

文章编号:1006-2467(2019)06-0749-08

DOI: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2019.06.017

基于极限学习机的电力系统暂态稳定评估方法

张林林¹, 胡熊伟¹, 李鹏², 石访¹, 于之虹³

(1. 山东大学电气工程学院, 济南 250061; 2. 中国石油大学(华东)信息与控制工程学院, 山东 青岛 266580; 3. 中国电力科学研究院有限公司, 北京 100192)

摘要: 随着清洁能源替代和电力系统电力电子化的趋势增强,传统的基于理论模型的电力系统数值仿真方法将面临新的挑战,不依赖于元件模型的数据驱动型电网稳定评估方法逐渐受到重视. 基于极限学习机(ELM)理论,提出适于在线应用的电力系统暂态稳定评估方法. 首先,通过调节稳定和失稳仿真样本的比例进行样本筛选,减轻样本集中失稳样本较少而引起的样本不均衡现象,并引入递归特征消除法进一步处理样本集;然后利用交叉验证法优化 ELM 的网络结构,并用处理后的样本集进行 ELM 的训练;最后,根据神经网络的输出结果预测系统的稳定性,并改进泛化能力评价标准对结果的可靠性进行评估. 算例分析表明,递归特征消除法可明显降低特征冗余度,改善模型性能,所提出算法的训练时间短且具有较高的预测准确度.

关键词: 电力系统; 暂态稳定; 极限学习机; 递归特征消除; 交叉验证

中图分类号: TM 712 **文献标志码:** A

Power System Transient Stability Assessment Based on Extreme Learning Machine

ZHANG Linlin¹, HU Xiongwei¹, LI Peng², SHI Fang¹, YU Zhihong³

(1. School of Electrical Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China; 2. College of Information and Control Engineering, China University of Petroleum (East China), Qingdao 266580, Shandong, China; 3. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China)

Abstract: With the enhanced trend of alternative clean energy and power electronics in power system, the traditional numerical simulation methods based on theoretical model will face new challenges, while the self-adaptive data-driven power system stability assessment method is gaining more and more attention. Based on the theory of extreme learning machine (ELM), a transient stability assessment method suitable for online application is proposed. Firstly, the samples are screened by adjusting the ratio of stable and unstable simulation samples, to reduce the sample imbalance in which unstable samples are far less than stable ones in the sample set, and the recursive feature elimination is used to further process the sample set. Then, the cross-validation is used to optimize the ELM network structure, and the processed sample set is used to train the ELM. Finally, the system stability based on the output of the neural network is predicted, and the reliability of the results with the improved evaluation criteria is evaluated. Test results show that the recursive feature elimination can significantly reduce the feature redundancy and improve the

收稿日期:2018-04-08

基金项目:山东省自然科学基金项目资助(ZR201808210126)

作者简介:张林林(1994-),男,山东省德州市人,硕士生,从事配电网故障诊断研究.

通信作者:石访,男,讲师,E-mail: shifang@sdu.edu.cn.

performance of the model, and the proposed algorithm has a shorter training time while can provide more accurate results.

Key words: power system; transient stability; extreme learning machine (ELM); recursive feature elimination; cross-validation

随着清洁能源发电规模的不断增长和负荷多样性不断增加,电网结构日趋复杂,给电网状态监测、调度管理、运行控制等带来巨大的挑战^[1]. 风电、光伏发电等具有发电随机性强、间歇性强、可调节能力弱等特点,大规模新能源的并网会降低系统的惯量,引起频率支撑能力下降、电网电压水平波动加剧、暂态稳定性恶化等一系列问题^[2];而电动汽车、柔性负荷等新型负荷的接入使得负荷波动随机性增强,现代电力系统表现出强互动、多耦合和高随机的典型特征^[3]. 风机、光伏阵列、储能元件等都需要通过逆变器并网,变换器等电力电子设备具有惯性小、响应速度快、过流能力弱等特性,使得其控制及管理理念与常规系统有很大的不同^[4]. 因此,传统同步发电机占主导地位的电力系统正在逐渐演变,电力系统的动态特征将变得更加复杂.

