

# 含大规模风电集中接入的电网自组织临界态辨识

但扬清<sup>1</sup>, 刘文颖<sup>2</sup>, 朱艳伟<sup>3</sup>, 蔡万通<sup>2</sup>, 王维洲<sup>4</sup>, 梁琛<sup>4</sup>

(1. 国网浙江省电力公司经济技术研究院, 浙江 杭州 310007; 2. 华北电力大学 电气与电子工程学院, 北京 102206;  
3. 国网浙江省电力公司宁波供电公司, 浙江 宁波 315010; 4. 国网甘肃省电力公司电力科学研究院, 甘肃 兰州 730050)

**摘要:** 基于学习向量量化(LVQ)神经网络法, 提出了一种含大规模风电集中接入的电网自组织临界态辨识方法。该方法以加权潮流熵、网络拓扑熵和风电波动熵等熵值物理指标为主要输入对象, 以停电数据的幂律尾曲线拟合方法生成的数据作为训练样本, 采用LVQ1和LVQ2算法对创建的LVQ神经网络进行训练, 然后利用经过训练后的网络模型进行含大规模风电集中接入的电网自组织临界态辨识。该方法建立了物理指标与自组织临界态之间的直接联系, 避免了采用传统辨识方法多次仿真和较多主观干预的问题。实例仿真结果表明, 所提方法能够正确地对电网运行状态进行辨识。

**关键词:** 集中式大规模风电; 连锁故障; 自组织临界态辨识; LVQ神经网络; 物理指标; 幂律尾曲线; 风电; 熵; 神经网络

中图分类号: TM 614; TM 761

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2016.05.022

## 0 引言

大规模风电集中接入电网, 给电网的网络结构和潮流分布均带来巨大影响。我国大规模风电集中开发模式决定了众多风电场集中接入电网的结构特点, 网络中将出现一批连接度很高的节点。从网络角度而言, 此类节点的丢失将使网络连通性急剧下降。对电力系统而言, 更严重的是会丢失该节点下的电源和负荷, 若此时在该节点并网发电的风电场群出力处于高位, 则相当于系统中发生大电源丢失事故。同时由于大规模风电基地周边往往缺少能够快速调节的大型常规电源, 因此极有可能引起系统频率和电压的下降, 进而引发连锁故障。此外, 大规模风电基地一般位于负荷小和网架结构薄弱的区域, 当大规模风电基地大面积来风时, 风电基地有功出力大幅攀升, 本地负荷消纳能力有限, 网架结构薄弱地区的线路如果故障跳闸, 潮流将转移至相邻线路, 若相邻线路无法承受其转移的潮流, 会引发相邻线路的相继跳闸, 最终可能诱发连锁故障, 发生大停电事故。因此在新能源渗透率不断攀升的背景下, 大电网停电事故的风险也将大幅增加<sup>[1]</sup>。

电网自组织临界性理论表明, 处于自组织临界态的电网具有更高的大停电事故风险<sup>[2]</sup>。因此对含大规模风电集中接入电网大停电事故的研究, 可以转化为对电网自组织临界态的辨识研究, 尝试提出合理有效的自组织临界态辨识方法对于大电网安全防御极为重要。

复杂电网自组织临界态辨识方法的研究旨在建立电力系统当前运行状态与自组织临界态之间的一种对应关系。文献[3-6]认为系统的幂律行为是系统自组织临界态的表征, 在此状态下系统可能会因外界任一扰动而发生连锁反应事故, 因而电网自组织临界态辨识可转化为对电力系统当前运行状态下的系统行为是否符合幂律行为的求解。

一般的方法是采用自组织临界性仿真模型进行仿真计算得到电网停电数据, 然后对电网停电数据进行幂律曲线拟合<sup>[7-8]</sup>。这种方法在获取停电数据方面难以完全模拟系统的暂态和动态特性, 同时建模过程复杂且计算过程费时。提取当前电网的特征指标, 建立其与电网自组织临界态之间的联系是一个有益的尝试。

尽管采用自组织临界性仿真模型的传统辨识方法存在诸多问题, 但学者们也因此找到了许多自组织临界态的影响因素, 提取了相应的物理指标, 涉及平均负载率、潮流熵、网络拓扑熵、系统容量、电压水平和风电渗透率等<sup>[9-14]</sup>。对所提取的物理指标与自组织临界态之间的联系进行定性分析表明, 电网自组织临界态与所提取的物理指标之间具有强非线性关联性, 但其物理求解公式无法直接给出, 即属于黑盒子系统。对于这样的系统, 通常可以采用人工神经网络方法对系统进行辨识。本文基于学习向量量化LVQ(Learning Vector Quantization)神经网络, 提出了一种以多熵值物理指标为主要输入对象的电网自组织临界态辨识方法。

