

连锁故障中负荷损失数值特征的非参关联分析

刘挺坚¹, 刘友波¹, 刁 塑², 刘俊勇¹, 韩安兵², 夏志军²

(1. 四川大学 电气信息学院, 四川 成都 610065; 2. 国网泸州供电公司, 四川 泸州 646000)

摘要:从大量连锁故障仿真数据中观察负荷损失与电网特性指标的数值特征关系,建立负荷损失与阶段性电网特性指标的非参关联分析模型。基于多层时序演化连锁故障模型构建数据仿真平台,选取电气状态指标、网络结构指标以及有序分布指标这3类电网特性指标作为连锁故障负荷损失的关联对象,通过仿真得到连锁故障负荷损失与电网特性指标的大数据样本。采用非参数独立性筛选方法剔除弱关联特性指标,进一步利用 Group Lasso 非参数回归算法确定关联特性指标与负荷损失的非参数关联规则。西南某省级电网算例表明,非参关联分析方法可揭示与连锁故障负荷损失具有强关联性的电网特性指标,同时显性地给出电网特性指标与负荷损失的关联水平和趋势。

关键词:连锁故障; 负荷损失; 电网特性指标; 关联性分析; 非参数独立性筛选; Group Lasso 非参数回归

中图分类号: TM 711

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2018.07.020

0 引言

近十余年内,世界范围内发生了多起电网连锁故障引起的灾难性大停电事件,给社会经济造成了巨大的损失。为了研究连锁故障传播和大停电事件发生的内在物理机制,复杂网络理论和复杂系统熵理论被分别引入相关研究中。

1998年, Watts 和 Strogatz 验证了电力网络属于小世界网络,具有较小的平均距离和较高的聚类系数等特征^[1];文献[2]和[3]分别提出了电气介数指标和潮流介数指标,并用于连锁故障关键线路的辨识;文献[4]则以复杂网络特征建立决策表,结合层次聚类法和决策树方法提取规则并计算其分布概率,建立线路脆弱性的层次风险模型,实现线路脆弱风险水平的综合分析。

2001年, Dobson 等提出了 OPA 模型^[5],验证了电力系统具有复杂系统自组织临界性的宏观特征;文献[6]通过定义同配性指标来匹配线路的负载率和脆弱性,结合平均负载率和潮流熵对系统自组织临界性进行识别;文献[7]研究了承载熵与电网自组织临界性的定性关系,在此基础上提出了考虑电网承载熵的连锁故障综合防御策略;文献[8]则利用学习向量量化神经网络来建立加权潮流熵、网络拓扑熵和风电波动熵等物理指标与自组织临界态之间的映射关系,避免传统辨识方法多次仿真和主观干预等问题。

复杂网络理论和复杂系统熵理论为把握连锁故障发展态势提供了一系列评估指标。各类电网特性指标从拓扑分析、潮流分布等不同角度来评估连锁

故障下电力系统运行状态的脆弱程度,然而现有研究尚未进一步分析这些指标与连锁故障负荷损失之间的关联关系,因此难以统一评价这些指标对连锁故障后果的启示作用。

本文首先基于多层时序演化仿真模型构建连锁故障仿真平台,生成连锁故障样本数据;然后选取电气状态指标、网络结构指标和有序分布指标来构成电网特性指标集合,对连锁故障的负荷损失后果进行非参数关联性分析;接着采用非参数独立性筛选 NIS (Nonparametric Independence Screening) 方法进行指标评价和筛选,辨识可用于衡量电网运行状态恶化和连锁故障规模的电网特性指标;进一步基于 Group Lasso 非参数回归方法获取电网特性指标对于负荷损失的关联规则,对大停电事故规模具有较强影响的各个电网特性指标进行关联分析。将上述思路和方法应用于西南某省级电网,验证了本文所提思路与方法的有效性。

1 连锁故障仿真与电网特性指标

1.1 多层时序演化模型

要挖掘连锁故障发展过程中能够反映连锁故障后果的电网特性指标,需要对大量连锁故障样本进行统计与分析。然而世界范围内的连锁故障事件数据获取较难且样本数量较少,只能通过模型仿真得到所需的连锁故障样本数据。目前较为成熟的模型有 OPA 模型^[9]、隐性故障模型^[10]、状态转移模型^[11]等。综合上述模型的特征和优点,文献[12]进一步提出了多层时序演化模型,该模型有效验证了电网自组织临界性,同时可辨识电网微观薄弱环节。

本文采用多层时序演化模型进行连锁故障仿真。该模型包含模拟连锁故障发展与传播的运行内层、模拟系统运行状态变化的时序中层和模拟系统升级的演化外层,其连锁故障仿真流程框架如图 1

收稿日期: 2017-04-23; 修回日期: 2018-04-23

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51437003, 51207098)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51437003, 51207098)

所示,本文不再对其技术细节进行赘述。

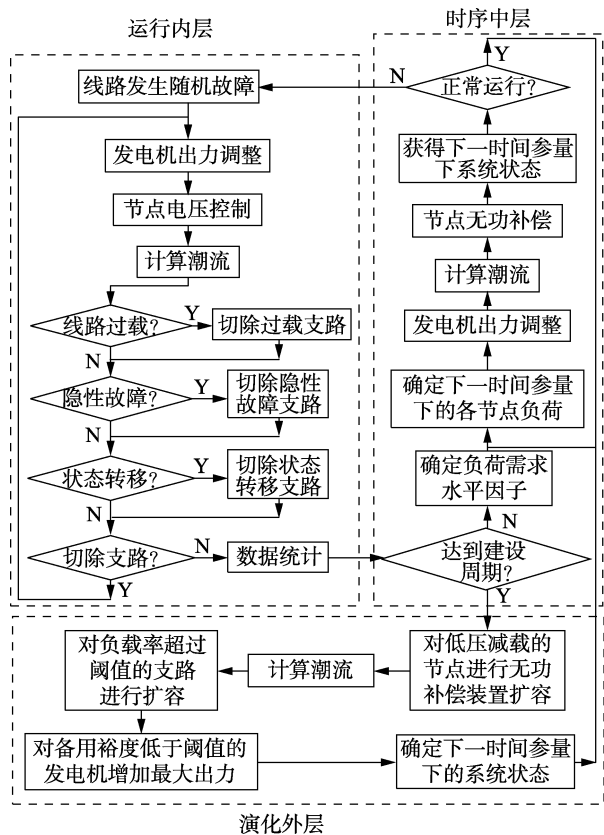


图1 基于多层时序演化模型的连锁故障仿真流程图

Fig.1 Flowchart of cascading failure simulation based on multi-layer time-series evolution model

