

基于二进粒子群优化算法的暂态稳定评估特征选择

陈磊, 刘天琪, 文俊

(四川大学电气信息学院, 四川 成都 610065)

摘要: 采用二进粒子群优化算法进行暂态稳定评估的特征选择, 粒子群中每个粒子代表一个待选择的特征集, 结合最小二乘支持向量机使用该特征集对所对应的样本集进行分类, 分类正确率作为该粒子的适应度。首先通过二进粒子群优化实现特征的选择, 然后将优选后的特征作为暂态稳定评估的输入, 利用最小二乘支持向量机构造分类器进行暂态稳定评估。通过对EPRI-36节点系统的仿真计算, 结果表明该方法能够在显著减少输入特征维数的同时大大提高最终判别结果的正确率。

关键词: 电力系统; 暂态稳定评估; 支持向量机; 粒子群优化; 特征选择

Feature selection based on binary particle swarm optimization for transient stability assessment

CHEN Lei, LIU Tian-qi, WEN Jun

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

Abstract: This paper presents a method of feature selection for transient stability assessment based on binary particle swarm optimization(BPSO). Every particle in the swarm stands for a selected subset of features. The fitness of particle is defined as the correct classification percentage by least square support vector machine (LS-SVM), which uses the selected subset of features to classify the corresponding training set. First, this paper uses the BPSO to complete the feature selection, then inputs the selected features into LS-SVM classifier for transient stability assessment. It is tested on the EPRI-36 bus model of PSASP, the result indicates that the method can evidently decrease the dimensions of input features while greatly increase the correct classification percentage.

This project is supported by Grand Project of Natural Science and Technology Foundation(No.50595412 and No.50377017).

Key words: power system; transient stability assessment; support vector machine; particle swarm optimization; feature selection

中图分类号: TM712 文献标识码: A 文章编号: 1003-4897(2007)01-0031-06

0 引言

电力系统暂态稳定评估TSA (Transient Stability Assessment)是电力系统安全稳定运行的重要措施之一。暂态稳定是电力系统受到大干扰(例如: 输电线短路、切机、甩负荷等)时维持系统内发电机同步运行的能力。现有的各种暂态稳定分析方法, 如时域仿真法、扩展等面积准则方法、暂态能量函数法、轨迹敏感度分析法、模式识别法等, 为处理TSA问题做出了贡献, 但是还不能很好地满足在线暂态稳定评估的要求。人们一直希望找到一种简单快速的TSA方法, 但速度和精度却是难以兼顾的一对矛盾。

以支持向量机SVM (Support Vector Machine)为代表的机器学习方法^[1,2]较好地解决了小样本、非线性、高维数和局部极小点等实际问题, 具有很强的泛化能力。文献[3, 4]均采用支持向量机构造分类器进行电力系统暂态稳定评估, 取得了较好的效果, 但参数的选择过于复杂, 耗时较多。最小二乘支持向量机LS-SVM (Least Square SVM)是标准支持向量机的一种扩展, 优化指标采用平方项, 将二次规划问题转化为线性方程组求解, 降低了计算复杂性, 加快了求解速度^[5]。但就单纯的LS-SVM应用于暂态稳定评估而言, 最大的障碍在于自身无法确定最合理的输入特征组合。如果选择所有可能相关的特征作为输入的话, 会由于向量维数较高, 冗余量过多使得分类模型性能退化, 造成精度降低。所以有必要对这些可能相关的量进行筛选, 找出一

基金项目: 自然科学基金重大项目(50595412); 自然科学基金项目(50377017)

组比较合适的特征作为暂态稳定模型的输入。文献[6]已成功将二进粒子群优化算法BPSO (Binary Particle Swarm Optimization)应用于计算机网络入侵的特征优选中,粒子群中每个粒子代表一个待选择的特征集,通过群体中粒子之间的合作与竞争产生的群体智能指导优化搜索,能够找出具有最优分类结果的特征集。

