

一种新的加速暂态稳定预测算法

许涛,贺仁睦,王鹏,徐东杰

(华北电力大学电力系统控制研究所,北京 102206)

摘要: 利用加速的统计学习算法,为快速评估电力系统的暂态稳定提出了一种新思路。该方法有效的利用了相量测量系统采集的数据,既充分发挥统计学习算法在解决有限样本、非线性及高维识别中表现出的优势,大幅提高了评估结果的精度和泛化能力;同时又利用加速算法提高其实用性。在新英格兰系统中的应用结果证明了该方法对暂态稳定评估的有效性。

关键词: 暂态稳定; 样本选择; 相量测量系统

中图分类号: TM712 文献标识码: A 文章编号: 1603-4897(2004)12-0005-03

0 引言

随着同步相量测量装置(PMUs)在电力系统中的逐步安装,使得直接追踪系统的运行状态成为可能,如何有效利用 PMUs 装置采集的丰富实时数据对功角失步进行监测,成为工程技术人员所关心的焦点。

目前各国研究人员提出了许多基于 PMUs 的智能暂态稳定预测方案^[1],但这类方法在实际应用中仍存在一定困难,主要原因在于其没有考虑 PMUs 实测样本的有限性对预测模型泛化能力的影响。为此,本文提出了一种实用的暂态稳定预测算法:使用有限样本学习的统计学习算法作为 PMUs 暂稳预测模型的训练算法^[2],同时根据该算法所需样本集的特点,利用聚类方法找出各子类中心,以各中心的交集样本组成新学习样本集,通过训练新样本集得到 PMUs 暂态稳定预测模型。在新英格兰系统中的应用结果证明了该方法对电力系统暂态稳定实时预测的有效性。

1 PMUs 暂态稳定预测模型

基于 PMUs 的暂态稳定预测可看作模式识别问题^[2],假定获取的 PMUs 历史数据集为 $E = (x_1, y_1), \dots, (x_p, y_p)$, 其中 $x_i \in R^n$ 为所训练暂稳预测模型的输入量, $y_i \in \{-1, 1\}$ 为系统暂态稳定程度标志(-1 表示系统稳定, 1 表示系统不稳定)^[1], p 为样本数量, n 为输入维数。

为提高暂稳预测的精度并减少通讯系统的压力,本文在综合现有文献^[1,3,4]的基础上,利用以下最具代表性的测量特征作为预测模型的输入 x_i 。

表 1 预测模型输入特征量

Tab. 1 Input feature of predictive model

节点平均电压	发电机总出力
T_c 时刻系统各发电机相角 δ_c	
$T_c + 4/50$ 时刻系统各发电机相角 δ_{c1}	
$T_c + 8/50$ 时刻系统各发电机相角 δ_{c2}	
各发电机 T_c 到 $T_c + 4/50$ 之间的变化率 V_1	
各发电机 $T_c + 4/50$ 到 $T_c + 8/50$ 之间的变化率 V_2	
各发电机 V_1 到 V_2 的变化率 a	

注: T_c 为故障切除时刻

由于目前电力系统的波特率可达 4800 ~ 9 600 bps,以 CSS-200 数字式电网动态安全监测系统为例,其在使用 2 M 电力数据网的情况下,每秒可传输 50 次相量流,数据中心可同时接受约 38 个 PMUs 的数据,因此上述输入量完全可以通过安装在发电机节点的 PMUs 传来的测量信息通过计算获得。

根据统计学习理论^[2],可通过训练 PMUs 历史数据建立暂态稳定预测模型:

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^p y_i \cdot i K(x, x_i) + b\right) \quad (1)$$

式中: sign 为符号函数,非线性变换 $K(x, x_i)$ 称为核函数, i 为 Lagrange 乘子, b 为偏移量。根据 Karush - Kuhn - Tucker(KKT)^[2]条件, $i > 0$ 的样本为影响分类结果的“关键”样本,被称为支持向量。由于统计学习算法将泛化控制和一种用以解决高维问题的技术巧妙的结合在一起,大量计算将在输入空间而不是在高维特征空间完成,提高了该模型的实用性。

对该模型的使用非常简单,只需将新的 PMUs 实测样本 x 带入公式 1,通过计算,就可以判断当前系统的暂态稳定程度。为加快暂态稳定预测模型的训练速度,提高其实用性,本文又根据统计学习算法的特点对其进行了改进,减少了计算量。

2 统计学习算法的改进

为提高暂态稳定预测模型的训练速度,本文提出了一种新的样本集筛选方法,消除了样本集规模偏大、分布多峰性及交遇性对计算效率造成的不利影响,增加了算法的实用性,其主要步骤如下:

1) 按一定比例将原始样本集分为训练样本和测试样本,而后本文将训练样本中的所有稳定样本指定为正例集 S^+ ,失稳样本定为反例集 S^- 。

2) 将正例集 S^+ 和反例集 S^- 分别作为动态聚类方法的输入(这里本文使用 c -均值算法),找出它们各自的中心点,假设 S^+ 的中心点为 $\bar{x}_1^+, \bar{x}_2^+, \dots, \bar{x}_m^+$; S^- 的中心点为 $\bar{x}_1^-, \bar{x}_2^-, \dots, \bar{x}_n^-$,每个中心点都对应一定的样本集合。

3) 找出与 S^- 各中心点距离最近的 S^+ 中心点,形成聚类中心点对 $(\bar{x}_i^-, \bar{x}_j^+), (\bar{x}_2^-, \bar{x}_k^+), \dots, (\bar{x}_n^-, \bar{x}_q^+)$ 。

4) 在每对聚类中心所对应的样本子集中挑选样本。挑选规则如下:设样本 x 为聚类中心点对 $(\bar{x}_i^-, \bar{x}_j^+)$ 所对应的样本,计算 x 与 \bar{x}_i^- 、 \bar{x}_j^+ 的欧氏距离 s_x^-, s_x^+ ,若 $|s_x^- - s_x^+| > \theta$,该样本被选择作为训练样本,反之则将该样本放弃,其中 θ 为本文所设定的选择阈值。

5) 将所有选择到的样本重新核查一遍,去除重复样本,最终生成暂稳预测模型的训练集。

根据统计学习理论,对支持向量的最低分类等价于对全部训练样本的分类,只要挑选出支持向量,就可以保证预测模型的精度,由于正反数据集混杂度较高区域内的样本有更高的可能性被选为支持向量,因此上述样本挑选算法是完全可行的。

3 算例

3.1 数据采集

本文采用新英格兰 10 机系统(见图 1)仿真实际的 PMUs 暂态稳定监测系统^[2],同时以该院开发的中国版 BPA 程序为核心,编制了 PMUs 暂稳空间仿真样本生成程序,发电机模型采用经典模型,使用直流式励磁系统,在各发电机节点加装 PMUs。故障类型为三相、单相短路等,随机抽取故障类型及位置(可选择不同线路的不同故障地点),故障切除时间为 5 个周波,故障切除后系统拓扑不变,在 70%~130%基准负荷下,随机抽取负荷状态,每种状态自动配置相应的发电机出力,同时随机抽取不同的励磁状态,共得到 2 000 个样本,所提取的特征量见

1 节,随机抽取 1 400 个样本进行训练,其余 600 个样本用于测试。

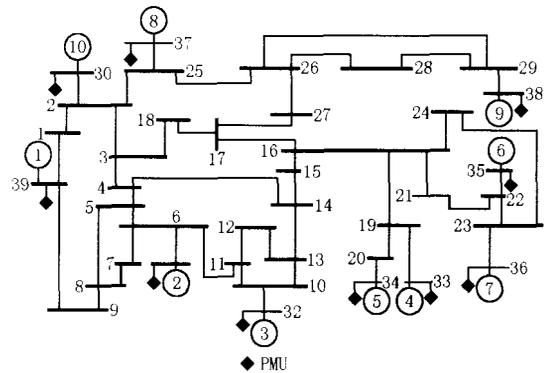


图 1 New England 39 节点系统

Fig. 1 New England 39-bus system

3.2 暂稳预测模型训练(包括筛选训练样本)

在测试的 1 400 个样本中,失稳样本集 S^- 有 749 个样本,稳定样本集 S^+ 有 651 个样本,为便于训练,本文对数据集的输入向量进行了规范化^[2],而后按照第 2 节所介绍的方法,将每类样本聚为 10 类,共得到 10 个中心点对,见表 2。

表 2 中心点对应表

S^- 中心点	S^+ 中心点	中心点距离 R
1	9	2.576 7
2	10	1.754 2
3	2	1.868
4	7	2.256 4
5	2	1.534 3
6	8	2.176
7	2	1.686 7
8	9	1.538 6
9	4	2.416 3
10	10	1.155 1

调整阈值 θ ,在每对中心点所对应样本中选择样本作为暂态稳定预测模型的训练样本,利用 Matlab 编制相应的计算程序,可得到如表 3 所示的结果。

表 3 不同样本集预测结果

方法	选择样本比例/(%)	原训练样本正确率/(%)	测试样本正确率/(%)	计算时间/s
直接训练	100	99.3	97.6	37
=0.4R	6.5	41	35	4.6
=0.5R	20	69	66.2	6.5
=0.6R	35	91	89.63	7.3
=0.7R	46.6	97	96.5	8.1
=0.8R	63	97.9	97.1	16
=0.9R	78	98.9	97.6	28.3