## 1 电网自组织临界态辨识物理指标集

含大规模风电集中接入的电网自组织临界态主要影响因素包括潮流分布、网络结构分布和风电波

收稿日期: 2015-12-14; 修回日期: 2016-04-05

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51377053); 国家科技支撑计划项目(SQ2015BA0502239)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51377053) and the National Science & Technology Pillar Program(SQ2015BA0502239)

动性等,此处假设继电保护和稳控装置正常动作,不考虑其复杂特性。相关物理指标可归纳为 6 个,具体如下。

### 1.1 与电网潮流相关的物理指标

研究表明,电网处于自组织临界态时,表现出明显的潮流分布不均匀性、局部线路负载率偏高或者偏低等特征<sup>[12]</sup>。一旦局部地区出现恶劣天气或者负荷出现大波动,引起某些高危线路的开断时,可能会引发多重线路的相继跳闸,最终发展为连锁故障事故。因此,需要考虑潮流分布和负载率这 2 个影响因素。

(1) 加权潮流熵  $H_{pw}$ : 衡量潮流分布均匀与否的物理指标。

$$H_{pw} = - \sum_{k=1}^n \bar{\mu}_k p(k) \ln p(k) \quad (1)$$

其中,  $\bar{\mu}_k$  为  $[(k-1)u, ku]$  区间内所有线路负载率的平均值,  $u$  为负载率区间长度, 其值为划分区间数  $n$  的倒数;  $p(k)$  为线路负载率处于  $[(k-1)u, ku]$  区间内的概率。

(2) 平均负载率  $L_{mean}$ : 衡量系统负荷水平高低的物理指标。

$$L_{mean} = \frac{1}{n_1} \sum_{j=1}^m l_j \quad (2)$$

其中,  $l_j$  为第  $j$  条线路负载率;  $n_1$  为线路总条数。显然, 当平均负载率偏高时, 即使加权潮流熵较小, 电网发生大停电的风险仍较高。

### 1.2 与电力网络相关的物理指标

研究表明, 电力网络结构分布均匀与否是电网自组织临界态演化进程中的另一个重要因素<sup>[15]</sup>, 当某些连接度高的节点受到攻击时, 易引发连锁故障。另外, 负荷的变化和电力网络电气特性的改变, 如线路输送容量的改变, 在进行电网自组织临界态辨识时, 也是需要加以考虑的重要因素。

(1) 网络拓扑熵  $H_N$ : 衡量网络结构分布均匀与否的物理指标。

$$H_N = - \sum_{i=1}^m I_i \ln I_i \quad (3)$$

其中,  $I_i$  为节点  $i$  的重要度, 其值为节点  $i$  的度数与所有节点度数之和的比值;  $m$  为节点总数。

(2) 系统负荷容量比  $r_{LC}$ : 衡量负荷与网络电气特性均衡关系的物理指标。

$$r_{LC} = \frac{\sum_{i \in L} P_{Li}}{\sum_{j \in C} F_j^{\max}} \quad (4)$$

其中,  $L$  为负荷集合;  $P_{Li}$  为节点  $i$  的有功功率;  $C$  为关键线路集合;  $F_j^{\max}$  为第  $j$  条线路的传输容量。关键线路包括直接与电源相连的线路和系统中脆弱线路 2 类。系统负荷容量比反映了系统中总负荷与电网传

输能力之间的博弈关系, 显然该指标越小, 表明系统有效传输容量越充裕, 发生大停电的风险就越小。反之, 则表明系统负荷过重, 发生大停电的风险就会越大。

### 1.3 与风电相关的物理指标

对于含大规模风电集中接入的电网, 其自组织临界态的演化与风电接入量和风电波动特性密切相关, 相应的物理指标有以下 2 种。

(1) 风电日平均上网功率  $P_{mean}$ : 衡量风电日出力平均水平的物理指标。

$$P_{mean} = \frac{1}{w} \sum_{t=1}^w \sum_{s=1}^r P_{ts} \quad (5)$$

其中,  $P_{ts}$  为第  $s$  个风电场在第  $t$  个采样点的风电出力;  $r$  为对象电网中的风电场总个数;  $w$  为风电场出力采样总点数。