1.2 电网特性指标

在连锁故障过程中,各类电网特性指标均随着故障发展路径以及系统运行状态的差异而发生变化,如果能从大量样本中进行统计分析得到各类指标与大停电事故负荷损失的定量关联,将有助于准确把握系统运行状态的脆弱水平,并对大停电风险进行及早预警。本文选取表1所示3类共计9个电网特性指标(其计算公式见附录)进行连锁故障负荷损失后果的关联因素分析。特性指标分别从电气状态、网络结构和潮流分布3个方面来衡量连锁故障发展过程中任一运行断面下系统的运行状态和安全水平。

表1 电网特性指标

Table 1 Performance indexes of power grid

类型	特性指标	符号	描述	已有应用简述
电气状态量	线路平均负载率	μ	综合反映当前系统负载水平的指标	广泛应用于电力系统对于电网状态描述的研究中,并且是大量研究的基础性指标
	节点平均电压	v	综合反映当前系统电压水平的指标	
	网络同配系数	R	表示网络中节点连接的倾向性	改进后用作电力系统自组织临界性识别
网络结构量	网络聚类系数	C	反映网络节点聚集程度	作为评价电网小世界特性的重要特征
	最短路径长度平均值	L	以电抗作为边权,反映了系统全局电气距离特征	
	平均节点度数	D	反映网络节点平均连接程度	电力系统复杂网络特性研究重要指标
	平均节点功率度数	D_s	反映节点功率注入的网络特征	
有序分布量	潮流熵	H_μ	反映线路负载有序程度	用于复杂电网自组织临界态判断
	承载熵	H_w	反映系统线路负载与网络结构匹配有序程度	综合反映系统结构、状态的匹配性

除单级故障后的电网特性指标以外,指标在连锁故障发展过程中的变化情况亦可能包含着系统弱化和故障终态的关键信息,故还应观察在连锁故障过程中指标数值的平均值 x_p 、标准差 x_b 、变化幅值 x_f 以及故障前后的变化数值 x_a :

$$x_p = \frac{\sum_{m=1}^M x_m}{M} \quad (1)$$

$$x_b = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (x_p - x_m)^2} \quad (2)$$

$$x_f = \max(x_m) - \min(x_m) \quad (3)$$

$$x_a = x_M - x_0 \quad (4)$$

其中, x 为所关注的任一电网特性指标, x_m 为第 m 级故障后的值; M 为该次连锁故障事故链的总级数,当仅观察前 δ 级故障指标的变化情况时,取 $M = \delta$ 。

采用多层时序演化模型进行连锁故障仿真,计算9个电网特性指标在故障过程中的上述4项统计值,以 $9 \times 4 = 36$ 个特征属性和故障最终负荷损失(目标属性)来表征一个连锁故障样本,反复进行连锁故障仿真形成样本集合,用于后续关联分析。

2 非参建模分析方法

上节给出了连锁故障仿真模型及用于反映电网安全状态的特性指标。各类电网特性指标与连锁故障负荷损失的关联性质缺乏先验知识,难以直接建模分析。非参建模分析方法不需预先给定准确的回归模型即可对线性/非线性关联关系进行逼近和显性表达,有助于更直观地分析电网特性指标与连锁故障负荷损失的关系。本文首先采用 NIS 方法实现电网特性指标初步提取,然后利用 Group Lasso 非参数回归方法确定这些指标与负荷损失的定性关系,最后给出分析结论。

2.1 基于 NIS 法的特性指标初步提取

考虑到并非所有电网特性指标都与负荷损失具有强关联,因而在综合考虑多种特性指标前需首先剔除弱关联指标。在离线仿真所得数据的基础上,采用 NIS 方法^[13]剔除弱关联指标。

NIS 法的基本原理是就各个特征属性对目标属性逐一进行一元非参数回归,采用残差平方和 RSS (Residual Sum of Squares) 指标来评价其回归误差并排序。RSS 越小,特征属性与目标属性相关性越强,最后根据相关性大小,依次提取关联特征属性。本文采用如式(5)所示的 B 样条函数(basis-spline)作为拟合函数进行非参数回归。

$$y = \bar{y} + \varepsilon_i = f_i(x_i) + \varepsilon_i = \sum_{j=1}^{d_i} \beta_{ij} \phi_{ij}(x_i) + \varepsilon_i \quad (5)$$

其中, y 为目标属性(连锁故障负荷损失); x_i 为第 i 个特征属性(即第 i 个电网特性指标); $\bar{y}$ 为回归函数 f_i 对 y 的估计; ε_i 为估计误差; ϕ_{ij} 为基函数,B 样条函数由其线性表出; β_{ij} 为一元非参数回归分析中待求取的基函数系数; d_i 为 B 样条函数的自由度,其一方面决定了基函数的个数,另一方面决定了基函数在取值区间的 d_i-2 等分点上进行插值。