表 3 说明:在利用 PMUs 数据进行暂态稳定预

估时,随着阈值的增大,原训练样本和测试样本的正确率会不断提高,开始阶段增加较快,这主要是因为暂稳预测模型随着阈值的增大有了更大的训练集,产生的支持向量不断增加;当 $\theta = 0.6R$ 时,其上升速率减慢,而计算时间却显著增加,主要原因在于暂稳预测模型仅需要一些关键样本(支持向量)进行训练,而未被选择的样本中所剩余的支持向量也逐渐稀少,所以尽管阈值增加的较多,测试样本的正确率增加的却不够快。从表3中可以看出,为保证测试样本的正确率和减少计算时间,取 $0.7R$ 较为合适。当然,此时的计算时间仍然较长,不过考虑到本文所编制的程序是在Matlab环境下运行,在改用其它的编译语言时,例如C,其计算速度将大大加快,可以满足暂稳实时预测的需要。

3.3 与神经网络算法比较

本文利用文献[1]所提供的方法对3.1节中的数据进行了训练,将其与本文的计算结果进行比较,得到以下结论(见表4)。

表4 不同算法结果比较

Tab. 4 Results comparison of different algorithms

方法	训练样本 (正确率)/ (%)	测试样本 (正确率)/ (%)	计算时间/s
$\theta = 0.7R$	97	96.5	8.1
FHRCNN	100	95	56
BP网络	100	94	48

其中表4中的计算时间为暂稳预测模型的训练时间,本文所生成的暂稳模型预测单个测试样本的时间约为0.08s。

通过比较结果可以看出本文所建立的暂态稳定评估模型泛化能力较强,可以较好的对未知样本进行预测。从模型训练时间也可看出,本文所设定加速算法减轻了计算负担,增加了模型的实用性。

4 结论

本文为有效利用PMUs数据进行暂态稳定预

测提供了一条新的思路,根据统计学习算法的特点,转化和筛选样本,去除了冗余样本所带来的不必要的计算负担,在此基础上构造了划分系统是否暂态稳定的最优分界超平面,在标准电力系统中的应用结果证实该方法快速、有效。由于该方法不受“维数灾难”的限制,并且计算速度快,因此可应用于实际的复杂电力系统。但该方法还有待完善,例如:如何针对不同的数据集自动选择阈值的大小、对新增PMUs样本进行快速增量学习,都是进一步需要解决的问题。

参考文献:

- [1] Liu C W, et al. Application of a Novel Fuzzy Neural Network to Real-time Transient Stability Swings Prediction Based on Synchronized Phasor Measurements[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1999, 14(2): 685-692.
- [2] 许涛,贺仁睦,王鹏,等(XU Tao, HE REN-mu, WANG Peng, et al). 基于统计学习理论的电力系统暂态稳定评估(Power System Transient Stability Assessment Based on Statistical Learning Theory)[J]. 中国电机工程学报(Proceedings of the CSEE), 2003, 23(11): 51-55.
- [3] IEEE Standard for Synchrophasors for Power Systems[J]. IEEE Std, 1996, 1344-1995.
- [4] Burnett R O, et al. Synchronized Phasor Measurements of a Power System Event[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1994, 9(3): 1643-1650.

收稿日期: 2003-10-27; 修回日期: 2003-11-26

作者简介:

许涛(1976-),男,博士研究生,主要研究方向为电力系统分析与控制、数据挖掘在电力系统中的应用;

贺仁睦(1944-),女,博士,教授,博士生导师,研究方向为电力系统动态建模、仿真、分析与控制;

王鹏(1973-),男,博士,讲师,主要研究方向为电力系统分析与控制、电力市场技术。

A novel accelerating algorithm for transient stability prediction

XU Tao, HE Ren-mu, WANG Peng, XU Dong-jie

(Electric Power Controlling Institute, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: This paper presents a novel framework for the power system transient stability prediction based on statistical learning theory integrated with acceleration algorithm. This method makes good use of the data from phasor measurement units and enhances the practicability by accelerating algorithm. This paper takes full advantage of its ability to solve the problem with limited sample, nonlinear and high dimension identification. Hence the accuracy of the estimation result is improved and a better generalization ability is guaranteed. The New England system is employed to demonstrate the validity of the proposed approach.

Key words: transient stability; sample selection; phasor measurement units(PMUs)