规则。因此,模糊 TOPSIS 法能够使参数空间和状态空间建立了合理的映射关系,推理结果更符合实际情况。

表 5 不同算法结果对比表

Tab.5 Contrast table of different algorithms results

| 算法 | 训练时间/s | 循环次数 | 最小均方误差 |
|----------|--------|------|----------|
| L-M 算法 | 0.97 | 9 | 0.000 21 |
| 梯度下降法 | 1.47 | 13 | 0.000 33 |
| 弹性 BP 算法 | 3.25 | 14 | 0.005 84 |
| 拟牛顿法 | 10.2 | 172 | 0.009 97 |

从电力系统运行角度讲,变压器故障往往是物理反应和化学反应并存的过程。虽然考虑油中气体含量是目前主要的诊断手段,但是变压器本体绝缘老化、油质污染等因素同样对变压器的安全运行产生了巨大影响。同时,尽管故障时产生的气体与不同故障类型间存在一定联系,但是由于故障情况的复杂与特殊性使得理论分析与实际工程间难免出现偏差。上述问题在公认的三比值法、改良比值法等经典方法中同样存在。因此,在计算中应结合实际故障或试验数据对本方法进行完善,这也是本文下一步的工作。

5 结论

针对变压器故障诊断中的空间映射和模式识别问题,本文将 TOPSIS 法和人工智能相结合,在模拟智能决策过程和专家经验、知识活动的基础上,有效地处理规模庞大、不完全、不正确的采样信息。将多属性群问题转化为模糊多属性决策问题,进行了智能编码。这种方法不仅使参数空间和状态空间建立了合理的映射关系,而且使二者的平衡关系得到了良好的优化。

参考文献

- [1] Marino P, Sigiienza C, Poza F. Upporting Information System for Power Transformer Fault Forecasting Applications. Industrial Electronics Society[A]. In: 2003. IECON'03.The 29th Annual Conference of the IEEE[C].2003.1899-1904.
- [2] Mao P L, Aggarwal P K. A Novel Approach to the Classification of the Transient Phenomena in Power Transformers Using Combined Wavelet Transform and Neural Network[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2001, 16(4): 654-660.
- [3] Adrianna Rosa Garcez Castro, Vladimiro Miranda. Knowledge Discovery in Neural Network with Application to Transformer Failure Dianosis[J]. Power Systems, 2005, 20(2): 717-724.
- [4] 王建元, 纪延超. 模糊 Petri 网络知识表示方法及其在变压器状态诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(1): 121-125.
WANG Jian-yuan, JI Yan-chao. Application of Fuzzy Petri Nets Knowledge Representation in Electric Power Transformer Fault Diagnosis[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(1): 121-125.
- [5] 董立新, 肖登明, 李喆, 等. 基于油中溶解气体分析数据挖掘的变压器绝缘状态诊断[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(15): 85-89.
DONG Li-xin, XIAO Deng-ming, LI Zhe, et al. Insulation Fault Diagnosis for Power Transformers Based on Dissolved Gas Analysis Data Mining[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(15): 85-89.
- [6] 张利刚. 变压器油中溶解气体的成分和含量与充油电力设备绝缘故障诊断的关系[J]. 变压器, 2000, 37(3): 39-42.
ZHANG Li-gang. Relation between the Composition and Contents of Dissolved Gases in Transformer Oil and Insulation Fault Diagnosis of Oil-filled Power Equipment[J]. Transformer, 2000, 37(3): 39-42.
- [7] 尚勇, 闫春江, 严璋, 等. 基于信息融合的大型油浸电力变压器状态诊断[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(7): 116-118.
SHANG Yong, YAN Chun-jiang, YAN Zhang, et al. Synthetic Insulation Fault Diagnostic Model of Oil-immersed Power Transformers Utilizing Information Fusion[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(7): 116-118.
- [8] HONG Dug Hum, Choi Chang-Hwan. Multicriteria Fuzzy Decision-making Problems Based on Vague Sets Theory[J]. Fuzzy Set and Systems, 2000, 1(14): 103-113.
- [9] Su Q, Lai L L, et al. A Fuzzy Dissolved Gas Analysis Method for the Diagnosis of Multiple Incipient Faults in a Transformer[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2000, 15(2): 593-598.
- [10] 张苗云, 王世杰, 黄颖飞. 优化布点的 TOPSIS 研究[J]. 中国环境监测, 2005, 21(1): 31-34.
- [11] 丁晓群, 孙军, 袁宁波. 基于 BP 网络的状态诊断方法的改进[J]. 电网技术, 1998, 22(11): 62-63.