(2) 风电波动熵  $H_{wind}$ : 衡量风电波动性均匀与否的物理指标。

$$H_{wind} = - \sum_{k=1}^n v(k) \ln v(k) \quad (6)$$

其中,  $v(k)$  为风电波动率处于  $[(k-1)u, ku]$  区间内的概率, 其值为风电恒波动量与风电出力峰谷差的比值。研究表明, 风电波动熵越大, 电网发生大负荷损失事故的风险越大<sup>[16]</sup>。但需要注意的是, 在风电波动熵较小的情况下, 若风电平均出力继续增大, 仍有可能引发连锁故障。

## 2 基于 LVQ 神经网络的电网自组织临界态辨识方法

LVQ 神经网络结构简单, 训练速度快, 非常适合进行模式识别与分类<sup>[17]</sup>, 近年来被逐渐应用于电力系统中电缆、线路和变压器等设备的故障诊断问题分析<sup>[18-20]</sup>, 本文将该方法引入电网自组织临界态辨识中。

由于 LVQ 神经网络不要求对输入向量进行正交化和归一化处理, 因此可以将相互关联的各电网自组织临界态物理指标直接作为网络的输入, 以自组织临界态和非自组织临界态作为网络的输出。采用自组织临界态辨识模型产生的数据对设计的 LVQ 神经网络进行训练, 然后选择部分数据进行测试并对测试结果进行分析。

图 1 为基于 LVQ 神经网络的电网自组织临界态辨识方法的基本流程。

电网自组织临界态辨识方法流程总体上可分为 LVQ 神经网络的创建与训练、利用生成的 LVQ 神经网络进行自组织临界态辨识两大部分, 其具体流程如下。

(1) 神经网络的创建与训练。

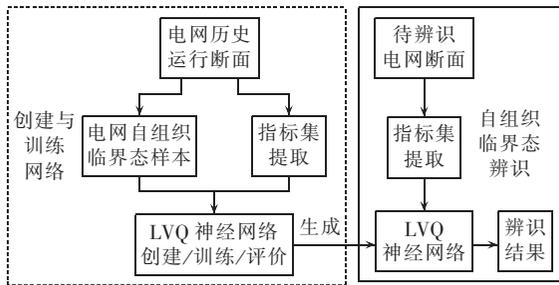


图1 电网自组织临界态辨识方法流程图

Fig.1 Flowchart of self-organized critical state identification

步骤1 选择一系列电网历史运行断面作为样本集。

步骤2 计算各电网运行断面的物理指标集值。分别按照第1节给出的计算公式计算各个样本的物理指标集值,包括加权潮流熵、平均负载率、网络拓扑熵、负荷容量比、风电波动熵和风电平均上网功率6个指标。

步骤3 获取样本集的状态数据。样本集的状态数据获取可通过历史数据收集和采用停电数据的幂律尾拟合方法2种渠道产生。对于历史上具有连锁故障丰富记录数据的电网而言,可以直接从历史数据中提取出相应的特征数据作为输入。然而大电网发生连锁故障甚至大停电事故的概率很小,因而大多数电网并没有连锁故障的相关记录数据,其样本集的状态数据需要依靠电网停电数据的幂律尾拟合方法产生。

步骤4 建立和训练神经网络。电网自组织临界态辨识的神经网络以加权潮流熵、网络拓扑熵和风电波动熵等6个物理指标作为输入,以自组织临界态和非自组织临界态2个状态作为输出。关于竞争层神经元个数的选取问题,Hecht-Nielsen根据Kolmogorov定理从理论上证明了神经网络中隐含层神经元数与输入层神经元数的关系:

$$N_{hid} \leq N_{in} + 1 \quad (7)$$

根据该不等式关系,可取竞争层神经元数为7。

在确定网络结构之后,采用MATLAB2010b创建网络模型,将电网自组织临界态样本数据输入LVQ神经网络中进行网络训练,以获取网络连接权系数矩阵。

步骤5 评价神经网络性能。LVQ神经网络通过训练后,将另一部分电网自组织临界态和非自组织临界态样本输入LVQ神经网络进行测试。对测试结果进行分析,可以得到误判率,包括将电网状态由临界态误判为非临界态和非临界态误判为临界态,从而可以对本文提出的电网自组织临界态辨识方法的可行性进行评价。

(2)电网自组织临界态辨识。

若本文提出的电网自组织临界态辨识方法误判率较低,具有可行性,可以将需要进行状态辨识的电网状态数据输入所建立的LVQ神经网络中,进行电网自组织临界态辨识。需要注意的是,由于不同电网的特性不尽相同,采用某电网样本数据进行训练得到的网络不能用于其他电网的自组织临界态辨识。其电网自组织临界态辨识步骤如下:

步骤1 计算待辨识电网断面的物理指标集值;

步骤2 将物理指标集值输入已训练好的LVQ神经网络中,与连接权值矩阵 $W_1$ 进行运算得到辨识结果。

### 3 电网自组织临界态辨识方法的实现

#### 3.1 LVQ神经网络连接权值矩阵计算

设LVQ神经网络输入层输入向量为 $X=(x_1, x_2, \dots, x_6)$ , $x_1-x_6$ 分别对应于加权潮流熵、平均负载率、网络拓扑熵、负荷容量比、风电波动熵和风电平均上网功率6个辨识物理指标。输出向量为 $Y=(y_1, y_2)$ , $y_1, y_2$ 分别对应于自组织临界态和非自组织临界态。根据输入样本集对创建的神经网络进行训练,计算得到输入层神经元与竞争层神经元的连接权值矩阵。

自组织临界态输入样本集的生成方法和构成如图2所示,其由物理指标和状态数据两部分构成。物理指标数据可以根据电网运行断面的潮流计算结果和风力发电数据进行计算得到。选取甘肃电网2013年10月18日至2013年12月2日连续46d的风电短期实测数据和2013年冬季大负荷运行方式作为样本对象,其中将11月23日的的数据作为仿真实验数据。分别对这46d的运行数据进行潮流计算并且统计风力发电数据,计算得到各物理指标数据。

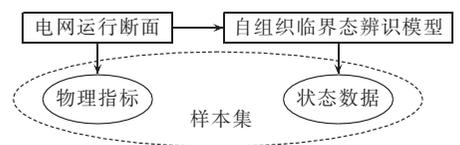


图2 样本集的生成方法与构成

Fig.2 Generation method and constitution of sample set

采用文献[21]的自组织临界态辨识模型对10月18日至12月2日中除11月23日外的45d电网运行状态进行辨识,得到45个样本状态数据,即45个样本对象是否处于自组织临界态的判断结果。45个样本对应的物理指标值数据,与样本状态数据一起构成了电网自组织临界态辨识样本集,选取其中的30个样本作为训练样本集,包含3个自组织临界态样本;取另外的15个样本,包含2个自组织临界态样本作为测试样本集。将30组训练样本输入

已经创建好的网络中,利用 MATLAB 自带的网络训练函数即可方便地对网络进行训练学习,得到输入层与竞争层之间的连接权系数矩阵  $W_1$ 。

### 3.2 电网自组织临界态辨识方法的实现

利用 MATLAB 神经网络工具箱提供的函数可以方便地实现本文提出的电网自组织临界态辨识方法。编制相应程序创建并训练网络,将所选 30 组训练样本输入网络中进行训练,经过 7 次迭代训练后,达到了收敛要求,完成了网络训练。

然后应用 MATLAB 自带的网络测试函数将测试样本集送入训练好的神经网络便可以得到对应的测试集输出结果,网络测试结果如表 1 所示。

表 1 网络测试结果  
Table 1 Results of network test

样本	自组织临界态个数	非自组织临界态个数
测试集	2	13
正确辨识	2	12
错误辨识	0	1

由表 1 可知,测试集中的 2 个自组织临界态样本均被正确辨识出来,误判率为 0,辨识正确率为 100%;而 13 个非自组织临界态样本中 12 个被正确辨识出来,另外 1 个则被误判为自组织临界态,辨识正确率为 92.3%。该神经网络平均辨识正确率为 93.3%。实验结果表明, LVQ 神经网络对自组织临界态的辨识正确率达到了 100%,没有出现将自组织临界态判为非自组织临界态的情况,说明该网络安全可靠。存在 1 个非自组织临界态样本被误判为自组织临界态的情况,针对较少出现的这种情况,可以采用文献[21]中停电数据的幂律尾拟合方法对被判为自组织临界态的电网断面进行校核。总体来看,将 LVQ 神经网络应用于电网自组织临界态辨识是可行的。

## 4 算例分析

### 4.1 算例介绍

采用甘肃电网数据作为训练样本,选择甘肃 2013 年冬季大负荷方式为研究对象。典型运行方式下风电出力为 3350 MW,总负荷 15251.35 MW。甘肃河西地区电网主干网架如图 3 所示,酒泉风电基地在敦煌和玉门地区分布着数十个风电场,单个风电场容量为 50 MW 至 300 MW 不等,超过 80% 的风电场容量为 100 MW 以上的大型风电场。大规模风电分别从敦煌和酒泉 750 kV 变电站 330 kV 侧集中汇入主干网架,通过敦煌—酒泉—河西—武胜 750 kV 输电通道送至甘肃主网。风电的大幅波动是影响该输电通道安全稳定运行的主要因素之一。