传统的电力系统稳定分析一般通过建立物理元件的数学模型,然后选取数值积分及代数方法求解非线性微分-代数方程组,得到数值计算结果. 每次仿真计算前需要确定全部数学模型、参数及仿真场景,故计算量比较大,对模型精确度要求较高. 电力系统本质上是非线性复杂的动态网络系统,各个元件之间及其与外部因素间均存在耦合,而物理模型的建立通常基于一定的假设和简化. 电力电子化电力系统的动态行为更为复杂,元件精确建模困难,传统研究的假设条件可能会失效^[5-7],这使得数值仿真结果有时不能充分反映电网实际运行状况^[1]. 另一类电网稳定分析方法是以能量函数为基础的直接法,通过判断扰动结束时系统的运行点是否仍然在稳定域内,即扰动后的系统能量是否小于渐近稳定域临界能量值来判别系统的稳定性. 基于经典模型的直接法已应用于简单电力系统的暂态功角稳定分析,但由于难以准确计及负荷动态,且难以应用于复杂系统,从而限制了它在实际电网中的应用^[8-10].

电网作为一种高维复杂的能量传递网络,伴随能量传递的过程将有大量运行数据的产生,这些数据可反映系统的时空特性与稳定程度. 传统的分析方法并不能有效利用这些运行数据,即无法以数据驱动为途径及时、准确地进行系统分析和辅助决策^[11],造成了资源的浪费. 随着电力量测技术的发

展和能源互联网及智能电网建设的不断推进,电网量测体系中积累了大量的电力数据^[12-13],为将大数据挖掘与分析技术应用于电网稳定评估提供了可能^[14-17]. 数据驱动型暂态稳定评估方法能够在一定程度上脱离电网物理模型,从数据角度分析电网量测信息与电网运行状态的关联性,直观迅速地获知电网当前运行情况,使调度人员或自动调节控制装置及时对电网状态做出必要修正,提高系统稳定水平.

以机器学习为代表的驱动算法已成功应用于电力系统暂态稳定评估,并取得良好的效果. 文献[18]利用带有输入记忆功能的多层感知器网络改善电力系统的稳定裕度;文献[19]将支持向量机(SVM)和决策树相结合,在兼顾输入特征信息量和整体计算效率的情况下进行组合式暂态稳定评估;文献[20]基于故障后发电机端电压受扰轨迹簇特征,利用 SVM 构造预测器进行暂态稳定预测. 利用数据挖掘技术进行暂态稳定预测实质上是基于量测数据的,通过离线学习获得数据关键特征与系统运行轨迹的映射关系,形成数学预测模型. 但是,电网的网络结构和运行方式处于不断变化中,量测数据也处于不断产生和更新中,若不能快速给出预测结果或者利用最新量测数据快速更新和训练相应评估模型,将会产生不可信的结果. 为提高暂态稳定评估模型训练速度,提出可在线应用的电网稳定判别算法,本文研究基于极限学习机(ELM)^[21-22]的电力系统暂态稳定判别模型. ELM 是一种改进的单隐层前馈神经网络,它克服了传统神经网络梯度下降算法需要多次迭代求解、网络结构复杂等缺点,具有参数选择简单、训练速度快、泛化能力强等优点,适于在线应用. 论文通过特征集选取、特征分析及评价指标定义等,改进 ELM 方法,使之适用于在线电网暂态稳定评估,并用仿真算例进行了验证和分析.

1 极限学习机原理

随着智能电网建设的不断推进,量测装置逐渐覆盖电力网络的关键节点,调度中心可实时获取高压母线及线路上的各电气量信息,如线路有功功率、无功功率、节点电压模值及相角. 对于 m 个节点的

电力网络,每个节点选取 r 个量测信息,构成反映电力网络的 d 维特征向量 \mathbf{x} ,其中 $d=mr$.

$$\mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_d] \quad (1)$$

以 n 维类型向量 \mathbf{t} 表示不同运行状态下系统的稳定水平,向量元素取值集合为 $\{0,1\}$,当全 1 时表示系统安全裕度最高,全 0 表示系统失稳.

$$\mathbf{t} = [t_1 \ t_2 \ \cdots \ t_n] \quad (2)$$

本文中取 $n=1$,即 $t=1$ 时系统稳定, $t=0$ 表示系统失稳.一个完整的训练样本可以表示为

$$\mathbf{p} = [\mathbf{x} \ \mathbf{t}] = [x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_d \ t] \quad (3)$$

在发电机出力变化、负荷水平变化或者系统发生不同地点、不同类型的故障情况下,电网处于不同的运行状态,得到多个样本向量形成样本集合 \mathbf{P} (设样本数量为 N):

$$\mathbf{P} = [\mathbf{X} \ \mathbf{T}] = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1d} & t_1 \\ \vdots & & \vdots & \vdots \\ x_{N1} & \cdots & x_{Nd} & t_N \end{bmatrix} \quad (4)$$

对应上述数据表示方法,图 1 所示为一个输入为 d 维、隐藏层为 L 维、输出为 n 维的单隐层神经网络.输入层与隐藏层连接权值为 \mathbf{w} ,隐藏层中每个神经元均具有阈值 \mathbf{b} ,根据网络连接关系可以计算出隐藏层的输出矩阵为

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} s(x_1 w_1 + b_1) & \cdots & s(x_1 w_L + b_L) \\ \vdots & & \vdots \\ s(x_N w_1 + b_1) & \cdots & s(x_N w_L + b_L) \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: $s(\cdot)$ 为激活函数,负责将连续量映射为离散量,即实现 $(-\infty, +\infty) \Rightarrow (0,1)$ 的映射.

