

# 基于蚁群优化算法的电力系统暂态稳定评估特征选择

王海燕, 刘天琪, 李兴源, 陈烨

(四川大学电气信息学院, 四川 成都 610065)

**摘要:** 暂态稳定评估的特征选择是一个典型的组合优化问题。针对该问题解的离散性特点, 提出基于蚁群优化算法的特征选择方法。该方法以最小二乘支持向量机作为暂态稳定评估分类器, 以分类错误率最低和特征选择比率最小为优化目标, 通过二进制编码形式的蚁群优化算法实现特征的选择。这样能选择出计及分类器特性的最优特征子集, 减少了特征维数, 提高了分类正确率。通过对综合程序 EPRI-36 节点系统的仿真计算, 验证了该方法的有效性。

**关键词:** 电力系统; 暂态稳定评估; 特征选择; 蚁群优化; 支持向量机

## Feature selection based on ant colony optimization for power system transient stability assessment

WANG Hai-yan, LIU Tian-qi, LI Xing-yuan, CHEN Ye

(School of Electrical Information, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

**Abstract:** Feature selection of transient stability assessment(TSA) is a typical combinatorial optimization problem. To handle the discrete character of the problem, a method based on ant colony optimization(ACO) is presented to solve the feature selection problem of transient stability assessment. In this paper, least square support vector machine( LS-SVM ) is used as transient stability assessment classifier, the lowest classification error rate and feature selection rate are defined as optimization objectives. By using the binary code forms of ACO to complete the feature selection, it can select the optimal subset of features considering classifier characteristic, which decreases the dimensions of input features and increases the correct classification percentage as well. The EPRI-36 bus model of PSAPS is tested to demonstrate the validity of this proposed approach.

**Key words:** power system; transient stability assessment; feature selection; ant colony optimization; support vector machine

中图分类号: TM71 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2008)21-0001-06

## 0 引言

评价电力系统抵御大扰动能力的暂态稳定评估 TSA (Transient Stability Assessment), 是关系到电力系统安全稳定运行的重要问题, 也是电力系统中研究的一个重要课题。近年来, 以支持向量机为代表的机器学习方法受到各国学者的普遍关注并被广泛地应用于暂态稳定评估领域<sup>[1-3]</sup>。支持向量机有效地解决了高维、非线性、有限样本下的模式识别问题, 具有良好的泛化能力。最小二乘支持向量机 LS-SVM (Least Square Support Vector Machine) 是标准支持向量机的一种扩展, 用等式约束代替了传统支持向量机中的不等式约束, 由此将二次规划问题转化为线性方程组求解, 加快了求解速度和收敛精度。但是 LS-SVM 自身无法准确选择输入特征组合, 冗余的特征可能导致 LS-SVM 训练速度和实际分类的性能降低。因此, 对基于 LS-SVM 的电力系

统暂态稳定评估而言, 特征选择成为其研究的重要环节之一。

特征选择就是通过优选特征子集来减少特征数量, 提高分类精度, 它是一个组合优化问题。文献[4]使用遗传算法进行特征选择, 它使用类内类间距离为目标函数, 不能考虑分类器特性对特征量的要求; 另一方面, 它使用普通的遗传算子, 这些算子属于整体性的操作, 对子集问题的效果不是很好。文献[5]使用粒子群算法进行特征选择, 使用分类器精度作为目标。由于粒子群最初是用来求解连续空间优化问题的, 虽然已有研究<sup>[6]</sup>将其改进来求解组合优化问题, 但是其求解效率不是很高。目前, 求解组合优化问题效率最高的一种算法叫做蚁群优化算法 ACO (Ant Colony Optimization), 该算法已经在电力系统优化问题中取得了较好的效果<sup>[7,8]</sup>。因此, 本文尝试用蚁群优化算法对最小二乘支持向量机暂态稳定评估分类器的输入特征进行选择。通过对综合程序 EPRI-36 节点系统的仿真计算, 验证了该方法的有效性。

基金项目: 自然科学基金重大项目(50595412)