为此,本文采用二进粒子群优化算法对LS-SVM电力系统暂态稳定评估分类器进行特征选择,把可能与暂态稳定评估相关的量作为待选量,利用1和0分别代表一个特征的选择和不选,粒子群中每个粒子代表一个待选择的特征集,结合最小二乘支持向量机利用该特征集对所对应的样本集进行分类,分类正确率作为该粒子的适应度。通过优选从含有不相关量和冗余量的待选输入量中找出一组合适的特征作为暂态稳定评估模型的输入,然后再利用最小二乘支持向量机构造的分类器进行暂态稳定评估。最后通过对EPRI-36节点系统的仿真计算,验证了该方法的有效性和准确性。

1 基于最小二乘支持向量机的暂态稳定评估

支持向量机是一种20世纪90年代中期发展起来的基于统计学习的机器学习方法,能够有效解决小样本、非线性以及高维的模式识别问题。它通过非线性变换,将输入向量映射到一个高维空间 H ,在 H 中构造最优分类超平面,从而达到最好的泛化能力。因此比其它机器学习方法更适合进行电力系统暂态稳定性分析。文献[3,4]均采用SVM构造暂态稳定评估分类器。

最小二乘支持向量机^[7]是标准支持向量机的一种扩展。它的损失函数直接定义为误差平方和,将优化中的不等式约束转化为等式约束,能够降低计算复杂性,加快求解速度。本文采用LS-SVM进行暂态稳定评估的基本模型如图1所示。具体分类过程包括2个环节:①根据给定的已知训练样本求取对系统输入输出依赖的LS-SVM结构;②利用LS-SVM对未知输出的样本作出尽可能准确的分类判别。

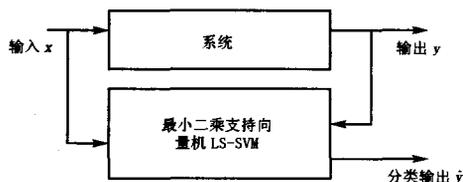


图1 最小二乘支持向量机模型

Fig.1 LS-SVM model

假设能够找到一个最优分类超平面,将含有 N 个训练样本的数据集 $\{x_k, y_k\}_{k=1}^N$ (输入 $x_k \in R^n$, 输出 $y_k \in \{-1, +1\}$) 正确分类,其中 $x_k \in R^n$ 为描述电力系统特征的 n 维特征向量, $y_k \in R$ 为表示系统是否暂态稳定的一维向量, $y_k = 1$ 时表示系统暂态稳定, $y_k = -1$ 时表示系统暂态不稳定。

则该分类超平面需满足如下的不等式约束:

$$\begin{cases} \omega^T \varphi(x_k) + b \geq +1, \text{ if } y_k = +1 \\ \omega^T \varphi(x_k) + b \leq -1, \text{ if } y_k = -1 \end{cases} \quad (1)$$

式中: ω 为权向量, $\omega \in R^n$; b 为常数, $b \in R$ 。

上式等价于如下的紧凑形式:

$$y_k [\omega^T \varphi(x_k) + b] \geq 1, \quad k = 1, \dots, N \quad (2)$$

式中: $\varphi(\cdot): R^n \rightarrow R^{n_h}$ 是一个非线性函数,它把输入空间映射到高维的特征空间。 n_h 可以是无限维。

在LS-SVM中寻找最优超平面需求解如下二次规划问题:

$$\begin{cases} \min_{\omega, b, e} J(\omega, e) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N e_k^2 \\ \text{s.t. } y_k [\omega^T \varphi(x_k) + b] = 1 - e_k, \quad k = 1, \dots, N \end{cases} \quad (3)$$

式中: $e_k \in R$ 为误差, $\gamma > 0$ 为惩罚系数,能够调整误差所起的作用。

为了解决式(3)的约束优化问题,采用如下拉格朗日函数:

$$L(\omega, b, e; \alpha) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N e_k^2 - \sum_{k=1}^N \alpha_k \{ y_k [\omega^T \varphi(x_k) + b] - 1 + e_k \} \quad (4)$$