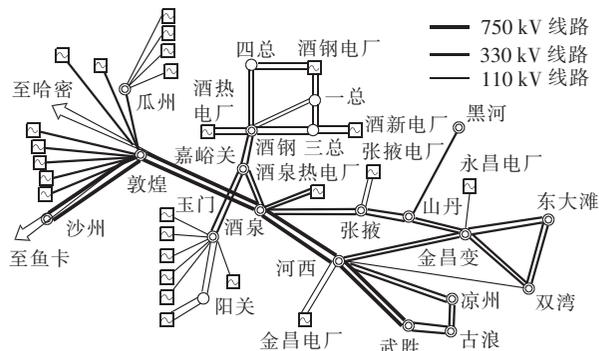


图 3 甘肃河西地区电网主干网架

Fig.3 Main network of Hexi power grid in Gansu

### 4.2 算例分析

算例考虑 2013 年冬季大负荷基础运行方式下,选取风电波动较大的 2013 年 11 月 23 日风电曲线进行自组织临界态辨识仿真计算。将该日平均风电出力对应的风电场出力导入 2013 年冬季大负荷基础运行方式中形成新的运行方式,称为 2013 冬大-131123 方式。具体计算流程如下。

#### 4.2.1 物理指标的计算

(1) 加权潮流熵和平均负载率。

应用中国电力科学研究院研发的 PSASP 电力系统综合分析软件对 2013 冬大-131123 方式进行潮流计算,得到系统的潮流计算结果。该运行方式下的负载率散点分布如图 4 所示,线路负载率绝大多数处于 20% 左右,但也存在部分线路负载率超过 50%,如金昌—山丹双回 330 kV 线路、嘉峪关—酒钢双回 330 kV 线路、炳灵—新庄 330 kV 线路,呈现出一定的不均匀性。基于式(1)和式(2),计算得到该方式下加权潮流熵为 0.677,平均负载率为 21.7%。

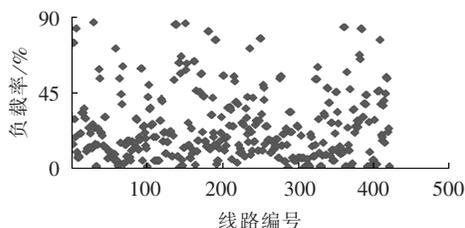


图 4 2013 冬大-131123 运行方式负载率散点图

Fig.4 Scatter diagram of load factor in winter-heavy 131123 operating mode of 2013

(2) 网络拓扑熵。

该方式下的网络节点度散点分布如图 5 所示,绝大多数节点的度小于 6,平均节点度为 2.7,但也存在少数高度数节点,如敦煌、玉门、白银、兰州西、武胜、海石湾、河西和酒泉等 330 kV 母线节点度均大于 8,拓扑结构上呈现出一定的非均匀性。基于式(3),计算得到该方式下网络拓扑熵为 5.703。

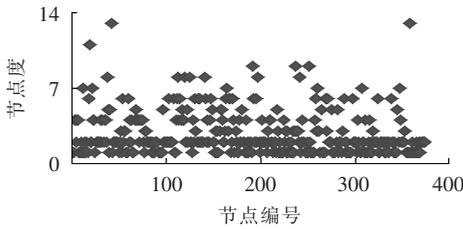


图 5 2013 冬大-131123 运行方式节点度分布

Fig.5 Scatter diagram of node degree in winter-heavy 131123 operating mode of 2013

(4) 负荷容量比。

关键线路包括直接与电源相连的线路和系统中脆弱线路 2 类。脆弱线路根据负载率排名,选取前 5 条,包括金昌—山丹双回 330 kV 线路、嘉峪关—酒钢双回 330 kV 线路、炳灵—新庄 330 kV 线路。按照式(4),计算得到负荷容量比:

$$r_{LC} = \frac{15251.35}{32104.52} = 0.475$$

(5) 风电日平均上网功率和风电波动熵。

2013 年 11 月 23 日的 96 点(每隔 15 min 一个数据点)全网实测风电出力数据曲线如图 6 所示,最大出力为 4706.2 MW,平均出力为 3201.2 MW。