## 1 基于最小二乘支持向量机的暂态稳定评估

支持向量机是由 Vapnik 等人于上世纪 90 年代提出的一种用于分类与非线性回归的机器学习方法,能够有效解决小样本、非线性以及高维的模式识别问题。最小二乘支持向量机<sup>[9]</sup>是 SVM 的一种改进。它采用最小二乘线性系统作为损失函数,代替了传统支持向量机采用二次规划的方法。

对于给定的具有  $N$  个样本点的训练集可以表示为:  $(x_1, y_1), (x_2, y_2) \cdots (x_N, y_N)$ , 其中  $x_k \in R^n$  为输入向量,  $y_k \in \{-1, 1\}$  为输出。首先用一个非线性函数  $\phi(\cdot): R^n \rightarrow R^{n_h}$  把输入从原空间映射到高维特征空间,  $n_h$  可以是无限维。在这个高维特征空间,根据结构风险最小化原理,得到最小二乘支持向量机风险函数:

$$J_k = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{\gamma}{2} \sum_{k=1}^N e_k^2 \quad (1)$$

据此可以得到原始最优化问题:

$$\begin{cases} \min_{\omega, b, e} J_k(\omega, e) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N e_k^2 \\ \text{s.t. } y_k [\omega^T \phi(x_k) + b] = 1 - e_k \quad k=1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (2)$$

为了解决式(2)的约束优化问题,构造如下拉格朗日函数:

$$L(\omega, b, e, \alpha) = J_k(\omega, e) - \sum_{k=1}^N \alpha_k \{y_k [\omega^T \phi(x_k) + b] - 1 + e_k\} \quad (3)$$

式中:  $\alpha_k$  称为支持值,  $b$  为阈值。置各变量偏导数为 0, 得到如下的 Ksrush-Kuhn-Tucke (KKT) 系统:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_k} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_k} = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \omega = \sum_{k=1}^N \alpha_k y_k \phi(x_k) \\ \sum_{k=1}^N \alpha_k y_k = 0 \\ \alpha_k = \gamma e_k, (k=1, 2, \dots, N) \\ y_k [\omega^T \phi(x_k) + b] - 1 + e_k = 0 \end{cases} \quad (4)$$

消去  $\omega, e$ , 得到如下线性方程组:

$$\begin{bmatrix} 0 & -Y^T \\ Y & ZZ^T + \gamma^{-1}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{1} \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中:  $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N]$ ,  $Y = [y_1, y_2, \dots, y_N]$ ,  $\mathbf{1} = [1, 1, \dots, 1]$ , 将 Mercer 条件应用于  $\Omega = ZZ^T$  得:

$$\Omega_{kl} = y_k y_l \phi(x_k)^T \phi(x_l) = y_k y_l k(x_k, x_l) \quad (6)$$

因此,式(2)的分类问题通过解决式(5)的线性方程组而获得,从而避免了解决二次规划问题。最终得到的 LS-SVM 分类器具有如下的形式:

$$y(x) = \text{sgn}\left(\sum_{k=1}^N \alpha_k y_k k(x, x_k) + b\right) \quad (7)$$

核函数有多种选择,本文采用 RBF 核函数:

$$k(x, x_k) = \exp(-\|x - x_k\|_2^2 / \sigma^2)$$

LS-SVM 用于暂态稳定评估的基本模型如图 1 所示。具体的评估过程包括 2 个环节:①根据给定的已知训练样本求取系统输入输出(输入  $x_k \in R^n$  为表示电力系统特征的  $n$  维特征向量,输出  $y_k$  为表示系统是否暂态稳定的一维向量,  $y_k = 1$  表示系统暂态稳定,  $y_k = -1$  表示系统暂态不稳定)之间依赖的 LS-SVM 结构;②利用 LS-SVM 对未知输出的样本做出尽可能准确的识别。