式中: $\alpha_k \geq 0, (k=1, \dots, N)$ 是拉格朗日乘子, Suykens 将其称为支持值。

根据最优化条件,得到如下的Karush-Kuhn-Tucker(KKT)系统:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \rightarrow \omega = \sum_{k=1}^N \alpha_k y_k \varphi(x_k) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{k=1}^N \alpha_k y_k = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_k} = 0 \rightarrow \alpha_k = \gamma e_k, (k=1, \dots, N) \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_k} = 0 \rightarrow y_k [\omega^T \varphi(x_k) + b] - 1 + e_k = 0 \end{cases} \quad (5)$$

上式可转换成如下的矩阵方程:

$$\begin{bmatrix} I & 0 & 0 & -Z^T \\ 0 & 0 & 0 & -Y^T \\ 0 & 0 & \gamma I & -I \\ Z & Y & I & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega \\ b \\ e \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \vec{1} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中:

$$Z = [\varphi(x_1)^T y_1, \dots, \varphi(x_N)^T y_N], Y = [y_1, \dots, y_N],$$

$$\vec{1} = [1, \dots, 1], e = [e_1, \dots, e_N], \alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_N]$$

消去 ω 和 e , 可以得到:

$$\begin{bmatrix} 0 & -Y^T \\ Y & ZZ^T + \gamma^{-1}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \vec{1} \end{bmatrix} \quad (7)$$

将 Mercer 条件应用于 $\Omega = ZZ^T$ 得

$$\Omega_{kl} = y_k y_l \varphi(x_k)^T \varphi(x_l) = y_k y_l k(x_k, x_l) \quad (8)$$

因此, 式 (3) 的分类问题通过求解式 (7) 的线性方程组获得, 从而避免了求解二次规划问题。当系统矩阵满秩时, 线性KKT系统是一个平方系统, 它的解是唯一的。

最终得到的LS-SVM分类器具有如下的形式:

$$y(x) = \text{sgn}\left(\sum_{k=1}^N \alpha_k y_k k(x, x_k) + b\right) \quad (9)$$

核函数形式有: $k(x, x_k) = x_k^T x$ (线性核函数);

$k(x, x_k) = (x_k^T x + 1)^d$ (d 阶多项式核函数);

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

$k(x, x_k) = \tanh(tx_k^T x + \theta)$ (MLP核函数, 其中 σ, t

和 θ 都是可调常数)。

为处理方便, 采用LS-SVMLAB1.5工具箱利用 Matlab编程实现, 对所有LS-SVM模型选择相同的仿真参数。核函数采用RBF核函数, LS-SVM分类器需要确定两个超平面参数: γ 和 σ^2 。 γ 是调整参数, 决定适合误差最小限度和平滑度之间的平衡。 σ^2 是核参数, 控制RBF核的宽度。通过交叉确认法选择参数 $\sigma = 0.2$, $\gamma = 10$ 。

2 二进粒子群优化算法

粒子群优化算法是由Kennedy和Eberhart博士于1995年提出的一种优化算法^[8], 是一种基于群智能方法的演化计算技术。粒子群优化算法将群体中的每一个个体视为多维搜索空间中一个没有质量

和体积的粒子(点), 这些粒子在搜索空间以一定的速度飞行, 并根据粒子本身的飞行经验以及同伴的飞行经验对自己的飞行速度进行动态调整, 即每个粒子通过追踪粒子自身迄今为止发现的最好位置以及整个群体迄今为止发现的最好位置来不断地修正自己的前进方向和速率大小, 逐步地移到较优的区域, 最终到达整个搜索空间的最好位置。

2.1 标准粒子群优化算法^[8]

在粒子群优化算法中, 粒子的位置代表着待优化问题的解, 每个粒子性能的优劣程度取决于待优化问题目标函数确定的适应值, 每个粒子由一个速度决定其飞行方向和速率大小。