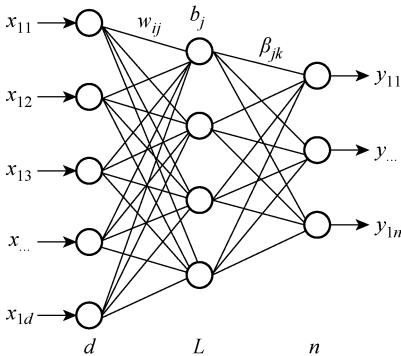


图 1 单隐层神经网络

Fig. 1 Single-hidden layer neural network

当输入数据经权重加和后大于阈值,相应的隐藏层神经元输出为 1,反之为 0.为保证整个数学模型的光滑可微,一般采用 Sigmoid 函数作为激活函数:

$$s(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (6)$$

模型的输出为隐层输出矩阵 \mathbf{H} 与外权值 $\boldsymbol{\beta}$ 之积 $\mathbf{Y} = \mathbf{H}\boldsymbol{\beta}$,即

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^L s(x_1 w_j + b_j) \beta_{j1} & \cdots & \sum_{j=1}^L s(x_1 w_j + b_j) \beta_{jn} \\ \vdots & & \vdots \\ \sum_{j=1}^L s(x_N w_j + b_j) \beta_{j1} & \cdots & \sum_{j=1}^L s(x_N w_j + b_j) \beta_{jn} \end{bmatrix} \quad (7)$$

选择所有训练样本的实际类别与模型输出结果的误差累计之和作为目标函数进行优化,定义如下:

$$E = \sum_{i=1}^N e_i = \sum_{i=1}^N \left[\sum_{j=1}^L s(x_i w_j + b_j) \beta_{ji} - t_{ik} \right]^2 \quad (8)$$

式中: $k=1,2,\dots,n$.使 E 达到最小值的参数即形成理论上性能最佳的神经网络,根据矩阵理论^[23]相关知识,上式可以改写为

$$E = (\mathbf{H}\boldsymbol{\beta} - \mathbf{T})^T (\mathbf{H}\boldsymbol{\beta} - \mathbf{T}) \quad (9)$$

文献[21]和[22]证明只要激活函数满足在任意区间上无限可微,那么外权值和阈值可以从 \mathbf{R}^n 和 \mathbf{R} 空间的任何区间内根据任意连续的概率分布随机生成,即单隐层反馈神经网络无需对 \mathbf{w} 和 \mathbf{b} 进行调整.因此在 ELM 理论中, \mathbf{w} 与 \mathbf{b} 均随机初始化,这样目标函数中只有 $\boldsymbol{\beta}$ 需要通过样本训练确定,问题转化为求取最小值点 $\tilde{\boldsymbol{\beta}}$:

$$\|\mathbf{H}\tilde{\boldsymbol{\beta}} - \mathbf{T}\|_F = \min_{\boldsymbol{\beta}} \|\mathbf{H}\boldsymbol{\beta} - \mathbf{T}\|_F \quad (10)$$

$$\tilde{\boldsymbol{\beta}} = \arg \min_{\boldsymbol{\beta}} \|\mathbf{H}\boldsymbol{\beta} - \mathbf{T}\|_F \quad (11)$$

根据极小范数解准则^[23],求解上式需同时满足 $\min \|\mathbf{H}\boldsymbol{\beta} - \mathbf{T}\|$ 和 $\min \|\boldsymbol{\beta}\|$,故存在极小范数最小二乘解:

$$\tilde{\boldsymbol{\beta}} = \mathbf{H}^+ \mathbf{T} \quad (12)$$

式中: \mathbf{H}^+ 为 Moore-Penrose 增广逆阵,简称伪逆.实际中常用正交法获得 \mathbf{H}^+ :

$$\mathbf{H}^+ = \begin{cases} (\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T, & \mathbf{H}^T \mathbf{H} \text{ 非奇异} \\ \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{H}^T)^{-1}, & \mathbf{H} \mathbf{H}^T \text{ 非奇异} \end{cases} \quad (13)$$

得到外权值最优解 $\tilde{\boldsymbol{\beta}}$ 后,ELM 神经网络训练完成.对于待评估样本 \mathbf{x}' ,可给出系统稳定状态评估的参考结果:

$$f(\mathbf{x}') = \mathbf{H}(\mathbf{x}') \tilde{\boldsymbol{\beta}} \quad (14)$$

1 对应稳定,0 对应不稳定,进一步划分可产生不同稳定裕度的对应关系.