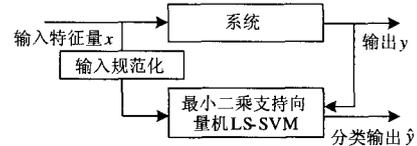


图1 最小二乘支持向量机模型

Fig.1 LS-SVM model

## 2 暂态稳定评估的输入特征量选取

对暂态稳定评估而言,首要工作是确定电力系统暂态受扰模式,它反映了系统受到扰动时所构成的输入和输出之间的映射关系。输入即表征电力系统状态信息的量,从获得的时刻来看可以分为静态特征和动态特征两大类<sup>[10]</sup>。静态特征属于故障前系统的各种测量项目或由他们求出的组合指标,如:故障前发电机的有功无功、机械功率等。动态特征属于故障发生时刻和故障切除时刻的一些发电机上的测量量及其由它们求出的组合指标,如:转子加速度、转子动能、系统的能量调整等。静态特征量

求取方便快捷,但是准确性不高;动态特征量中的故障发生时刻特征量可以兼顾电力系统暂态稳定评估快速和准确的特点,但是快速性和准确性都不是很高;故障切除时刻特征量准确性较高,但是特征量求取快速性较差。本文在文献[11,12]研究的基础上,经过大量仿真计算,同时综合利用故障切除时刻特征量反映暂态稳定性的准确性和静态特征量及故障初始时刻特征量求取的快捷性,选取包含静态特征和动态特征在内的 23 个特征量作为本文暂态稳定评估特征选择的初始输入特征集。如表 1 所示。

表1 初始输入特征

Tab.1 Primary input features

编号	输入特征向量
$x_1$	系统有功出力
$x_2$	系统有功负荷
$x_3$	系统无功出力
$x_4$	系统无功负荷
$x_5$	系统有功网损
$x_6$	系统无功网损
$x_7$	系统中各发电机机械功率的平均值
$x_8$	系统中各发电机机械功率的方差
$x_9$	系统中各发电机机械功率的均方差
$x_{10}$	发电机的最大初始加速度
$x_{11}$	具有最大初始加速度的发电机的转子角度
$x_{12}$	所有发电机转子初始加速度的平均值
$x_{13}$	所有发电机转子初始加速度的方差
$x_{14}$	所有发电机转子初始加速度的均方差
$x_{15}$	所有发电机初始加速功率平均值
$x_{16}$	所有发电机初始加速功率均方差
$x_{17}$	故障发生时刻发电机的最大转子角度
$x_{18}$	故障切除时刻发电机的最大转子角度
$x_{19}$	故障切除时刻具有最大转子角度的发电机的转子动能
$x_{20}$	故障切除时刻所有转子动能的最大值
$x_{21}$	故障切除时刻具有最大转子动能的转子角度
$x_{22}$	所有发电机转子动能在故障切除时刻的平均值
$x_{23}$	系统总的能量调整

若将上述选取的 23 个初始输入特征量直接作为 LS-SVM 暂态稳定评估分类器的输入,在很大程度上会导致分类器运行速度和识别能力的降低,因此有必要对其进行特征选择。

### 3 基于蚁群优化算法的特征选择

#### 3.1 优化算法的选择

特征选择的好坏对分类器设计速度、分类器实

时运行速度、分类器分类准确度等都有很大的影响,因此目前已有许多关于特征选择的研究。

特征选择是一个从原来的特征集合中选择一个(相对某个优选目标)最优特征子集的过程。作为一个典型的组合优化问题,理论上可以使用的算法很多,如穷举、贪心算法、分支定界、浮动搜索技术、以及几乎所有的随机启发式算法。

(1) 穷举。计算量非常大,几乎无法完成,对于大系统不可能采用这种方法;

(2) 分支定界。在搜索的过程中,利用目标函数的单调性,可以在搜索过程中得到各分支的上界(这个分支最好可能的结果),如果搜索分支 A 时发现比分支 B 的上界更大(更优)则分支 B 就不用再继续搜索了。它可以减少部分搜索,但是由于搜索空间太大,这不能带来较多的性能改进;

(3) 贪心算法。在不同文献,针对不同“目标”进行贪心选择的算法可能会有不同的名称,但其基本思想是一致的,就是在每一步决策都企图让目标函数值尽可能增大(或减小),这通常会导致最优解的丢失;