自由度的取值对回归精度有影响。为了寻找最优自由度,可预先给定自由度取值集合 $\sum_d$,逐一取值进行十折交叉验证(10-fold cross-validation),计算回归函数 f_i 的 RSS 并以最小 RSS 值来确定最优自由度。本文设 $\sum_d = \{d \mid 3 \leq d \leq 13, d \in \mathbf{Z}\}$ 。

在最优自由度下,针对各个电网特性指标和负荷损失进行基于 B 样条函数拟合的一元非参数回归分析,计算每个最优回归函数的估计误差 RSS 并排序。RSS 越小说明拟合效果越好,该电网特性指标与负荷损失关联度越大。根据特性指标的 RSS 排序图,选择 RSS 值最大的跳跃点作为截断点,剔除弱关联指标,从而得到关联特性指标集合,可进一步实施关联特性指标对负荷损失的多元回归分析。

2.2 基于 Group Lasso 的特性指标与负荷损失回归分析

2.1 节对电网特性指标进行了初步筛选,得到了关联特性指标集合。但是 NIS 仅对各个特性指标与负荷损失量的关联关系进行了一对一的描述,而最终的负荷损失情况不仅与某单一的特性指标相关,而且是由整个系统的状态所决定的。

LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator) 算法^[14]是一种基于 1-范数的多元线性回归方法,可以在参数估计的同时实现变量的选择,较好地解决回归分析中的多重共线性问题。然而实际问题常为非线性问题,因此 Huang 等人提出了用于非参数相加性模型的 Group Lasso 算法^[15]。Group Lasso 算法设非参数相加性模型如式(6)所示。

$$\bar{y} = \alpha + \sum_{i=1}^p f_i(x_i) = \alpha + \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^{d_i} \beta_{ij} \phi_{ij}(x_i) \quad (6)$$

其中, p 为经过 NIS 筛选得到的关联电网特性指标个数; α 为多元非参数回归的待求常数项。各特性

指标的非参数分量 $f_i(x_i)$ 保持其在 NIS 阶段的最优自由度,因此其自由度 d_i 和各基函数 ϕ_{ij} 保持不变,系数 β_{ij} 则需要多元非参数回归分析中重新求取。

基于 Group Lasso 的多元非参数回归可表为以下优化问题:

$$(\hat{\alpha}, \hat{\beta}) = \operatorname{argmin} \left\{ \sum_{n=1}^N \left[y_n - \alpha - \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^{d_i} \beta_{ij} \phi_{ij}(x_{in}) \right]^2 + \lambda \sum_{i=1}^p \|\beta_i\|_2 \right\} \quad (7)$$

$$\text{s.t. } \sum_{n=1}^N \sum_{j=1}^{d_i} \beta_{ij} \phi_{ij}(x_{in}) = 0 \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (8)$$

其中, $(\hat{\alpha}, \hat{\beta}) = \operatorname{argmin} \{\cdot\}$ 表示 $\hat{\alpha}, \hat{\beta}$ 为使得等号右边大括号内取最小值时的参数最优解; $\beta = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p]$ 为系数矩阵, $\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{id_i}]$ 为第 i 个相加项(B 样条关联函数)的系数向量; λ 为惩罚参数,当 λ 取值不断增大时,会有一些属性的系数向量 β_i 的模解为 0,该属性就会从拟合模型中被剔除。

易知 Group Lasso 的功能是可以进行多元自由形式的非参数回归拟合,并在拟合过程中自动剔除部分不显著影响的属性。因此本节采用 Group Lasso 算法,将之前 NIS 筛选出的关联特征属性对目标属性进行多元回归拟合。惩罚参数 λ 的取值同样是在给定取值集合 $\sum$ 中逐一进行交叉验证后以最小 RSS 值来决定。本文设 $\sum = \{\lambda \mid \lambda = 0.5z, 1 \leq z \leq 10, z \in \mathbf{Z}\}$ 。

根据回归结果,得到关联特征属性与负荷损失百分比之间具有式(6)所示的数学关系式。通过该关系式可以在关联特征属性组成的取值空间内进行负荷损失的计算或预测,亦可分析各个电网特性指标对负荷损失的定性关系和影响趋势。

3 算例

3.1 仿真设置与特征量数据获取

在 Netbeans 编程环境下,采用 Java 语言对 BPA 进行二次开发,实现了多层时序演化模型,并形成了仿真数据产生与指标计算的软件平台。由于标准节点系统规模较小,不便于产生多级连锁故障样本,因此采用西南某省级电网进行连锁故障仿真。为了提高样本产生效率,缩短仿真总耗时,同时激发电网连锁故障特性,将线路初始随机故障概率选取为 0.001^[9,13]。算例电网数据与仿真参数如表 2 所示。

选取负荷损失超过 0.5% 的故障作为样本数据,并将截止至故障级数范围为 $4 \leq m \leq 10$ 的特征量数据进行统计,统计结果如表 3 所示。“完整故障数据”样本可用于研究连锁故障负荷损失与电网特性指标的关联关系,由此来辨识能够准确反映电网运

表2 算例电网数据与仿真参数

Table 2 Data of power grid and simulation parameters

电网数据	数值	仿真参数	数值
节点数	762	无功补偿门槛值	0.9
支路数	1 082	过流保护整定负载率	1.0
总负荷/MW	13 527	隐形故障门槛负载率	0.5
装机容量/MW	21 562	线路初始故障概率	0.001
最高电压等级/kV	500	仿真样本总数	10 000

表3 样本数据统计情况

Table 3 Statistics of sample data

样本类型	总数	样本类型	总数
截止4级故障数据	2 701	截止8级故障数据	1 603
截止5级故障数据	2 453	截止9级故障数据	1 459
截止6级故障数据	2 233	截止10级故障数据	1 369
截止7级故障数据	1 999	完整故障数据	4 006

行状态恶化和连锁故障规模的电网特性指标;“截止 m 级故障数据”样本则是用于研究电网特性指标随连锁故障发展而自身变化的一致性,如果能够得出较强的定性判断,那么在连锁故障前中期可根据相应特性指标预测故障后果,及时采取防御措施,减少最终负荷损失。