2 暂态稳定评估算法构建

2.1 原始特征的构建及特征分析

实际仿真中发现暂态稳定问题存在明显的样本

不平衡特征,即仿真产生的稳定样本数量明显多于不稳定样本.在这种情况下,模型经过训练容易出现过拟合的问题,即分类器将稳定样本本身的一些特点当作所有样本都会有的一般性质,使分类误差增大.另外,若采用传统的正确率,即分类正确个数与样本总数的比值作为评价模型泛化能力的标准,模型对不稳定样本的识别能力会因为“大数吃小数”而被稳定样本所掩盖.

为解决上述问题,全面反映模型的性能,提出以下两项措施:

(1) 基于裕度距离的欠采样. 由于我国电力系统运行均留有一定的裕度,大量的稳定样本与稳定边界有较大的距离.而对于 ELM 训练来说,理想的样本应该以与稳定边界接近的数据为主,从而得到精细化的稳定规则.所以对仿真得出的样本数据进行筛选,剔除部分距离稳定边界较远(稳定裕度很高)的稳定样本,提高训练集中不稳定样本的比例.实际电力系统中不稳定情况仅占有所有数据的 3%左右,若通过欠采样降低稳定样本数使两者比例相同,则总体样本将偏少;但通过调整初始运行的方式增加失稳样本的绝对数量,又会面临大电网仿真调整策略不易确定、潮流不收敛、计算量显著增加等问题.考虑到一般认为不同类别样本不平衡比例超过 4 : 1 时分类器才会因数据不平衡性而无法满足分类要求,为在提高失稳样本比例的同时保证足够的样本总量,本文控制稳定样本和不稳定样本的比例为 2 : 1.

(2) 改进泛化能力评价标准. 考察不稳定样本中的正确率与稳定样本中的正确率的几何均值,采用全局正确率作为评价指标:

$$G = \sqrt{A_u A_s}$$

(15)

式中: A_u 表示数据集中不稳定样本的正确率; A_s 表示稳定样本的正确率.可以看出,全局正确率与样本绝对数量没有太大关系,只有两类样本的正确率都较高的时候,最终结果才会比较高.

输入特征构建的合理与否会影响最终分类器的预测性能.综合文献 [24-26],经过初步筛选,使系统暂态稳定性突变后会出现明显变化的且易于获取的电气量在特征集中占较大权重,忽略部分不发生变化的电气量,最终构建以潮流计算为基础的 137 维原始特征,具体特征如表 1 所示.

输入特征过多时,数据属性中常常含有和暂态评估无关的特征或者多个特征之间互有重叠,这种冗余性不仅会使训练时间大大增加,更有可能导致算法最终无法收敛,带来“维数灾”问题.因此采取措

表 1 原始特征集
Tab. 1 Original feature set

母线特征	线路特征
1 母线电压水平	1 线路有功水平
2 发电机有功功率	2 线路无功水平
3 发电机无功功率	3 线路有功损耗
4 负荷有功水平	4 线路无功损耗
5 负荷无功水平	
6 发电机系数	
7 母线电压相角	

施进行特征分析以获取最有价值的特征集是非常有必要的.

借鉴 SVM 中的递归特征消除思想^[27],本文将递归特征消除法应用在 ELM 上进行特征分析,算法流程如下.

算法 1 递归特征消除法获取最有价值的特征集

Input: 训练数据集 D_{train} , 测试数据集 D_{test} , 隐层节点数 L_{best} , 激活函数 $s(\cdot)$

Output: 所保留的特征数目 value 及其在原始特征集中的索引值表 index

计算采用全部特征时的正确率 G_0 .
for $i=1,2,\dots,N$
 消除第 i 维特征;
 训练并测试模型,测试正确率为 G_i ;
 取 $\mu_i=G_0-G_i$ 为该特征的重要性指数;
end for
 对 $i=1,2,\dots,N$ 依 μ_i 降序排列并记为 index
 依 index 对原始特征排序得到新的特征集
for $j=1,2,\dots,N$
 取前 j 维特征进行训练;
 记录测试正确率 G'_j ;
end for
取 G'_j 中最佳表现对应的 j 赋值给 value

具体思路为:依次消除原始输入特征的某一维特征,此时模型的性能会发生变化,这种变化反映出了这一维特征对于模型的重要性,每次消除一维特征,递归进行直到最后一维;接着按照特征的重要性从大到小对原始特征排序,然后消除排序靠后(重要性不高)的一部分特征得到最有价值的特征集.