(4) 浮动搜索技术。选择  $l$  个特征加入特征集,然后再选择  $r$  个特征退出特征集,如此直至剩余特征数量满足用户要求为止。该方法中,选择  $l$  或  $r$  个特征时,可以通过多次使用增加或去掉一个特征的次序搜索技术实现,也可以通过一次使用增加或去掉多个特征的次序搜索技术实现。这种方法较贪心算法有所改进,但实际上也是一个多步骤的贪心选择过程,同样不利于寻找最优解;

(5) 随机启发式算法。几乎所有随机算法都能用于求解特征选择问题,如遗传算法、蚁群算法、离散粒子群算法、模拟退火等。这类算法都具有类似的步骤,首先随机生成解,然后评价各解的优劣,再根据优劣程度重新随机生成解,如此循环。这类算法随机性较强、收敛性缺乏保证,计算时间比贪心算法等次优算法更长,但是得到的解比它们更好,计算时间比穷举、分支定界等更短,但是不能保证得到最优解。

上述算法中,前四类属于传统算法,这些算法要么不能搜索到问题的全局最优解,要么搜索时间太长,因此上述第五类算法在最近得到了较多的研究,如遗传算法、粒子群算法等。随着蚁群算法研究的深入,该算法在越来越多的组合优化问题上得到了优于其他智能优化算法的效果<sup>[13,14]</sup>。而特征选择问题作为一个典型的组合优化问题,已经有许多算法被用于求解该问题,为此本文将研究二进制编码形式的蚁群优化算法在特征选择上的优化性能。

### 3.2 特征选择的二进制蚁群优化算法<sup>[15]</sup>

二进制蚁群优化算法中, 一个候选解可以用一串二进制数字表示, 在用于特征选择的蚁群优化算法中, 这个二进制串的长度就取为总特征个数。该串中为 0 表示对应的特征未被选中, 为 1 表示被选中。这样, 给定一个二进制串, 就可以知道哪些特征被选中, 并由此构造出仅包含被选中特征的分类器。通过使用该分类器对一定样本进行测试, 就可以得到该分类器的精度, 这个精度也就直接反映了一个解(即一个二进制串)的优劣程度。蚁群优化算法需要通过一定的随机规则生成一系列的解, 并根据上述方法评价这些解的优劣程度, 据此确定新解的分布, 通过调节解的分布来提高最优解出现的概率。下面将对特征选择的蚁群优化算法作详细介绍。

(1) 适应值函数: 取分类器错误分类的样本个数与特征选择比率之和作为适应值函数。

(2) 信息素存放方式及初始化: 每一个二进制位的两种选择都与一个信息素相对应。即第  $i$  个特征被选中对应的信息素为  $\tau_{i1}$ , 第  $i$  个特征未被选中对应的信息素为  $\tau_{i0}$ 。为了让第一次蚂蚁选择时尽量随机, 这里将所有信息素都初始化为  $\tau_0$  附近  $\pm 0.1\%$  的值。

(3) 转移规则: 在二进制蚁群优化算法执行过程中, 蚂蚁需要不断地根据转移规则决定下一个特征是否需要被选中。使用 0 表示未选中, 1 表示选中, 则蚂蚁选择的数字可以用式 (8) 表示。

$$S_i = \begin{cases} \arg \max_j \tau_{ij} & , \text{if } q < q_0 \\ S_{i(rand)} & , \text{if } q \geq q_0 \end{cases} \quad (8)$$

其中:  $\arg \max_j \tau_{ij}$  表示使得  $\tau_{ij}$  最大的  $j$  的取值(对

于二进制蚁群优化算法,  $j$  只能取 0 和 1),  $S_{i(rand)}$  表示随机选择 0 和 1 中的一个数字, 且使得每个数字被选中的概率等于式 (9) 计算得到的期望概率。

$$p_{ij} = \frac{\tau_{ij}}{\tau_{i0} + \tau_{i1}} \quad (9)$$

其中:  $j$  取 0 和 1。

(4) 信息素局部更新规则: 每当蚂蚁选择好一个数字, 就需要对该数字对应的信息素进行更新, 若蚂蚁在第  $i$  个特征量选择了数字  $j$ , 则按式 (10)