3.2 基于NIS法的特征属性筛选

对于表3所述8类连锁故障样本数据,分别采用NIS方法计算其各电网特性指标对负荷损失的回归误差RSS如图2(a)所示。观察图2(a)可知,随着故障级数增加,回归误差RSS逐渐减小,这说明各特性指标的监视窗口长度(故障级数)越是接近完整故障链的故障级数,则越能够反映与负荷损失的关系。由于“完整故障数据”样本下的NIS分析结果具有较强的差异性,因此可按照“完整故障数据”样本下的回归误差RSS来对电网特性指标进行排序,“完整故障数据”下特征指标RSS值排序结果如图2(b)所示,其中横坐标仅代表属性的排名。

观察图2(b)可得,“完整故障数据”下弱关联指标的最大RSS值为78.5,以最大RSS值的1/2作为NIS筛选阈值(即39.25),那么得到前25个特性指标作为后续Group Lasso分析的特征集合。其余故障链数据选择同样的25个电网特性指标,方便后续对比分析特征属性对于目标属性的影响。

3.3 基于Group Lasso的回归分析

在3.2节的基础上,对筛选出的特征属性采用Group Lasso非参数回归方法进行回归拟合后,将获得目标属性与二次筛选后关联特征属性之间的关联规则,关联规则可用于预测负荷损失值。以负荷损失实际值与关联规则预测值表征样本数据,在二维坐标系上描绘样本散点图如图3所示(图中横、纵轴均指负荷损失比例)。由图3可知,样本散点基本位于 $\bar{y}=y$ 直线附近,说明由Group Lasso方法估计得到的多属性关联规则能较好地逼近连锁故障负荷损失

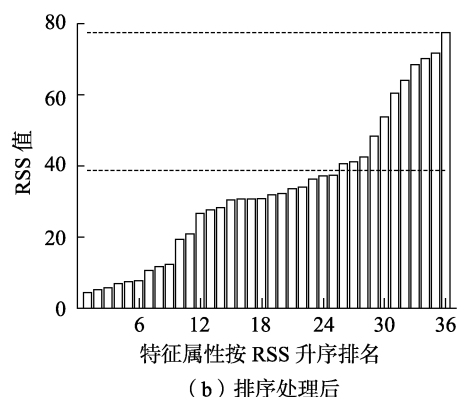
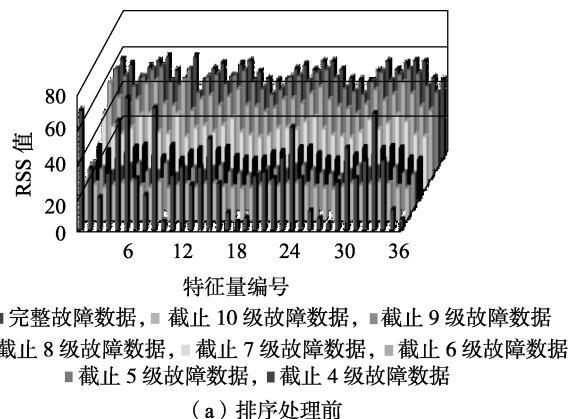


图2 排序处理前、后特征属性RSS值

Fig.2 RSS of characteristic attributes before and after ranking
随电网特性指标变化的数值关联关系。计算拟合值对于实际值的RSS如表4所示。

以“截止4级故障数据”为例,对于总计2 701个样本,多属性关联规则的评估误差的RSS为33.21,那么误差期望即是 $33.21/2\ 701=1.2\%$ (评估误差期望为系统初始负荷总量的1.2%),因此可认为综合考虑多个电网特性指标时关联模型能较准确地预估连锁故障失负荷量。结合图3和表4来看,尽管“截止4级故障数据”和“截止10级故障数据”的拟合效果不如“完整故障数据”的拟合效果,但其RSS不断减小的趋势说明在连锁故障往中后期发展时,由NIS筛选出的电网特性指标对于负荷损失越来越具有指向性,由此可验证NIS方法的有效性。

3.4 特征指标与负荷损失的关联性分析

经过NIS和Group Lasso的非参建模分析后,连锁故障负荷损失的关联模型保留了8个电网特性指标属性。本节展示了这8个电网特性指标与连锁故障负荷损失的关联趋势,以下按属性分类对其进行逐一分析。

a. 电气状态指标与负荷损失的关联性分析。

电气状态量最终剩余特征属性为平均负载率波动幅值,其与负荷损失规模的关联关系如图4所示。对于不同故障阶段,平均负载率指标具有较好的一致性,且随着平均负载率波动幅值指标增加,连锁故障负荷损失规模同步增加。平均负载率波动幅值衡

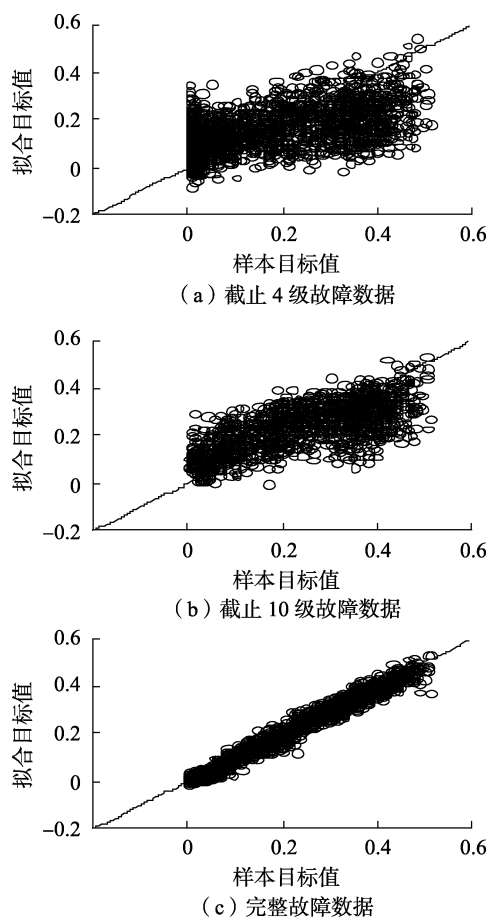


图3 不同故障链数据的特征属性对最终故障负荷损失的拟合效果

Fig.3 Fitting effect of characteristic attribute to final fault load loss for different fault chain data