(下转第 29 页 continued on page 29)

- SUN Li-yong, ZHANG Yan, JIANG Chuan-wen. A Solution to the Unit Commitment Problem Based on Matrix Real-coded Genetic Algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(2): 82-87.
- [7] Habib R M, Hasan M S, Caro L. A New Genetic Algorithm with Lamarckian Individual Learning for Generation Scheduling[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2003, 18(3): 1181-1186.
- [8] 娄素华, 余欣梅, 熊信良, 等. 电力系统机组启停优化问题的改进 DPSO 算法[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(8): 30-35.
- LOU Su-hua, YU Xin-mei, XIONG Xin-yin, et al. Unit Commitment Using Improved Discrete Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(8): 30-35.
- [9] 李丹, 高立群, 王珂, 等. 电力系统机组组合问题的动态双种群粒子群算法[J]. 计算机应用, 2008, 28(1): 104-107.
- LI Dan, GAO Li-qun, WANG Ke, et al. Dynamic Double-population Particle Swarm Optimization Algorithm for Power System Unit Commitment[J]. Computer Applications, 2008, 28(1): 104-107.
- [10] Ting T O, Rao M V C, Loo C K. A novel Approach for Unit Commitment Problem Via an Effective Hybrid Particle Swarm Optimization[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2006, 21(1): 411-418.
- [11] 吴金华, 吴耀武, 熊信良. 基于退火演化算法和遗传算法的机组优化组合算法[J]. 电网技术, 2003, 27(1): 26-29.
- WU Jin-hua, WU Yao-wu, XIONG Xin-yin. Optimization of Unit Commitment Based on Annealing Evolutionary Algorithm and Genetic Algorithm[J]. Power System Technology, 2003, 27(1): 26-29.
- [12] 郝晋, 石立宝, 周家启, 等. 基于蚁群优化算法的机组最优投入[J]. 电网技术, 2002, 26(11): 26-31.
- HAO Jin, SHI Li-bao, ZHOU Jia-qi, et al. Optimal unit Commitment Based on Ant Colony Optimization Algorithm[J]. Power System Technology, 2002, 26(11), 26-31.
- [13] 陈焯, 赵国波, 刘俊勇, 等. 用于机组组合优化的蚁群粒子群混合算法[J]. 电网技术, 2008, 32(6): 52-56.
- CHEN Ye, ZHAO Guo-bo, LIU Jun-yong, et al. An Ant Colony Optimization and Particle Swarm Optimization Hybrid Algorithm for Unit Commitment Based on Operate Coding[J]. Power System Technology, 2008, 32(6): 52-56.

收稿日期: 2008-06-24; 修回日期: 2008-07-14

作者简介:

张炯(1981-), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统稳定与控制; E-mail: johnjohn20081204@126.com

刘天琪(1962-), 女, 博士, 教授, 博士生导师, IEEE 会员, 研究方向为电力系统分析计算与稳定控制, 高压直流输电和调度自动化;

苏鹏(1985-), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统稳定与控制。

(上接第 24 页 continued from page 24)

- DING Xiao-qun, SUN Jun, YUAN Ning-bo. A New Method of Preprocessing the Input Data in BP Network[J]. Power System Technology, 1998, 22(11): 62-63.
- [12] 张周胜, 肖登明. 油溶解气体色谱分析中的小型真空在线脱气技术[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(11): 92-96.
- ZHANG Zhou-sheng, XIAO Deng-ming. A Small Vacuum Online Extraction Technology for the Automatic Chromatographic Analysis of Gas Dissolved in Insulating Oil[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(11): 92-96.
- [13] 周利军, 吴广宁, 张星海, 等. 基于加权模糊度时间序列分析的大型变压器故障预报[J]. 电力系统自动化, 2005, 29(13): 53-56.
- ZHOU Li-jun, WU Guang-ning, ZHANG Xing-hai, et al. Prediction of Power Transformer Faults Based on Time Series of Weighted Fuzzy Degree Analysis[J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(13): 53-56.
- [14] 中华人民共和国国家经济贸易委员会. DL/T722-2000. 变压器油中溶解气体分析和判断导则[M]. 北京: 中国电力出版社, 2001.
- [15] 中华人民共和国电力工业部. DL/T596—1996. 电力设备交接和预防性试验规程[M]. 北京: 中国电力出版社, 2000.
- [16] 中华人民共和国电力工业部, DL/T 572—1995, 电力变压器运行规程[M]. 北京: 中国电力出版社, 1995.

收稿日期: 2008-06-17

作者简介:

潘超(1981-), 男, 硕士研究生, 研究方向为优化算法在电力系统中的应用;

马成廉(1983-), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统故障诊断技术. E-mail: alian0220224@163.com