假设在一个 D 维的目标搜索空间, 粒子群优化算法随机初始化一个由 m 个粒子组成的群体, 第 i 个粒子的位置 x_i (优化问题的潜在解) 可表示为 $\{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}\}$, 将其代入优化目标函数可以得出适应值, 用来衡量解的优劣性; 相应的飞行速度 v_i 可表示为 $\{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}\}$ 。在每一次迭代过程中, 粒子通过跟踪两个极值来更新自己的速度和位置: 一个极值是粒子自身迄今为止所搜索到的最优解, 即个体极值 P_i , 表示为 $\{p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}\}$; 另一个极值是群体迄今为止所搜索到的最优解, 即全局极值 P_g , 表示为 $\{p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD}\}$ 。

具体地讲, 在第 $k+1$ 次迭代计算时, 粒子 i 根据下列规则来更新速度和位置:

$$\begin{cases} v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{id}^k) \\ \text{if } v_{id}^{k+1} > v_{\max}, \quad v_{id}^{k+1} = v_{\max}; \\ \text{if } v_{id}^{k+1} < v_{\min}, \quad v_{id}^{k+1} = v_{\min}; \\ x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \end{cases} \quad (10)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, m$; $d = 1, 2, \dots, D$; w 是惯性因子; c_1, c_2 是加速因子; r_1, r_2 是均匀分布在 $[0, 1]$ 区间上的随机数; v_{\max}, v_{\min} 是速度限定。

迭代终止条件为最大迭代次数或(和)粒子群迄今为止搜索到的最优位置满足最佳适应值的阈值。

2.2 二进粒子群优化算法^[9]

粒子群优化算法最初提出是用于解决连续空间的优化问题, Kennedy 博士和 Eberhart 博士于 1997 年提出了二进制的粒子群优化算法, 用于解决组合优化问题。

在二进粒子群优化算法中, 粒子的位置编码采用二进制方式, 即粒子位置的每一维分量被限制为 0 或 1; 粒子的速度被理解为位置变化的概率, 即

粒子速度的每一维分量代表对应的位置维分量选择 0 或 1 的概率,粒子的速度通过 Sigmoid 函数约束到区间[0,1]上。

具体地,每次迭代粒子的速度和位置更新规则如下:

$$\begin{cases} v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + c_1r_1(p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2r_2(p_{gd}^k - x_{id}^k) \\ \text{if } (\text{rand}() < S(v_{id})) \\ \text{then } x_{id} = 1; \\ \text{else } x_{id} = 0 \end{cases} \quad (11)$$

$$S(v_{id}) = 1/(1 + \exp(-v_{id}))$$

式中: $\text{rand}()$ 是均匀分布在区间[0,1]上的随机数; $S(v_{id})$ 是 Sigmoid 函数; 其它参数的含义与连续型粒子群优化算法相同。

本文算例中,把可能与暂态稳定评估相关的量作为待选量,利用 1 和 0 分别代表一个特征的选择和不选,粒子群中每个粒子代表一个待选择的特征集,通过计算每个粒子的适应度值更新全局最优值 P_g 与个体极值 P_i 。通过群体中粒子之间的合作与竞争产生的群体智能指导优化搜索,找出具有最优分类结果的特征集。

二进粒子群算法中的加速因子 c_1 、 c_2 通常设为 2, 惯性权重 w 用来控制前面的速度对当前速度的影响^[10], 通常 w 在 [0.8, 1.2] 之间 PSO 有较快的收敛速度。较大的 w 可以加强 PSO 的全局搜索能力, 而较小的 w 能加强局部搜索能力。因此,可以在迭代开始时设 $w = w_{\max}$, 在迭代过程中逐步减小,直到 $w = w_{\min}$ 。这样使 PSO 算法在开始优化时搜索较大的解空间,得到合适的种子,在后期逐渐收缩到较好的区域进行更精细的搜索以加快收敛速度^[11]。但当待解问题很复杂时,该法使得 PSO 在迭代后期全局搜索能力不足,导致不能找到要求的最优解。在本文算例中,通过反复实验,结果表明,在 $w = 0.85$, $c_1 = c_2 = 2$ 时, PSO 有更快的收敛速度。