表4 负荷损失拟合值对于实际值的 RSS

Table 4 RSS of load loss fitting value relative to actual value

样本类型	RSS	样本类型	RSS
截止 4 级故障数据	33.21	截止 8 级故障数据	17.06
截止 5 级故障数据	28.65	截止 9 级故障数据	14.00
截止 6 级故障数据	24.85	截止 10 级故障数据	12.66
截止 7 级故障数据	20.32	完整故障数据	1.32

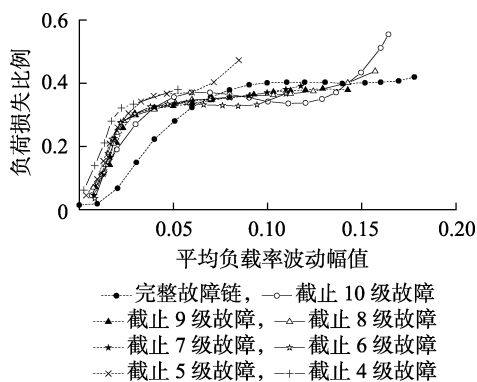


图4 平均负载率波动幅值与负荷损失比例的关联关系

Fig.4 Correlation relationship between average load rate fluctuation amplitude and load loss proportion

量了线路开断引发潮流大范围转移对系统冲击强

度,指标对不同故障阶段的一致性验证了源发故障引发潮流大范围转移的现象主要是在前中期发生,与历次大停电实际情况相符,说明要控制故障的传播,必须在前中期的潮流转移阶段进行有效控制,防止支路负载率的剧烈变化导致的后续连锁故障。

b. 网络结构指标与负荷损失的关联性分析。

网络结构量最终剩余的特征属性为聚类系数平均值、最短路径长度平均值、同配系数平均值、平均节点度数标准差以及平均节点功率度数标准差。图5给出上述网络结构量对负荷损失的关联关系。

由图5(a)可知,完整故障数据集下,随着聚类系数平均值增加,连锁故障负荷损失规模逐步减小,对其他故障级的数据集则关联趋势并不明显,说明聚类系数在连锁故障前中期并不能体现故障传播态势,但从整个连锁故障过程来看则是负相关的,即故障传播和线路连锁开断使得节点电气距离逐渐疏远,拓扑聚集程度下降。

由图5(b)可知,随着最短路径长度增加,连锁故障负荷损失比例亦同步增加。最短路径长度与系统长程连接线路有关,因此上述关联趋势说明在连锁故障过程中损失长程连接线路将使得系统运行资源下降,故障广度更高,因而停电规模更大。

由图5(c)可知,对于不同故障阶段,网络同配系数指标具有较好的一致性,同时,随着网络同配系数指标增大,连锁故障负荷损失规模逐步减小。当连锁开断的线路处于网络链接密集的地区时,电网向着异配网络发展。考虑到网络链接密集区域同时也是隐性故障的风险区,若该区内线路故障开断,潮流转移关系复杂,继电保护动作规则难以适应异配网络的潮流分布状态,因而对故障传播与发展起着推波助澜的作用,因此容易造成更大的负荷损失。

由图5(d)、(e)可知,对于不同故障阶段,平均节点度数和平均节点功率度数均具有较好的一致性,同时2类指标均与连锁故障负荷损失规模呈正相关关系。标准差指标反映了电网节点的重要度差异性。当标准差较大时,说明电网同时存在度数较高和度数较低的2类节点,此时电网的结构鲁棒性较差,若高度数节点失效,电能转供路径较少,更容易造成大停电事故。

c. 有序分布与负荷损失的关联性分析。

有序变化量最终剩余的特征属性为潮流熵平均值与承载熵平均值,图6分别给出上述有序变化量对负荷损失的关联关系。

潮流熵值的大小表示了线路上负载率的分布有序情况,由图6(a)可知,对于不同故障阶段,潮流熵指标具有较好的一致性,同时,随着潮流熵指标增加,连锁故障负荷损失规模逐步减少。当电网潮流熵较小时,潮流聚集于少数输电元件中,而能量的聚