2.2 暂态稳定评估算法流程

根据以上介绍,基于 ELM 的暂态稳定性评估的具体步骤如下:

- (1) 利用仿真软件搭建电力系统模型,随机设置初始条件及故障条件进行仿真,获取足够的反映系统暂态稳定性特征的样本.
- (2) 利用递归特征消除法对原始样本集进行特征分析保留最有价值的若干特征形成样本集.
- (3) 按一定比例将样本集随机分为训练集和测试集,同时保证两者的稳定样本与不稳定样本的比例大致相同.
- (4) 通过交叉验证^[28]优化网络结构,确定 ELM 的隐含层节点数. 由于网络结构中内权值和阈值均随机初始化,交叉验证所得到的最佳隐层节点数必然会出现波动. 为此引入统计学方法,多次试验得到多个最佳数目,在此基础上剔除异常值后取均值作为隐层节点的最终取值.
- (5) 利用训练集训练 ELM,确定输出层的权值向量. 然后对测试集进行分类测试,根据结果对 ELM 模型性能作出评价.

由于 ELM 的输入权重和阈值可以随机生成,仅需要计算一个广义逆阵就可以得到输出权重,整个算法的训练时间很短,实际仿真中仅需几十毫秒就可以完成训练. 算法所需要储存的变量为输入特征集索引值向量、连接权重及阈值,经特征筛选后,这些参数的维度大大减少,算法空间复杂度较低.

3 算例分析

3.1 算例简介

本文选取图 2 所示的 IEEE 39 节点标准测试系统验证所提出方法的有效性,它包含了 46 条线路、39 个节点和 10 台发电机.

仿真软件采用电力系统分析软件 BPA,负荷水平范围设置为 75%~125%,发电机母线电压水平在 90%~110% 范围内调整,发电机有功控制在 70%~130% 内,按照均匀分布概率决定具体的数值以获取大量不同的电力系统断面数据.

假定系统发生三相短路故障,故障后 0.1 s 切除故障,根据任意两发电机相对功角差是否大于 360° 来判定系统是否稳定^[29],并分别以“1”和“0”标记,将样本分为两类. 最终共生成 1 240 组数据,随机分成训练集和测试集,训练集 864 例样本,其中稳定与不稳定样本比例为 2 : 1;测试集 376 例样本,其中稳定样本 282 例,不稳定样本 94 例.

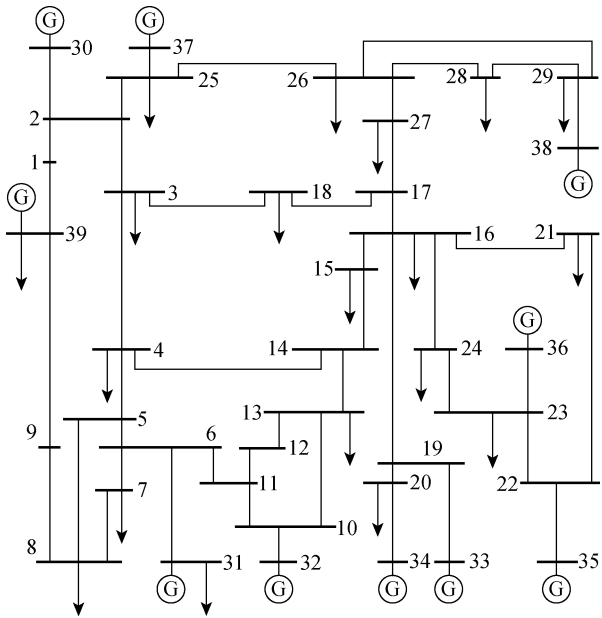


图 2 IEEE 39 节点系统

Fig. 2 IEEE 39-bus system

3.2 仿真结果分析

由于 ELM 中输入权重 w 与阈值 b 随机生成,交叉验证所得到的隐层节点数会发生波动,所以统计多次试验的结果,如图 3 所示,剔除明显偏离大部分数据的异常点后取平均值作为最佳统计结果,最终最佳隐层节点为 98 个.