3 基于最小二乘支持向量机与二进粒子群优化算法的特征选择

基于二进粒子群优化算法的暂态稳定评估输入特征选择的基本思想是,粒子群中每个粒子代表一个待选择的特征集,结合最小二乘支持向量机使用该特征集对所对应的样本集进行分类,分类正确率作为该粒子的适应度。利用二进粒子群优化算法,找出这样一组特征组合,这一组特征的适应度值达到最大。然后将优选出的特征作为最小二乘支

持向量机的输入。

3.1 初始化过程

目前采用的暂态稳定评估输入特征可以分为 2 类^[12]: ① 单机特征,包括单台发电机的功角、转速、电压等,但选用单机特征时原始输入特征的个数会随着系统规模的增大成比例地增加,出现“维数灾”问题,不适合大系统的稳定分析; ② 系统特征,通过抽取或者组合系统的状态变量来生成,系统特征不随系统规模的增大而变化,适合大系统的稳定分析。本文在综合现有的研究文献[12]~[14]的基础上,经过大量仿真计算,选取 20 个特征向量作为暂态稳定评估的输入 x_k , 如表 1 所示。

表 1 输入特征

Tab.1 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	系统母线电压最大值
x_8	系统母线电压最小值
x_9	系统母线电压平均值
x_{10}	故障瞬间转子加速度的最大值
x_{11}	所有发电机初始加速度的平均值
x_{12}	所有发电机初始加速度的方差
x_{13}	发电机从故障前状态到故障切除时刻角度变化的最大值
x_{14}	具有最大加速度发电机的初始转子角度
x_{15}	故障发生时时刻的最大转子角度
x_{16}	故障切除时刻的最大转子角度
x_{17}	故障切除时,离故障最近发电机的转子角度
x_{18}	故障切除时,离故障最近发电机的角速度
x_{19}	故障切除时,离故障最近发电机的电压
x_{20}	故障切除时刻最低母线电压的平均值

3.2 评价过程

BPSO 算法是以适应度函数为依据,利用种群中每个个体的适应度值为判据来进行最优解搜索。一般适应度函数是由目标函数变换而来。本文用 LS-SVM 分类器的分类正确率作为各个特征集的适应度。常用的估计分类正确率方法有:再代入法、样本划分法、交叉确认法等。为了得到较好的分类正确率,采用样本划分法(k-folds Cross-

Validation) 来估计特征集的分类正确率。它把样本分为 k 个部分, 每次取其中一部分作为测试样本集, 剩下的为训练样本集, 通过 LS-SVM 分类器得到一系列正确率, 最后取平均得到较合理的正确率。其中 k 越大, 正确率也越精确, 同时计算时间越长。综合考虑计算精度、效率以及样本个数, 本文选择 $k=5$ 。估计得到的分类正确率作为特征的性能评价即粒子的适应度。

3.3 特征优选过程

本文利用 Matlab 编制暂态稳定评估输入特征选择模型, 特征选择过程由以下步骤实现:

1) PSO 初始化。设定加速因子 c_1 和 c_2 、惯性权重 w 、进化代数、粒子种群规模、粒子长度。在本文算例中, 取 $c_1 = c_2 = 2$, $w = 0.85$ 。粒子长度为待选输入特征的个数即 20。进化代数选为 200, 粒子种群数为 20。随机初始化粒子群, 随机产生速度。

2) 计算适应度函数。这里的适应度就是采用样本划分法得到的估计分类正确率。

3) 根据式(11)更新粒子的速度和位置, 产生新的种群。根据每个粒子的适应度值, 选出粒子群全局最优值(所有粒子适应度的最大值)并与历史全局最优值进行比较, 如果更大则记录当前值为全局最优值, 其对应粒子作为全局最优粒子, 否则保持全局最优值不变; 对每个粒子, 若当前适应度值大于该粒子的历史个体最优值, 则记录当前值为该粒子个体最优值, 该粒子为最优个体粒子。