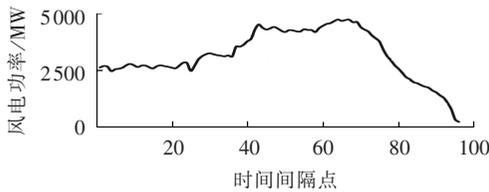


图 6 2013 年 11 月 23 日全网风电实测数据

Fig.6 Measured data of wind power on November 23, 2013

由图 6 可知,前 25 个点(00:00—06:00)风电出力呈现出平稳性,从第 26 个点开始呈现出较大波动性,经过仅 10 h 达到波峰,随后又急剧下降。基于式(6),计算得到该日风电出力波动熵为 2.45。

4.2.2 应用 LVQ 神经网络辨识电网自组织临界态

在 MATLAB2010b 中应用网络仿真函数将算例数据送入已创建并训练好的 LVQ 神经网络,得到该方式下状态辨识输出为 1,即表明该运行方式下已达到自组织临界态,风电的波动可能会引发连锁过载反应,致使系统丢失负荷。

4.2.3 辨识结果验证

(1) 风电日平均出力下关键断面校核。

为验证基于 LVQ 神经网络的辨识结果,选择含脆弱线路金昌—山丹双回 330 kV 线路的关键输电断面(如图 3 所示)进行开断模拟,以观察系统是否会发生连锁过载事故。分别开断金山断面上河酒一线和山丹一线,进行潮流计算。断面上线路负载率变化如表 2 所示。

表 2 日平均出力下的断面负载率变化

Table 2 Sectional load factors at average daily output

线路名称	负载率/%		
	基础方式	河酒一线开断	山丹一线开断
河酒一线	14.4		15.1
河酒二线	14.4	23.1	15.1
山丹一线	55.2	73.6	
山丹二线	55.2	73.6	87.5

由表 2 可知,在基础运行方式下,该断面上任意一回线路的开断,均未引起其他线路的过载,满足 N-1 运行要求。但该断面上任一回路线的开断,均使得山丹二线处于重载运行状态,存在安全隐患。

(2) 风电日最大出力方式运行分析。

将各风电场的上网功率调节至全网风电出力最大时刻对应的出力,进行潮流计算,得到河西地区重载的 330 kV 线路(负载率大于 75%)和河西 750 kV 输电线路的潮流信息,如表 3 和表 4 所示。

表 3 河西 330 kV 重载潮流信息

Table 3 Power flow information of heavy-load lines in Hexi 330 kV network

始端母线	终端母线	线路潮流/(MV·A)	线路容量/kA	线路负载率/%
金昌	山丹	322.71	0.6	94.1
嘉峪关	玉门	631.51	1.2	92.1
酒泉	嘉峪关	554.29	1.2	80.8
酒泉	嘉峪关	550.59	1.2	80.3
嘉峪关	玉门	534.70	1.2	78.0
金昌	山丹	257.22	0.6	75.0

表 4 750 kV 线路潮流信息

Table 4 Power flow information of 750 kV lines

始端母线	终端母线	线路潮流/(MV·A)	线路容量/kA	线路负载率/%
河西	酒泉	1087.37	4	20.93
河西	酒泉	1085.77	4	20.90
敦煌	酒泉	966.29	4	18.60
敦煌	酒泉	962.89	4	18.53
武胜	河西	759.62	4	14.62
武胜	河西	759.13	4	14.61

从表 3 和表 4 可以看出,在此运行方式下已有部分 330 kV 线路出现重载,同时与平均出力运行方式下相比,750 kV 线路负载率也有所提升。这些线路一旦因故障开断,均有可能导致某些线路后续开断,引起连锁故障。泉河一线开断引发的连锁反应过程如表 5 所示。

表 5 泉河一线开断的后续故障序列

Table 5 Fault sequence after outage of Line Quanhe

阶段	跳闸线路	跳闸原因
1	酒泉—河西一线	检修或故障
2	金昌—山丹一线	过载
3	金昌—山丹二线	过载
4	酒泉—河西二线	重载运行

酒泉—河西一线开断后,金昌—山丹双回线均因过载相继跳开,整个断面上仅剩酒泉—河西二线重载运行,系统进入紧急运行状态,可能会引发连锁跳闸事故,导致切机切负荷。

仿真结果表明,2013年冬大-1123方式下,尽管当风电出力处于日平均出力水平时,满足 $N-1$ 准则;但是实际上随着风电出力的波动,当风电出力达到某一阈值时,电网将会达到自组织临界态,进入紧急运行状态。这与LVQ神经网络辨识结果一致,验证了本文提出的基于LVQ神经网络的自组织临界态辨识方法的正确性与有效性。