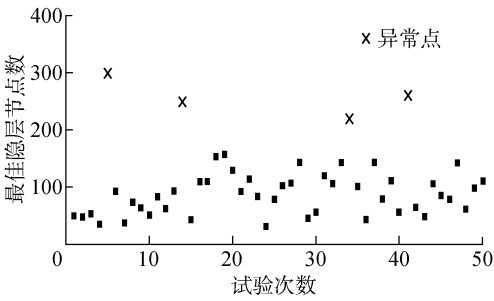


图 3 网络结构优化结果

Fig. 3 Result of network structure optimization

递归特征消除结果如图 4 所示,横轴表示特征对应的维度索引值,纵轴为该特征的重要性指数,值越大表示该特征对提高模型分类能力起的作用越大,重要性指数会影响接下来排序筛选得到的输入特征集,进而影响 ELM 模型的输入层节点数量.

将特征按照图 4 中重要性指数从大到小排序,然后逐一消除排序靠后的特征,统计测试正确率得到如图 5 所示曲线,当保留特征个数为 68 时(约为特征总数的 48%),得到的 ELM 模型具有较好的性能. 若特征空间中包含的特征数较少,分类器预测性

能较弱;若保留特征个数高于 68 个,分类器在预测性能上没有太大差异,但特征空间维度越高,算法计算量越大.为在保证性能的同时尽可能降低存储空间和计算时间,选择保留特征排序后的前 68 维特征,此时的预测准确率为 97.505%.最终得到训练完成并通过测试的 ELM 模型,其输入层、中间层和输出层节点数目分别为 68、98 和 2,输入及输出权重矩阵和中间层阈值向量采用排序筛选中最优性能(68 维)处对应的取值,模型训练耗时约为 30 ms.

为比较有无递归特征消除对 ELM 性能的影响,利用原始特征集训练 ELM 并统计测试结果与有特征选择的 ELM 进行对比,如图 6 所示.未加入递归特征消除的 ELM 正确率仅为 91%,加入特征分析后 ELM 准确率提高到 97%,特征分析能够明显提高 ELM 的预测准确率,改善模型的性能.

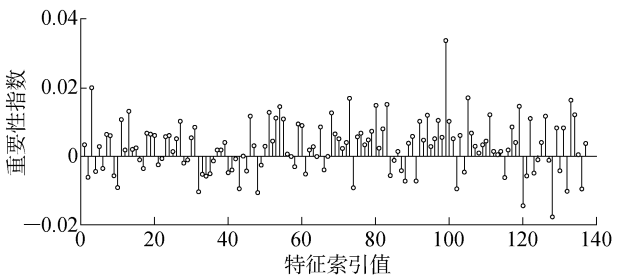


图 4 特征重要性
Fig. 4 Importance of different features

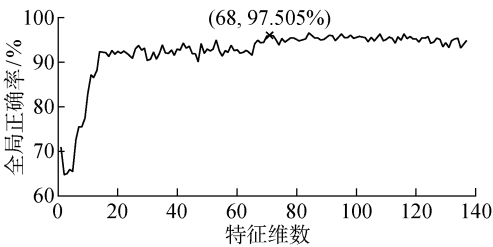


图 5 特征排序筛选结果
Fig. 5 Result of feature sorting and screening

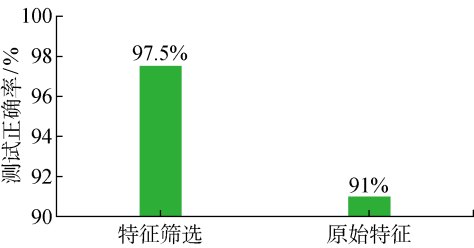


图 6 递归特征消除结果
Fig. 6 Result of recursive feature elimination

3.3 其他机器学习模型的评估结果

为了验证 ELM 相对于其他机器学习算法在暂

态稳定评估中的优势,选取在电力系统中已经得到了较多研究的 SVM 进行对比试验. SVM 是一种通过寻找数据空间中不同类别数据之间的最优分类超平面来实现分类功能的算法.

测试中使用的计算机配置:CPU 为 Intel Core i5-6500 3.2 GHz;RAM 为 8 GB;操作系统为 Windows 10;仿真软件及版本号为 MATLAB R2017b. SVM 的核函数依次选择线性核、多项式核和高斯核,分别进行训练和测试,统计训练时间和测试正确率,并与 ELM 进行对比,结果如表 3 所示,输入变量递归筛选作为对输入数据的处理,通过一次离线计算完成,不包含在训练时间中.

表 3 SVM 与 ELM 对比结果		
Tab. 3 Results comparison between SVM and ELM		
模型	训练时间/s	全局正确率/%
ELM	0.0312	97.51
线性核 SVM	5.335 2	97.26
多项式核 SVM	2.558 4	97.29
高斯核 SVM	5.834 4	93.73

由上表可知,多项式核函数 SVM 正确率达到了 97.29%,略低于 ELM(97.51%).但 ELM 需要的训练时间远少于 SVM,证明了所提方案的有效性及其在线应用的可行性.