4) 检查结束条件, 如果满足结束条件, 则优化过程结束; 否则回到步骤 2) 重新开始计算。结束条件为达到最大进化代数。

5) 将搜索到的最优特征集作为最小二乘支持向量机暂态稳定评估模型的输入。

4 算例仿真

4.1 暂态稳定评估数据采集

本文选用的 TSA 测试系统为 EPRI-36 节点系统, 如图 2 所示, 利用综合程序 (PSASP) 仿真获得最小二乘支持向量机的训练样本集。发电机模型采用经典模型, 选取故障为三相短路, 故障清除时间为 0.2 s, 故障清除后系统拓扑结构不变。在 90%, 100% 和 110% 的基准负荷水平下, 随机设置 5 种不同的发电出力分配, 考虑 20 个不同的故障点, 共得到 300 个训练样本。随机抽取 240 个样本训练最小二乘支持向量机, 其余的 60 个用来测试。特征输入

为 20 个, 如表 1 所示。

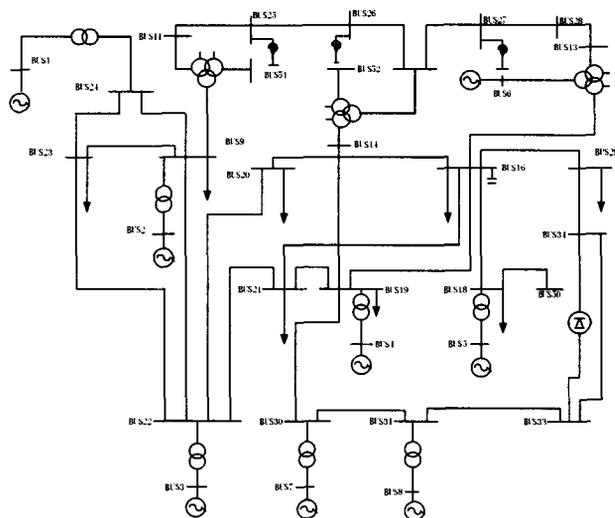


图 2 EPRI-36 节点系统

Fig.2 EPRI-36 bus system

4.2 二进粒子群特征选择结果及分析

实验总共进行 10 次, 10 次优选出的最后结果一致, 为 $[00000000010010011100]$, 每次全局最优适应度都为 0.984 2。由此可以得到 $(x_{10}, x_{13}, x_{16}, x_{17}, x_{18})$ 为最优特征组合。其中, x_{10} 、 x_{13} 、 x_{16} 为表示系统特征的特征量, x_{17} 、 x_{18} 为表示单机特征的特征量, 反应出了电力系统在受到大扰动后故障对系统造成的冲击。由于每次随机初始化粒子群, 所以每次的迭代过程有所不同。10 次实验中, 最优解分别出现在第 40、46、27、48、64、84、51、35、62、80 代。选取迭代过程最快的一次(最优解出现在第 27 代)做出全局最优适应度变化曲线图如图 3 所示。

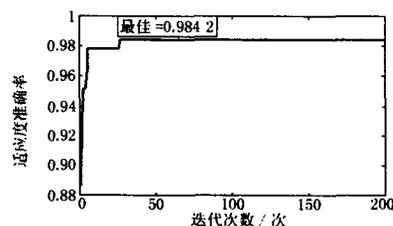


图 3 适应度变化曲线

Fig.3 Fitness variation curve

4.3 暂态稳定评估结果

用优选前的 20 个特征和优选后的 5 个特征分别作为 LS-SVM 暂态稳定评估模型的输入, 实验次数 100 次, 实验结果如表 2 所示。

表2 优选前后暂态稳定评估结果对比

Tab.2 Comparison of TSA results before and after selection

样本	分类正确率 平均值/(%)	平均训练时间 /s	平均分类时间 /s
优选前 20 维特征	88.1	0.218 0	0.031 2
优选后 5 维特征	97.7	0.305 7	0.019 5