更新信息素。

$$\tau_{ij} = (1 - \rho)\tau_{ij} + \rho\tau_0 \quad (10)$$

(5) 信息素全局更新规则: 当所有蚂蚁都完成一次解的构造, 则计算出每个解对应的分类器的分类误差, 由此得到每只蚂蚁的适应值, 然后根据式 (11) 更新

$$\tau_{i, T_{best}(i)} = (1 - \alpha)\tau_{i, T_{best}(i)} + \alpha f_{best} \quad (11)$$

其中:  $T_{best}(i)$  表示最优蚂蚁第  $i$  步选择的数字,  $f_{best}$  为最优蚂蚁对应的适应值。以上对蚁群优化算法各部分进行了介绍, 算法运行时需要循环执行步骤 (3) ~ (5) 所描述的内容。本文采用 C++ 编程实现基于蚁群优化算法的特征选择, 算法的总体流程如图 2 所示。

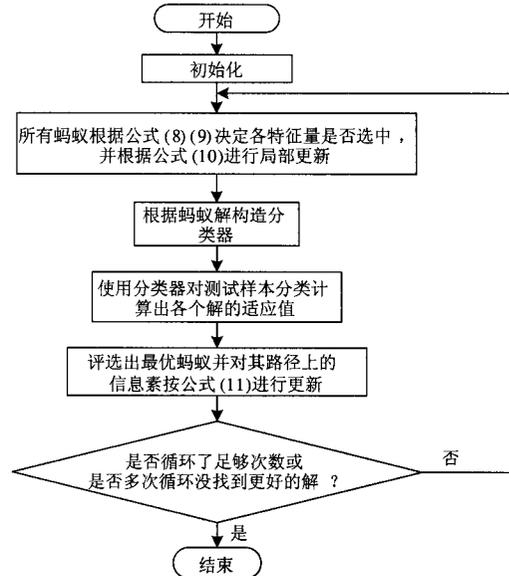


图 2 特征选择的蚁群优化算法流程图

Fig.2 Flow chart of ACO for feature selection

## 4 算例分析

### 4.1 算例介绍

如图 3 所示, 以 EPRI-36 系统为例, 利用电力系统综合程序 (PSASP) 进行潮流和暂态稳定计算。发电机采用经典模型, 负荷模型按恒定阻抗计算, 故障方式为三相短路, 故障清除时间为 0.2 s, 故障前后系统拓扑结构不发生变化。一共选择了 20 个不同的故障位置, 在 90%, 95%, 100%, 105%, 110% 负荷水平下, 按一定约束随机设置 5 种发电出力, 仿真共得到 430 个有效样本, 所选特征量见第

二节。随机抽取 330 个作为训练样本, 剩余 100 个作为测试样本。

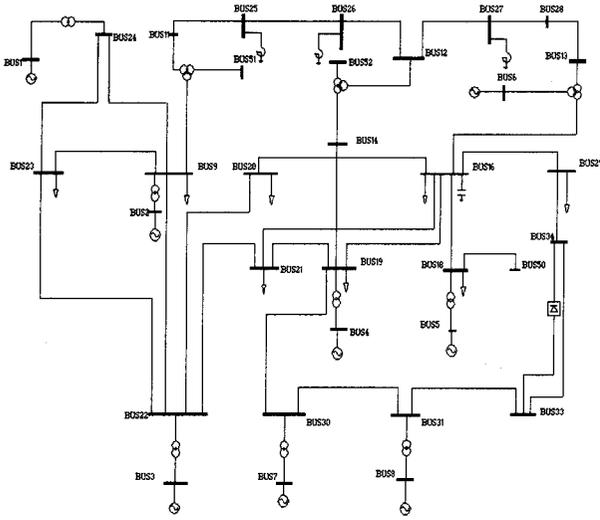


图3 EPRI-36 节点系统  
Fig.3 EPRI-36 bus system

#### 4.2 特征选择结果

实验总共进行十次, 优选后结果见表 2。实验选用参数如下:  $\alpha = 0.1$ ,  $q_0 = 0.9$ ,  $\rho = 0.1$ ,  $\tau_0 = 0.001$ 。迭代次数为 500 次, 蚂蚁数为 20 只。由于每次实验都是随机初始化蚁群, 所以优选出的最后结果可能不一致。不难看出, 优选后结果为  $(x_{10}, x_{11}, x_{14}, x_{15}, x_{18}, x_{19}, x_{20}, x_{21})$  的组合。除去第二、五、九次, 其余每次优选后的最后结果一致为:  $(x_{11}, x_{14}, x_{15}, x_{19}, x_{21})$ , 其适应度函数值均为 3.2174, 表示在 100 个测试样本中误判 3 个, 分类错误率为 3%, 特征选择比率为 0.2174, 即优选后样本空间压缩为原始输入空间的 21.74%。