## 5 结论

处于自组织临界态的电网,发生连锁故障的风险显著上升。本文提出了一种基于LVQ神经网络的电网自组织临界态辨识方法,能够对含大规模风电集中接入的电网运行状态准确地进行辨识,从而提醒调度运行人员采取相应措施。应用实际电网数据,进行自组织临界态的辨识和结果校核分析。仿真结果表明,本文基于LVQ神经网络的电网自组织临界态辨识方法能够正确地对电网运行状态进行辨识。

需要特别指出的是,本文建立的辨识方法是在该领域的初步尝试,随着电网的不断发展,连锁故障新的影响因素将不断出现,需要对新的影响因素进行分析并提取相应的物理指标,不断丰富相关内容。

## 参考文献:

- [1] 刘文颖,蔡万通,但扬清,等. 大规模风电集中接入环境下基于熵理论的电网自组织临界状态演化[J]. 电网技术,2013,37(12): 3392-3398.  
LIU Wenying, CAI Wantong, DAN Yangqing, et al. The evolution of grid's self-organizing critical state based on entropy theory under the circumstance of large scale wind power connecting to grid centrally[J]. Power System Technology, 2013, 37(12): 3392-3398.
- [2] 梅生伟,薛安成,张雪敏. 电力系统自组织临界特性与大电网安全[M]. 北京:清华大学出版社,2009:78-110.
- [3] BAK P, TANG C, WIESENFELD K. Self organized criticality [J]. Physical Review, 1988, 36(1): 364-373.
- [4] CARRERAS B A, NEWMAN D E, DOBSON I, et al. Initial evidence for self-organized criticality in electric power system blackout[C]// The 33th Hawaii International Conference on System Science. Maui, Hawaii, United State: IEEE, 2000: 1-6.
- [5] CARRERAS B A, NEWMAN D E, DOBSON I. Evidence for self-organized criticality in a time series of electric power system blackouts[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 2004, 51(9): 1733-1740.
- [6] 卢恩,唐晓军,龙霏,等. 电力系统停电风险评估指标及方法[J]. 电力自动化设备,2015,35(3):68-74.
- [7] 范文礼,刘志刚. 基于复杂网络的电网连锁故障模型研究综述[J]. 电力系统自动化,2012,36(16):124-131.  
FAN Wenli, LIU Zhigang. An overview on modeling of cascading failures in power grids based on complex system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(16): 124-131.
- [8] 曹一家,陈彦如,曹丽华,等. 复杂系统理论在电力系统中的应用研究展望[J]. 中国电机工程学报,2012,32(19):1-9,178.  
CAO Yijia, CHEN Yanru, CAO Lihua, et al. Prospects of studies on application of complex system theory in power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(19): 1-9, 178.
- [9] 于群,曹娜,郭剑波. 负载率对电力系统自组织临界状态的影响分析[J]. 电力系统自动化,2012,36(1):24-27,37.  
YU Qun, CAO Na, GUO Jianbo. Analysis on influence of load rate on power system self-organized criticality[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(1): 24-27, 37.
- [10] 刁翊,刘俊勇,刘友波,等. 考虑电网承载结构的连锁故障模拟与防御策略[J]. 电力自动化设备,2015,35(11):143-151.  
DIAO Su, LIU Junyong, LIU Youbo, et al. Cascading failure simulation and defense strategy considering grid carrying structure [J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(11): 143-151.
- [11] 曹一家,王光增,曹丽华,等. 基于潮流熵的复杂电网自组织临界态判断模型[J]. 电力系统自动化,2011,35(7):1-6.  
CAO Yijia, WANG Guangzeng, CAO Lihua, et al. An identification model for self-organized criticality of power grids based power flow entropy [J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(7): 1-6.
- [12] 刘文颖,但扬清,朱艳伟,等. 复杂电网自组织临界态辨识物理指标研究[J]. 电工技术学报,2014,29(8):274-280,288.  
LIU Wenying, DAN Yangqing, ZHU Yanwei, et al. Research on physical indicators to identify power system self-organized critical state[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(8): 274-280, 288.
- [13] 蔡晔,陈彦如,曹一家,等. 基于加权网络结构熵的电网连锁故障研究[J]. 复杂系统与复杂性科学,2013,10(1):53-59.  
CAI Ye, CHEN Yanru, CAO Yijia, et al. Cascading failure in weighted power grid based on structure entropy [J]. Complex Systems and Complex Science, 2013, 10(1): 53-59.
- [14] 吕歆瑶,李华强,郑国,等. 基于综合脆性关联度的连锁故障预测与冲击辨识[J]. 电力自动化设备,2015,35(12):116-121.  
LÜ Xinyao, LI Huaqiang, ZHENG Guo, et al. Cascading failure forecast and impact identification based on comprehensive brittleness relevance [J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(12): 116-121.
- [15] 梁才,刘文颖,温志伟,等. 电网组织结构对其自组织临界性的影响[J]. 电力系统保护与控制,2010,38(20):6-11.  
LIANG Cai, LIU Wenying, WEN Zhiwei, et al. The influences of power grid structure on self-organized criticality [J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(20): 6-11.
- [16] 李明,唐晓军,但扬清,等. 含大规模风电集中接入电网的自组织临界态辨识指标提取[J]. 电网技术,2015,39(12):3421-3426.  
LI Ming, TANG Xiaojun, DAN Yangqing, et al. Extraction of physical indicators to identify grid self-organized critical state