可见经过优选后的5维特征作为输入, 样本集压缩到原来的25%, 而暂态稳定评估的分类正确率提高了9.6%, 达到97.7%; 虽然训练时间有一定增长, 但是分类时间缩短到原来的62.5%, 因此可以更好地满足在线暂态稳定评估要求。

5 结论

通过上述分析及算例仿真, 可得出以下结论:

1) 本文方法能确定合理的输入特征组合, 在大大降低向量维数的同时提高分类正确率, 分类正确率达到了97.7%。进一步的工作是研究不同的核函数以及不同的参数对分类效果的影响, 找到最优的核函数及其参数, 提高分类器的效率。

2) 在暂态稳定评估方法中, 速度和精度一直是难以兼顾的一对矛盾。本文在提高分类正确率的同时, 分类时间也缩短到了原来的62.5%, 满足在线暂态稳定评估时间上的要求, 为在线暂态稳定评估提供了有益的帮助。

3) 本文在暂态稳定仿真程序中的发电机均采用经典模型。为推进本方法在实际电力系统中的应用, 在下一步的工作中, 应结合实际的电力系统, 采用较详细的发电机模型并考虑负荷特性。

参考文献

- [1] Vapnik V. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1995.
- [2] Gunn S R. Support Vector Machines for Classification and Regression [R]. Faculty of Engineering and Applied Science Department of Electronics and Computer Science, University of Southampton, 1998.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 杨延西, 刘 丁. 基于小波变换和最小二乘支持向量机的短期电力负荷预测[J]. 电网技术, 2005, 29(13): 60-64.
YANG Yan-xi, LIU Ding. Short-Term Load Forecasting Based on Wavelet Transform and Least Square Support Vector Machines[J]. Power System Technology, 2005, 29(13): 60-64.
- [6] 高海华, 杨辉华, 王行愚. 基于BPSO-SVM的网络入侵特征选择和检测[J]. 计算机工程, 2006, 32(8): 37-39.
GAO Hai-hua, YANG Hui-hua, WANG Xing-yu. Selection and Detection of Network Intrusion Feature Based on BPSO-SVM[J]. Computer Engineering, 2006, 32(8): 37-39.
- [7] Suykens J A K, Van Gestel T, de Brabanter J, et al. Least Squares Support Vector Machines[M]. World Scientific, 2002.
- [8] Kennedy J, Eberhart R C. Particle Swarm Optimization [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks[C]. 1995. 1942-1948.
- [9] Kennedy J, Eberhart R C. A Discrete Binary Version of the Particle Swarm Algorithm[A]. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics[C]. 1997. 4104-4108.
- [10] Shi Y H, Eberhart R C. Parameter Selection in Particle Swarm Optimization[A]. In: Annual Conference on Evolutionary Programming[C]. San Diego: 1998.
- [11] 徐珍霞, 顾洁. 粒子群优化算法在配电网网架优化规划中的应用[J]. 继电器, 2006, 34(6): 29-33.
XU Zhen-xia, GU Jie. Application of Particle Swarm Optimization Algorithm to Distribution Network Planning [J]. Relay, 2006, 34(6): 29-33.
- [12] 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.
- [13] 顾雪平, 曹绍杰, 张文勤. 基于神经网络暂态稳定评估方法的一种新思路[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(4): 77-83.
GU Xue-ping, CAO Shao-jie, ZHANG Wen-qin. A New Framework for Transient Stability Assessment Based on Neural Networks[J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(4): 77-83.
- [14] 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.