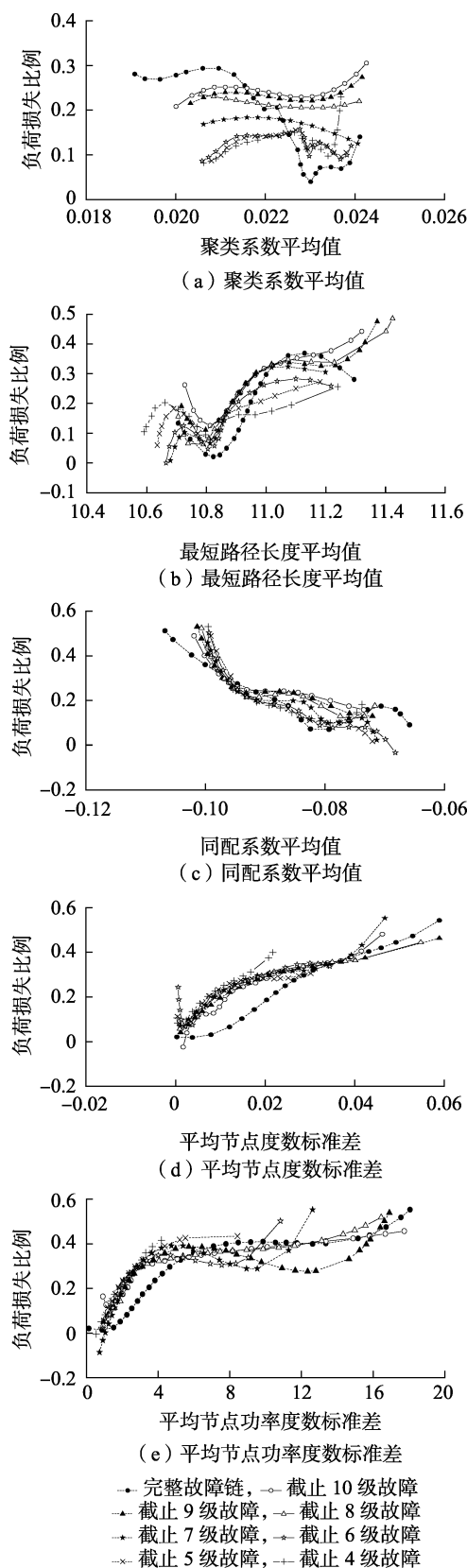


图5 网络结构量与负荷损失比例的关联关系

Fig.5 Correlation relationship between network structural variables and load loss proportion

集效应则有利于运行裕度较低的输电元件发生级联故障,因此更容易造成大停电事故。上述结论与文献[9]的结论相符,即潮流熵值越小,系统距离自组

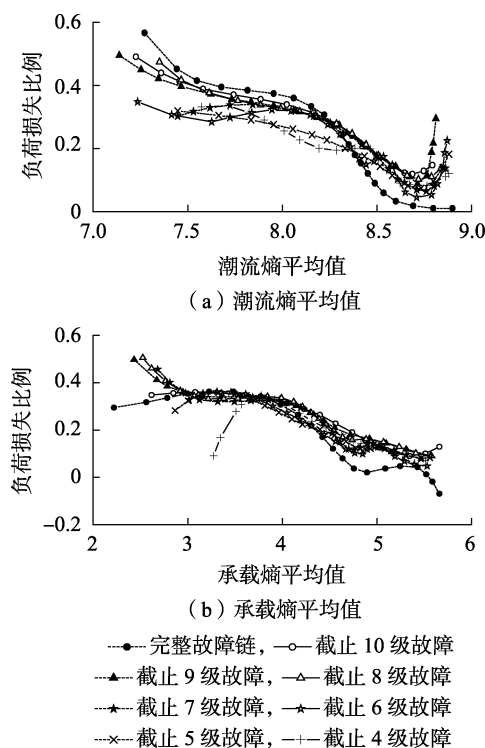


图6 有序变化量与负荷损失比例的关联关系

Fig.6 Correlation relationship between sequential changing variables and load loss proportion

织临界态越远,说明在连锁故障过程中,观察潮流熵的变化确实有助于及时对电网进行预防控制以平抑大停电事故风险。

由图6(b)可知承载熵与潮流熵变化趋势类似,同样与连锁故障负荷损失规模呈负相关关系。承载熵的大小表示系统潮流分布与电网拓扑结构、输电元件负载状态及自身负载能力的匹配有序程度。当电网在 $N-k$ 运行方式下仍具有较高的承载熵值,那么电网自身将具有一定的阻断连锁故障的能力,因而具有较低的停电风险。承载熵指标对连锁故障风险下的电网规划和扩容工作具有一定的启示。

d. 关于负荷损失较低时特征属性数值波动异常的讨论。

在上述关联性分析中,电网特性指标的关联曲线在连锁故障负荷损失规模较低时存在异常波动的现象,与关联曲线整体趋势并不完全一致。这是由于负荷损失规模较低时,连锁故障发展的广度和深度亦较低,其负荷损失受初始工况和源发故障的影响较大,具有强随机性;随着连锁故障广度和深度的扩大,电网内在的结构脆弱性得以显现,因而具有一致性。因此,特征属性在连锁故障前期呈现较强的异常波动是合理的,从整体趋势而言,不应对其特征属性和负荷损失之间的关联性造成影响。

4 结论

为研究电网特性指标与连锁故障停电规模的相

关性,选取9类电网特性指标及其相关统计量作为研究对象,基于多层时序演化模型进行连锁故障的大样本仿真,结合NIS法和Group Lasso的非参建模方法对样本集合进行关联性挖掘分析。以西南某省级电网作为算例电网,得到了如下结论:

a. 基于连锁故障仿真样本分析得到的非参数关联模型能较准确地预估连锁故障发展深度及其造成的停电规模;

b. 所提非参建模方法有效辨识了对连锁故障停电规模具有强关联的电网特性指标并揭示其关联趋势;