4 结语

本文提出了一种基于 ELM 的电力系统暂态稳定预测方案.首先采用递归特征消除法分析原始样本集保留最有价值的若干样本,然后利用交叉验证法优化 ELM 网络结构,并利用特征分析后的样本集训练神经网络,最终得到电网暂态稳定评估结果. ELM 不需要面对过拟合、局部最小值等问题,只需一步就可以构造出单隐层反馈神经网络,具有结构清晰的优势.利用 IEEE 39 节点系统进行算例研究并与 SVM 方法进行对比试验,结果表明,ELM 作为分类器应用于电力系统暂态稳定评估可大幅提高效率,利用输入特征筛选方法可保证较高的预测准确率.上述方法的在线应用将是下一步研究的重点.

参考文献:

[1] 刘威,张东霞,王新迎,等.基于随机矩阵理论的电力系统暂态稳定性分析[J].中国电机工程学报,2016,36(18):4854-4863.
LIU Wei, ZHANG Dongxia, WANG Xinying, et al. Power system transient stability analysis based on

- random matrix theory [J]. **Proceedings of the CSEE**, 2016, 36(18): 4854-4863.
- [2] 吴贵辉. 大力发展清洁能源推进电力可持续发展[J]. **电网与清洁能源**, 2008, 24(3): 1-2.
- WU Guihui. Vigorous development of renewable energy promote continuous development of electricity [J]. **Power System and Clean Energy**, 2008, 24(3): 1-2.
- [3] 徐心怡, 贺兴, 艾芊, 等. 基于随机矩阵理论的配电网运行状态相关性分析方法[J]. **电网技术**, 2016, 40(3): 781-790.
- XU Xinyi, HE Xing, AI Qian, *et al.* A correlation analysis method for operation status of distribution network based on random matrix theory [J]. **Power System Technology**, 2016, 40(3): 781-790.
- [4] KATIRAEI F, IRAVANI R, HATZARGYRIOU N, *et al.* Microgrids management [J]. **IEEE Power and Energy Magazine**, 2008, 6(3): 54-65.
- [5] 吴茜, 张东霞, 刘道伟, 等. 基于随机矩阵理论的电网静态稳定态势评估方法[J]. **中国电机工程学报**, 2016, 36(20): 5414-5420.
- WU Qian, ZHANG Dongxia, LIU Daowei, *et al.* A method for power system steady stability situation assessment based on random matrix theory [J]. **Proceedings of the CSEE**, 2016, 36(20): 5414-5420.
- [6] 薛禹胜, 赖业宁. 大能源思维与大数据思维的融合(一)大数据与电力大数据[J]. **电力系统自动化**, 2016, 40(1): 1-8.
- XUE Yusheng, LAI Yening. Integration of macro energy thinking and big data thinking. Part One. Big data and power big data [J]. **Automation of Electric Power Systems**, 2016, 40(1): 1-8.
- [7] 薛禹胜, 赖业宁. 大能源思维与大数据思维的融合(二)应用及探索[J]. **电力系统自动化**, 2016, 40(8): 1-13.
- XUE Yusheng, LAI Yening. Integration of macro energy thinking and big data thinking. Part Two. Applications and explorations [J]. **Automation of Electric Power Systems**, 2016, 40(8): 1-13.
- [8] 刘天琪. 现代电力系统分析: 理论与方法[M]. 第二版. 北京: 中国电力出版社, 2016.
- LIU Tianqi. Modern power system analysis: Theory and method [M]. 2nd ed. Beijing: China Electric Power Press, 2016.
- [9] 李杨. 基于广域动态信息的电力系统暂态稳定评估研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2014.
- LI Yang. Research on transient stability assessment of power systems based on wide-area dynamic information [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2014.
- [10] 仲悟之, 汤涌. 电力系统微分代数方程模型的暂态电压稳定性分析[J]. **中国电机工程学报**, 2010, 30(25): 10-16.
- ZHONG Wuzhi, TANG Yong. Transient voltage stability analysis of differential-algebra equation in power system [J]. **Proceedings of the CSEE**, 2014, 30(25): 10-16.
- [11] 刘振亚. 智能电网技术[M]. 北京: 中国电力出版社, 2010.
- LIU Zhenya. Smart grid technology [M]. Beijing: China Electric Power Press, 2010.
- [12] YIN J, SHARMA P, GORTON I, *et al.* Large-scale data challenges in future power grids [C]// **7th International Symposium on Service-Oriented System Engineering**. Redwood City, CA, USA: IEEE, 2013: 324-328.
- [13] 侯子良, 潘钢. 建设数字化电厂示范工程加快火电厂信息化进程[J]. **中国电力**, 2005, 38(2): 78-80.
- HOU Ziliang, PAN Gang. Constructing demonstration projects of digitized power plant to speed up the informatization process in fossil-fired power plants [J]. **Electric Power**, 2005, 38(2): 78-80.
- [14] HE X, AI Q, QIU R C, *et al.* A big data architecture design for smart grids based on random matrix theory [J]. **IEEE Transactions on Smart Grid**, 2017, 8(2): 674-686.
- [15] QIU R C, HU Z, LI H, *et al.* Cognitive radio communications and networking: Principles and practice [M]. New York: John Wiley and Sons, 2012.
- [16] 李晗, 萧德云. 基于数据驱动的故障诊断方法综述[J]. **控制与决策**, 2011, 26(1): 1-9.
- LI Han, XIAO Deyun. Survey on data driven fault diagnosis methods [J]. **Control and Decision**, 2011, 26(1): 1-9.
- [17] 于之虹, 黄彦浩, 鲁广明, 等. 基于时间序列关联分析的稳定运行规则提取方法[J]. **中国电机工程学报**, 2015, 35(3): 519-526.
- YU Zhihong, HUANG Yanhao, LU Guangming, *et al.* A time series associative classification method for the operation rule extracting of transient stability [J]. **Proceedings of the CSEE**, 2015, 35(3): 519-526.
- [18] PASSARO M C, DA SILVA A P A, LIMA A C S. Preventive control stability via neural network sensitivity [J]. **IEEE Transactions on Power Systems**, 2014, 29(6): 2846-2853.
- [19] 周艳真, 吴俊勇, 于之虹, 等. 基于转子角轨迹簇特征的电力系统暂态稳定评估[J]. **电网技术**, 2016,