(下转第50页 continued on page 50)

录结果如表 2 所示。

表 2 SOE 记录统计表 2

Tab.2 Statistics of SOE record

序号	去抖方法	SOE (h: min: s:: ms)	性质	变位情况
1	方法 1	09: 13: 00::120	合	0→1
2	方法 2	09: 13: 00::072	合	0→1
3	方法 3	09: 13: 00::000	合	0→1
4	方法 4	09: 13: 00::072	合	0→1

c. 测试结果 3

四台测控装置遥信去抖时间设置为 130 ms, 不考虑分信号产生的 SOE。管理计算机显示的 SOE 记录结果如表 3 所示。

表 3 SOE 记录统计表 3

Tab.3 Statistics of SOE record

序号	去抖方法	SOE (h: min: s:: ms)	性质	变位情况
1	方法 1	09: 29: 00::120	合	0→1
2	方法 2	09: 29: 00::000	合	0→1
3	方法 3	09: 29: 00::000	合	0→1
4	方法 4	09: 29: 00::000	合	0→1

从上述测试结果分析, 虽然遥信去抖时间设计一致, 但是不同的软件去抖算法会导致不同的 SOE 记录结果, 可能会多产生变位, 也可能导致 SOE 记录的时间不一致, 表 1 记录显示, 采用遥信去抖方法 2, SOE 记录便多产生一条。同时, 在不同遥信去抖时间情况下, 测控装置对抖动信号采集结果差异较大, 上述 3 个表格中的记录可以说明。

5 结束语

综上所述, 若在变电站自动化系统中采用多个厂家提供的设备, 因它们对信号采集的方法不一致, 即使都采用 GPS 精确对时, 也无法实现 SOE 记录时间的相对精准。一般情况下, SOE 通常与故障录波器所记载下的故障时电流、电压波形相结合, 为事故分析提供客观依据。若逻辑关系与实际不符、实际动作时间存在偏差, 在一定程度上影响

系统的安全运行, 同时也不能很好地对系统事故进行分析, 影响 SOE 记录的精确性。因此, 在变电站综合自动化系统中, 需要统一遥信去抖设计方法, 这样才能够正确记录开关的真正变位事件, 保证 SOE 不误报、不漏报。

参考文献

- [1] 王洪哲, 王荣茂. 提高 SOE 信息真实性的探讨[J]. 东北电力技术, 2005, (2):25-28.
WANG Hong-zhe, WANG Rong-mao. A Discussion on Enhancing SOE Information Faithfulness[J]. Northeastern Electric Power Technology, 2005, (2):25-28.
- [2] 陈刚, 蔡泽祥. 变电站远动信息采集的分析和改进[J]. 继电器, 2003, 31(4):73-75.
CHEN Gang, CAI Ze-xiang. Analysis and Improvement of Remote Information Collection in Substation[J]. Relay, 2003, 31(4):73-75.
- [3] 王鹏举. 调度自动化系统遥信遥控装置运行分析[J]. 东北电力技术, 2005, (6):23-25.
WANG Peng-ju. The Operation Analysis on Teleindication and Telecontrol Device Used to Dispatching Automation System[J]. Northeastern Electric Power Technology, 2005, (6):23-25.
- [4] 陈卫卫. C/C++程序设计教程[M]. 北京: 希望电子出版社. 2002.
CHEN Wei-wei. C/C++ Program Design[M]. Beijing: Publishing House of Hope Electronics, 2002.
- [5] 李瑞生, 张克元, 冯秋芳. 电力系统自动化 GPS 精确对时的解决方案[J]. 继电器, 1999, 27(5):31-32.
LI Rui-sheng, ZHANG Ke-yuan, FENG Qiu-fang. Solution Scheme of GPS Accurate Time Setting for Power System Automation[J]. Relay, 1999, 27(5):31-32.

收稿日期: 2006-08-30; 修回日期: 2006-11-20

作者简介:

郭建(1975-), 男, 工程师, 主要从事变电站自动化设备的研究和开发工作; Email: guoj@naritech.cn

鲁国刚(1964-), 男, 高级工程师, 主要从事变电站自动化设备的研究和开发管理工作;

王显芹(1975-), 女, 助理工程师, 主要从事变电站自动化系统的测试和检验工作。

(上接第 36 页 continued from page 36)

E-mail: lei_chen@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;

文俊(1982-), 女, 硕士研究生, 研究方向为电力系统调度自动化、电力系统稳定与控制。

收稿日期: 2006-07-03; 修回日期: 2006-08-15

作者简介:

陈磊(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;