c. 由于强关联的电网特性指标与连锁故障负荷损失风险具有明确的、单调的关联趋势,因此通过优化电网拓扑和/或运行方式可降低大停电事故风险。

考虑连锁故障风险,基于电网特性指标优化的电网扩容规划策略和风险平抑控制策略是下一阶段的研究重点。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] WATTS D J, STROGATZ S H. Collective dynamic of "small-world" networks[J]. Nature, 1998, 393(4): 440-442.
- [2] 徐林, 王秀丽, 王锡凡. 电气介数及其在电力系统关键线路识别中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(1): 33-39.
XU Lin, WANG Xiuli, WANG Xifan. Electric betweenness and its application in vulnerable line identification in power system[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(1): 33-39.
- [3] 刘文颖, 梁才, 徐鹏, 等. 基于潮流介数的电力系统关键线路辨识[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(31): 90-98.
LIU Wenying, LIANG Cai, XU Peng, et al. Identification of critical line in power systems based on flow betweenness[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(31): 90-98.
- [4] 苏慧玲, 李扬. 基于电力系统复杂网络特征的线路脆弱性风险分析[J]. 电力自动化设备, 2014, 34(2): 101-107.
SU Huiling, LI Yang. Line vulnerability risk analysis based on complex network characteristics of power system[J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 34(2): 101-107.
- [5] DOBSON I, CARRERAS B A, LYNCH V E, et al. An initial model for complex dynamics in electric power system blackouts[C]//Proceedings of the 34th Annual Hawaii International Conference on System Sciences. Maui, HI, USA: [s.n.], 2011: 710-718.
- [6] 曹一家, 张宇栋, 林辉, 等. 基于同配性的电力系统自组织临界性识别[J]. 电力自动化设备, 2013, 33(7): 6-11.
CAO Yijia, ZHANG Yudong, LIN Hui, et al. Power system self-organized criticality recognition based on assortativity[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(7): 6-11.
- [7] 刁塑, 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.
- [8] 但扬清, 刘文颖, 朱艳伟, 等. 含大规模风电集中接入的电网自组织临界态辨识[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(5): 127-133.
DAN Yangqing, LIU Wenying, ZHU Yanwei, et al. Self-organized critical state identification of power grid with centralized integration of large-scale wind power[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(5): 127-133.
- [9] 梅生伟, 何飞, 张雪敏, 等. 一种改进的OPA模型及大停电风险评估[J]. 电力系统自动化, 2009, 32(13): 1-5.
MEI Shengwei, HE Fei, ZHANG Xuemin, et al. An improved OPA model and the evaluation of blackout risk[J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 32(13): 1-5.
- [10] CHEN J, THORP J S. Cascading dynamics and mitigation assessment in power system disturbances via a hidden failure model[J]. Electrical Power and Energy System, 2005, 27(4): 318-326.
- [11] 吴文可, 文福拴, 薛禹胜, 等. 基于马尔可夫链的电力系统连锁故障预测[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(5): 29-37.
WU Wenke, WEN Fushuan, XUE Yusheng, et al. A Markov chain based model for forecasting power system cascading failures[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(5): 29-37.
- [12] 刁塑, 刘友波, 刘俊勇, 等. 电力系统连锁故障的多层时序运行演化模型与应用[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(增刊1): 82-92.
DIAO Su, LIU Youbo, LIU Junyong, et al. Cascading failure feature analysis based on time-series operation evolution model[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(Supplement 1): 82-92.
- [13] FAN J, FENG Y, SONG R. Nonparametric independence screening in sparse ultra-high-dimensional additive models[J]. Journal of the American Statistical Association, 2011, 106(494): 544-577.
- [14] TIBSHIRANI R. Regression shrinkage and selection via the Lasso[J]. J. Roy. Statist. Soc. (B), 1996, 58(1): 267-288.
- [15] HUANG J, HOROWITZ J L, WEI F. Variable selection in nonparametric additive models[J]. Annals of Statistics, 2010, 38(4): 2282.

作者简介:



刘挺坚

刘挺坚(1990—),男,广东佛山人,博士研究生,主要研究方向为电力系统安全稳定性(E-mail: liutingjian@stu.scu.edu.cn);

刘友波(1983—),男,四川成都人,副教授,博士,主要研究方向为电网连锁故障与脆弱性、电力系统大数据技术等(E-mail: liuyoubo@scu.edu.cn);

刁塑(1990—),男,四川泸州人,硕士,主要研究方向为电网连锁故障与脆弱性(E-mail: dekker_diao@foxmail.com)。

(下转第161页 continued on page 161)

预防控制方法研究[D]. 北京:中国电力科学研究院,2013.

REN Lingyu. Study on transient stability preventive control based on trajectory sensitivity and quadratic programming[D]. Beijing: China Electric Power Research Institute, 2013.

- [16] XU Yan, DONG Zhaoyang, ZHAO Junhua, et al. Trajectory sensitivity analysis on the equivalent one-machine-infinite-bus of multi-machine systems for preventive transient stability control[J]. IET Generation, Transmision & Distribution, 2015, 9(3): 276-286.

- [17] 赵晋泉, 钱莉, 陈刚. 一种基于EEAC和轨迹灵敏度的暂态稳定约束最优潮流模型与方法[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(9): 9-14.

ZHAO Jinquan, QIAN Li, CHEN Gang. A novel EEAC and sensitivity based model and algorithm of transient stability constrained optimal power flow[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(9): 9-14.

- [18] 田芳, 于之虹, 严剑峰, 等. 大电网安全评价体系及其评价指标体系的研究技术报告[R]. 北京:中国电力科学研究院, 2010.

- [19] 史东宇, 陈继林, 鲁广明, 等. 在线安全分析及预警实用化研究[R]. 北京:中国电力科学研究院, 2013.

作者简介:



田芳

田芳(1973—),女,湖北监利人,教授级高级工程师,博士,研究方向为电力系统分析与控制、电力系统数字仿真(E-mail: tianf@epri.sgcc.com.cn);

周孝信(1940—),男,山东蓬莱人,教授级高级工程师,中国科学院院士,中国电力科学研究院名誉院长,研究方向为电力系统分析与控制、电力系统仿真以及FACTS技术等;

于之虹(1975—),女,安徽寿县人,教授级高级工程师,博士,研究方向为电力系统安全稳定评估与控制、仿真分析技术等。

Optimization method of transient stability preventive control based on sensitivity analysis and time domain simulation

TIAN Fang, ZHOU Xiaoxin, YU Zhihong

(State Key Laboratory of Power Grid Safety and Energy Conservation, China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China)

Abstract: A new solution is provided for optimizing the transient stability preventive control by linearizing the transient stability constraints according to CCT(Critical Clearing Time) sensitivity, which simplifies the solving process of TSCOPF(Transient Stability Constrained Optimal Power Flow) problem. To solve the time-consuming problem of calculating the CCT sensitivity of a large-scale power system, the standby generator screening method with the line active power sensitivity and the parallel computing technology are adopted to improve the calculation efficiency. Simulative results of the WSCC 9-bus benchmark system and the SGCC 9 177-bus power grid show that the proposed method has good optimization effect and engineering practicability.