with centralized large-scale wind power[J]. Power System Technology, 2015, 39(12):3421-3426.

[17] 史峰,王小川,郁磊,等. MATLAB 神经网络 30 个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2010:188-207.

[18] 南江萍. 基于 LVQ 神经网络的电缆故障识别[D]. 西安:西安科技大学,2013.

NAN Jiangping. Cable fault recognition based on LVQ neural network[D]. Xi'an:Xi'an University of Science and Technology, 2013.

[19] 张悦,刘尚合,胡小锋,等. 电晕放电辐射信号的探测系统与识别方法[J]. 高电压技术,2014,40(9):2813-2819.

ZHANG Yue,LIU Shanghe,HU Xiaofeng,et al. Detection system and recognition approach of electromagnetic signal radiated from corona discharge[J]. High Voltage Engineering,2014,40(9):2813-2819.

[20] 刘文轩,严凤,田霖,等. 基于 LVQ 神经网络的配电网故障定位方法[J]. 电力系统保护与控制,2012,40(5):90-95.

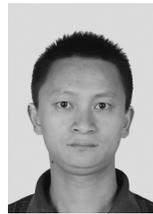
LIU Wenxuan,YAN Feng,TIAN Lin,et al. LVQ neural network approach for fault location of distribution network [J]. Power

System Protection and Control,2012,40(5):90-95.

[21] 刘文颖,但扬清,朱艳伟,等. 电网运行断面的自组织临界态辨识和量化分析[J]. 电网技术,2014,38(8):2076-2081.

LIU Wenyong,DAN Yangqing,ZHU Yanwei,et al. Identification and quantitative analysis of self-organized critical state in running-grid section[J]. Power System Technology, 2014, 38(8):2076-2081.

#### 作者简介:



但扬清

但扬清(1983—),男,江西九江人,博士,研究方向为电力系统分析与控制、规划设计(**E-mail**:danyangqing@aliyun.com);

刘文颖(1955—),女,北京人,教授,博士研究生导师,研究方向为电力系统分析与控制及电力系统智能调度;

朱艳伟(1983—)女,河北保定人,博士,研究方向为电力系统分析与控制及电力

系统智能调度。

## Self-organized critical state identification of power grid with centralized integration of large-scale wind power

DAN Yangqing<sup>1</sup>,LIU Wenyong<sup>2</sup>,ZHU Yanwei<sup>3</sup>,CAI Wantong<sup>2</sup>,WANG Weizhou<sup>4</sup>,LIANG Chen<sup>4</sup>

(1. State Grid Zhejiang Electric Power Company Economic and Technology Research Institute, Hangzhou 310007, China;

2. School of Electrical & Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;

3. State Grid Zhejiang Electric Power Company Ningbo Power Supply Company, Ningbo 315010, China;

4. State Grid Gansu Electric Power Company Electric Power Research Institute, Lanzhou 730050, China)

**Abstract:** A method of self-organized critical state identification based on the LVQ(Learning Vector Quantization) neural network is proposed for the power grid with centralized integration of large-scale wind power, which takes the entropy indicators as the main input objects, including weighted power flow entropy, network topology entropy, wind power fluctuation entropy, etc., applies the data generated by the power-law tail curve fitting based on the outage data as the training samples and adopts the LVQ1 and LVQ2 algorithms to train the created LVQ neural network, which is then used to identify the self-organized critical state of power grid with centralized integration of large-scale wind power. A direct connection is established between the physical indicator and the self-organized critical state by this method, avoiding the repeated simulation and subjective intervention existed in the traditional identification methods. Simulative results show that the proposed method can correctly identify the operating states of power grid.

**Key words:** centralized large-scale wind power; cascading failure; self-organized critical state identification; LVQ neural network; physical indicators; power-law tail curve; wind power; entropy; neural networks