#### 4.3 结果分析

通过特征优选, 23 个原始输入特征量被压缩到 5 个, 分类正确率由原来的 85% 提高到 97%, 平均分类时间由原来的 0.038 s 缩短到 0.024 s, 由此可知, 使用蚁群优化算法进行暂态稳定评估特征选择能够在提高在线分类速度的同时提高分类的准确性。该算法多次运行得到的特征量总体近似, 因此, 算法具有一定的稳定性, 而某几次得到的特征结果有所不同, 这反映出了这些特征之间本身具有一定的关联性; 另外, 优选出的这 5 个特征量均属于动态特征, 这表明对复杂的非线性时变电力系统而言, 动态特征能够更充分更准确地反映出故障对系统造成的冲击。

表 2 优选后结果表

Tab.2 ACO results after selection

实验次数	优选后结果	适应度函数值/收敛代数
第一次	0000000001001100010100	3.2174/47 代
第二次	00000000011001100010100	4.2609/39 代
第三次	0000000001001100010100	3.2174/28 代
第四次	0000000001001100010100	3.2174/62 代
第五次	0000000001001100110100	4.2609/54 代
第六次	0000000001001100010100	3.2174/78 代
第七次	0000000001001100010100	3.2174/136 代
第八次	0000000001001100010100	3.2174/95 代
第九次	0000000001001100001100	3.2174/102 代
第十次	0000000001001100010100	3.2174/43 代

## 5 结论

本文使用蚁群优化算法进行暂态稳定评估输入特征选择, 提出了以分类器错误分类的样本个数与特征选择比率之和作为适应值函数。仿真结果表明优选后的特征有较高的分类预测率。该方法充分利用了蚁群算法在解决组合优化问题方面的显著优势, 但是还有一些问题需要继续研究。首先, 要将该算法用到更大的系统上还需要进一步改进算法提高优化能力, 使用并行计算等方法提高计算速度; 其次, 对算法目标函数进行研究也是很有必要的, 使用分类器误差作为目标虽然能在优化过程中能考虑到分类器本身特性的影响, 但是这样的优化速度却相对较慢, 因此设计一个恰当的能反映特定分类器特征的简单函数是很有意义的。这也是笔者下一步的研究工作。

## 参考文献

- [1] 许涛, 贺仁睦, 王鹏, 等. 基于统计学习理论的电力系统暂态稳定评估[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(11): 51-55.  
XU Tao, HE Ren-mu, WANG Peng, et al. Power System Transient Stability Assessment Based on Statistic Learning Theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(11): 51-55.
- [2] 马骞, 杨以涵, 刘文颖, 等. 多输入特征融合的组合支持向量机电力系统暂态稳定评估[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(6): 17-23.  
MA Qian, YANG Yi-han, LIU Wen-ying, et al. Power System Transient Stability Assessment with Combined SVM Method Mixing Multiple Input Features[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(6): 17-23.
- [3] 刘艳芳, 顾雪平. 基于支持向量机的电力系统暂态稳定分类研究[J]. 华北电力大学学报, 2004, 31(3): 26-29.

LIU Yan-fang, GU Xue-ping. Transient Stability of Power System Based on Support Vector[J]. Journal of North China Electric Power University, 2004, 31(3): 26-29.

[4] 于之虹, 郭志忠. 遗传算法在暂态稳定评估输入特征选择中的应用[J]. 继电器, 2004, 32(1): 16-20.

YU Zhi-hong, GUO Zhi-zhong. Feature Selection Based on Genetic Algorithm for Transient Stability Assessment[J]. Relay, 2004, 32(1): 16-20.