Key words: transient stability; sensitivity analysis; time domain simulation; preventive control; transient stability constraint; optimal power flow; critical clearing time

(上接第154页 continued from page 154)

Nonparametric correlation analysis of numerical feature for load loss in cascading failure

LIU Tingjian¹, LIU Youbo¹, DIAO Su², LIU Junyong¹, HAN Anbing², XIA Zhiyun²

(1. College of Electrical Engineering and Information Technology, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2. State Grid Luzhou Power Supply Company, Luzhou 646000, China)

Abstract: The numerical correlation between the load loss and power grid performance indexes is studied by nonparametric correlation analysis from the massive simulation data of cascading failures. The simulation platform is firstly built based on the multi-layer time-series evolution model of cascading failures. Three kinds of power grid performance indexes, i.e. electric state indexes, network structural indexes and entropy-based indexes, are then selected as the correlation objects of the load loss caused by cascading failures. The nonparametric independence screening is adopted to screen out the weakly coupled indexes, and Group Lasso nonparametric regression algorithm is further used to determine the nonparametric correlation rule of the load loss against the power grid performance indexes. A case study on a provincial power grid in southwest China demonstrates that the proposed method can identify the performance indexes that have strong correlations with load loss caused by cascading failures. Moreover, the nonparametric correlation rule explicitly reveals the correlation trend between the load loss and power grid performance indexes.

Key words: cascading failure; load loss; performance index of power grid; correlation analysis; nonparametric independence screening; Group Lasso nonparametric regression

附 录

1. 电气状态指标

在连锁故障过程中提取常用的支路平均负载率与节点平均电压作为描述当前系统状态的电气量。

a. 支路平均负载率 μ ，是综合反映当前系统负载水平的指标。

$$\mu = \frac{\sum_{j=1}^l \left| \frac{S_j}{S_{j\max}} \right|}{l} \quad (1)$$

其中， l 为线路总条数； S_j 为线路 j 上流过的功率； $S_{j\max}$ 为线路 j 的功率极限。

b. 节点平均电压 v ，是综合反映当前系统电压水平的指标。

$$v = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{V_i}{V_{iN}} \right|}{n} \quad (2)$$

其中， n 为系统节点总数； V_{iN} 为节点 i 的额定电压； V_i 为节点 i 的实际电压。

2. 网络结构指标

以电抗作为边权，形成加权网络 G ，计算平均聚类系数、同配系数、平均最短路径长度和节点平均功率度数等网络结构量。

a. 平均聚类系数 C ，是反映网络节点聚集程度的指标，是评价网络小世界特性的重要特征。

$$C = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{2b_i}{z_i(z_i-1)}}{n} \quad (3)$$

其中， z_i 为节点 i 的邻居节点数量； b_i 为对应的邻居节点间的边数。

b. 同配系数 R ，表示网络中节点连接的倾向性，其被改进后用作电力系统自组织临界性识别。

$$R = \frac{l^{-1} \sum_j q_j e_j - \left[l^{-1} \sum_j \frac{1}{2} (q_j + e_j) \right]^2}{l^{-1} \sum_j \frac{1}{2} (q_j^2 + e_j^2) - \left[l^{-1} \sum_j \frac{1}{2} (q_j + e_j) \right]^2} \quad (4)$$

其中， q_j 和 e_j 分别为线路 j 两端节点的度数； R 为该网络的同配系数，且 $-1 \leq R \leq 1$ ，当 $R > 0$ 时，表示网络中高度数节点倾向于与高度数的节点相连，当 $R < 0$ 时，则高度数节点倾向于与低度数节点相连， $R=0$ 时，该网络是绝对随机连接。

c. 平均最短路径长度 L ，在输电网络中，以电抗作为边的权重，反映了系统全局电气距离特征。

$$L = \sum_{f,t \in G} \frac{s(f,t)}{n(n-1)} \quad (5)$$

其中， f 、 t 分别为网络 G 中的一个节点对的起始节点和目的节点； $s(f,t)$ 为该节点对的最短路径长度。

d. 平均节点度数 D ，反映网络节点平均连接程度。

$$D = \frac{n}{l} \quad (6)$$

e.平均节点功率度数 D_s ，传统网络度数并不具有任何电气特征，故在其基础上构造了功率度数来反映节点功率注入的网络特征。

$$D_s = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{\sum_j |S_{ij}|}{d_i}}{n} \quad (7)$$

其中， S_{ij} 为与节点 i 相连的线路 j 的上功率； d_i 为节点 i 的度数。

3.有序分布指标

除能够直接测量或计算的特征指标外，还有大量研究对系统中电气量的有序分布程度进行研究，并发现潮流熵、承载熵这类表示电气特征量混乱程度的指标对于连锁故障亦有影响。

a.潮流熵 H_μ ，反映线路负载有序程度的指标。

$$H_\mu = -\text{Cont} \sum_{J_\mu=1}^{N_\mu} P_\mu(J_\mu) \ln P_\mu(J_\mu) \quad (8)$$

其中， N_μ 为不同负载率的区间总数； $P_\mu(J_\mu)$ 为负载率属于区间 J_μ 内的线路比例；Cont 一般为常数，本文中取 10。

b.承载熵 H_w ，反映系统线路负载与网络结构匹配有序程度的指标。

$$H_w = -\text{Cont} \sum_{J_w=1}^{N_w} P_w(J_w) \ln P_w(J_w) \quad (9)$$

其中， N_w 为不同承载系数的区间总数； $P_w(J_w)$ 为承载系数属于区间 J_w 内的线路比例。