- 40(5): 1482-1487.
- ZHOU Yanzhen, WU Junyong, YU Zhihong, *et al.* Power system transient stability assessment based on cluster features of rotor angle trajectories [J]. **Power System Technology**, 2016, 40(5): 1482-1487.
- [20] 冀鲁豫, 吴俊勇, 周艳真, 等. 基于 WAMS 受扰电压轨迹簇特征的电力系统暂态稳定性预测[J]. **高压技术**, 2015, 41(3): 807-814.
- JI Luyu, WU Junyong, ZHOU Yanzhen, *et al.* Transient stability prediction of power system based on WAMS characteristic of perturbed voltage trajectory clusters [J]. **High Voltage Engineering**, 2015, 41(3): 807-814.
- [21] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: A new learning scheme of feedforward neural networks [C]// **International Joint Conference on Neural Networks**. Budapest, Hungary: IEEE, 2004: 985-990.
- [22] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: Theory and applications [J]. **Neurocomputing**, 2006, 70(1/2/3): 489-501.
- [23] 李代高. 矩阵理论及其应用[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 1989.
- LI Daigao. Matrix theory and its application [M]. Chongqing: Chongqing University Press, 1989.
- [24] 叶圣永. 基于机器学习的电力系统暂态稳定评估研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2010.
- YE Shengyong. Study on power systems transient stability assessment based on machine learning method [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2010.
- [25] 王同文, 管霖, 章小强, 等. 基于扩展 k 阶近邻法的电力系统稳定评估新算法[J]. **电力系统自动化**, 2008, 32(3): 18-21.
- WANG Tongwen, GUAN Lin, ZHANG Xiaoqiang, *et al.* A new method for power system stability assessment based on extended k -nearest neighbor classifier [J]. **Automation of Electric Power Systems**, 2008, 32(3): 18-21.
- [26] 李扬, 顾雪平. 基于改进最大相关最小冗余判据的暂态稳定评估特征选择[J]. **中国电机工程学报**, 2013, 33(34): 179-186.
- LI Yang, GU Xueping. Feature selection for transient stability assessment based on improved maximal relevance and minimal redundancy criterion [J]. **Proceedings of the CSEE**, 2013, 33(34): 179-186.
- [27] GUYON I, WESTON J, BARNHILL S, *et al.* Gene selection for cancer classification using support vector machines [J]. **Machine Learning**, 2002, 46(1/2/3): 389-422.
- [28] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
- ZHOU Zhihua. Machine learning [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016.
- [29] GOMEZ F R, RAJAPAKSE A D, ANNAKAGE U D, *et al.* Support vector machine-based algorithm for post-fault transient stability status prediction using synchronized measurements [J]. **IEEE Transactions on Power Systems**, 2011, 26(3): 1474-1483.

(本文编辑: 黄伟)