[5] 陈磊, 刘天琪, 文俊. 基于二进制粒子群优化算法的暂态稳定评估特征选择[J]. 继电器, 2007, 35(1): 31-36.

CHEN Lei, LIU Tian-qi, WEN Jun. Feature Selection Based on Binary Particle Swarm Optimization for Transient Stability Assessment[J]. Relay, 2007, 35(1): 31-36.

[6] 高海兵, 周弛, 高亮. 广义粒子群优化模型[J]. 计算机学报, 2005, 28(12): 1980-1987.

GAO Hai-bing, ZHOU Chi, GAO Liang. General Particle Swarm Optimization Model[J]. Chinese Journal of Computers, 2005, 28(12): 1980-1987.

[7] 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.

[8] 侯云鹤, 熊信良, 吴耀武, 等. 基于广义蚁群算法的电力系统经济负荷分配[J]. 中国电机工程报, 2003, 23(3): 59-64.

HOU Yun-he, XIONG Xin-yin, WU Yao-wu, et al. Economic Dispatch of Power Systems Based on Generalized ant Colony Optimization Method[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(3): 59-64.

[9] Suykens J A K, Vandewalle J. Least Squares Support Vector Machine Classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293-300.

[10] 顾雪平, 曹绍杰. 神经网络在暂态稳定评估中应用的研究述评[J]. 华北电力大学学报, 2003, 30(4): 11-16.

GU Xue-ping, CAO Shao-jie. Research Overview of Neural Network Applications to Transient Stability Assessment of Power Systems[J]. Journal of North China Electric Power University, 2003, 30(4): 11-16.

[11] 顾雪平, 张文朝. 基于 Tabu 搜索技术的暂态稳定分类神经网络的输入特征选择[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(7): 66-70.

GU Xue-ping, ZHANG Wen-chao. Feature Selection by Tabu Search for Neural-network Based Transient Stability Classification[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(7): 66-70.

[12] 黄辉, 舒乃秋, 等. 基于信息融合技术的电力系统暂态稳定评估[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(16): 19-22.

HUANG Hui, SHU Nai-qi, et al. Power System Transient Stability Assessment Based on Information Fusion Technology[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(16): 19-22.

[13] Dorigo M, Di Caro G, Gambardella LM. Ant Algorithms for Discrete Optimization[J]. Artificial Life, 1999, 5(2): 137-172.

[14] Dorigo M, Birattari M, Stutzle T. Ant Colony Optimization: Artificial Ants As a Computational Intelligence Technique[J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2006, 1(4): 28-39.

[15] Dorigo D, Maniezzo V, Colomni A. The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics -Part B, 1996, 26(1): 29-41.

收稿日期: 2008-01-12; 修回日期: 2008-03-21

作者简介:

王海燕 (1983 - ), 女, 硕士研究生, 研究方向为电力系统稳定与控制、电力系统调度自动化; E-mail: wanghaiyan\_2198@163.com

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

李兴源 (1945 - ), 男, 教授, 博士生导师, 中国电机工程学会理事, IEEE 高级会员, 从事电力系统稳定和控制等方面的研究工作。

### 许继生产的洛张线首批箱变通过现场验收

10月10日, 许继工业电气自动化系统公司箱变分公司收到洛张铁路指挥部的反馈信息: 公司首批供货的两台轨道交通箱变顺利通过指挥部和施工单位的验收。

对于该工程, 箱变分公司不仅要克服“图纸确定晚、生产量大、整批供货周期长、单台供货时间紧张”的问题, 同时要解决资金紧张、物料配套紧张、生产人员紧张以及从单台供货管理向批量生产管理方式转型的困难。

在集团公司领导的大力支持和指导下, 工业电气自动化系统公司与许继轨道交通公司、科研处、生产处、供应处、结构公司、质量处、工艺所等相关单位密切协作, 集中公司优势资源, 利用中秋节、国庆节假期加班, 经过一个月的攻关, 圆满实现了轨道交通洛张线首批箱变的顺利供货。

在后续工程供货中, 箱变分公司全体员工将再接再厉、克服困难、精心组织、密切合作, 保质保量完成产品。