

基于随机矩阵理论의交直流输电通道线损 大数据关联特性分析

王奇¹, 庄远灿², 阎帅¹, 朱建全², 蔡延雷¹, 刘明波²

(1. 中国南方电网 超高压输电公司检修试验中心, 广东 广州 510663;

2. 华南理工大学 电力学院, 广东 广州 510640)

摘要: 基于随机矩阵理论对西电东送交直流输电通道线损率的关联特性进行分析。首先, 利用线损大数据构建出实验矩阵数据源与对比矩阵数据源, 并通过滑动窗口分别对这2类数据源进行滑动取样; 其次, 将平均谱半径作为关联特性的量化指标, 计算出实验矩阵与对比矩阵的平均谱半径以量化线损率之间的关联特性; 最后, 对南方电网“八交八直”输电通道的线损大数据进行分析, 结果表明所提方法能定量描述线损率与状态量及不同通道的线损率之间的关联特性。

关键词: 输电通道; 线损率; 关联特性; 随机矩阵理论; 平均谱半径

中图分类号: TM 711

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2018.05.010

0 引言

线损率是电网运行、管理的一项重要经济指标。随着南方电网“八交八直”超高压输电通道的建设, 西电东送的格局基本完成。大量电能的远距离输送, 将产生较大的线损。对线损与系统状态及不同输电通道之间的线损的关联特性进行分析, 有利于把握其变化规律, 为线损管理提供依据^[1-3]。

目前有关电力线损的研究主要集中在在线损的计算方面。文献[4]提出一种基于准实时数据的智能配电网理论线损计算方法。文献[5]基于改进 K-means 聚类算法对台区进行分类, 并采用 BP 神经网络进行线损计算。文献[6]分析了配电网损耗产生机制, 并提出基于实测数据的线损计算方法。文献[7]采用灰色模型与神经网络组合的方法对线损率进行预测。为了进一步揭示线损的变化范围, 文献[8]提出了配电网的极限线损分析方法, 但是该方法过于依赖经验, 所得结果的有效性有待商榷。从已有的文献看, 有关线损关联特性分析的研究还未见报道。

南方电网超高压计量自动化系统的快速建设, 为各个输电通道的线损关联特性分析提供了数据条件。该系统是一个电能数据集成应用平台, 可接收厂站、重要大客户和部分低压客户的电能、负荷数据, 实现分区、分线、分压电能分析和线损计算。

按计划, 2020 年该系统将实现 60 座 500 kV 及以上变电站(换流站)约 2 500 个计量点的电能量数据采集。如何对数据中蕴含的重要信息进行提取与处理, 是线损关联特性分析的关键问题。

目前, 电力系统已经进行了一些关联特性的研究, 为线损的关联特性分析提供了借鉴。文献[9]通过建立风速与风电场储能容量之间的相关性模型以分析两者之间的关联特性。文献[10]对输变电线路运行参数之间的关联规则进行挖掘, 并将其应用于线路状态预测。文献[11]提出了基于数据特征选择的关联规则挖掘方法, 并用于诊断中压配电网分支线断线不接地故障。文献[12]采用关联规则挖掘技术挖掘出运行可靠性主要指标与各影响因素间的强关联关系, 并用于分析配电网运行可靠性。文献[13]提出了一种改进的灰色关联分析方法对电力负荷的影响因素进行量化分析。上述方法各有特点, 但在线损关联特性分析上还存在 2 方面的问题: 一是依赖于精确的数学模型; 二是能处理的样本数量比较有限, 难以进行大数据情况下的关联特性分析。

随机矩阵理论是一种新型的大数据分析方法, 它从数据驱动的角度对问题进行分析, 不依赖具体的物理模型^[14-15]。该理论通过对复杂系统的能谱和本征态进行统计, 揭示实际数据中整体关联的行为特征, 从而实现对复杂系统的网络结构和性质的分析。随机矩阵理论已在量子物理、金融工程、医疗等多个领域的大数据分析中发挥了重要作用。近几年该理论也在电力系统领域得到了越来越多的关注, 并在电力系统稳定分析等方面得到了成功的应用^[16-17]。

基于上述的分析, 本文利用随机矩阵理论对大数据条件下的交直流输电通道的线损关联特性进行分析, 并在南方电网“八交八直”输电通道进行实际

收稿日期: 2018-02-03; **修回日期:** 2018-03-26

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51307064); 中国南方电网公司科技项目(CG YKJXM00000032); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2017ZM0022)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51307064), the Science and Technology Project of CSG(CG YKJXM00000032) and the Fundamental Research Funds for the Central Universities(2017ZM0022)

应用,为线损管理提供依据。

1 随机矩阵理论

1.1 随机矩阵理论简介

随机矩阵理论的研究起源于原子核物理领域^[18]。对于一个 $m \times n$ 的矩阵,若其元素均为随机变量,则称为随机矩阵。当随机矩阵的行数 m 和列数 n 趋于无穷大且行列比值保持恒定时,随机矩阵的经验谱分布函数具有很多优良的特性,如整圆律、M-P 律、单环定理等。虽然理论上要求矩阵的维数接近于无穷大才能满足趋于收敛的条件,但研究表明,在实际应用过程中,矩阵的维数在几十到几百的范围内也可得到较为准确的渐近收敛结果^[19]。

随机矩阵理论通过对矩阵的线性特征值进行计算得到复杂系统的本征,并进一步揭示数据整体的行为特征。线性特征值统计量能反映一个随机矩阵的特征值分布情况。对于随机矩阵 $\mathbf{X}$,其线性特征值统计量定义为:

$$N(\varphi) = \sum_{i=1}^n \varphi(\lambda_i) \quad (1)$$

其中, $\lambda_i (i=1, 2, \dots, n)$ 为随机矩阵 $\mathbf{X}$ 的第 i 个特征值; $\varphi(\lambda_i)$ 为一个测试函数。选择不同的测试函数 $\varphi(\lambda_i)$, 可得到不同的线性特征值统计量。

需要说明的是,随机矩阵理论适合处理大多数的工程问题,特别适合用于分析具有一定随机性的海量数据系统。南方电网超高压计量自动化系统中具有海量的线损数据,且这些数据在测量和传输过程中存在一定的随机性,因而适合采用随机矩阵理论对交直流输电通道的线损关联特性进行分析。

1.2 单环定理

单环定理是随机矩阵的一个基本定律,在工程上具有良好的普适性。若矩阵 $\hat{\mathbf{X}}$ 为一个 N 行 T 列的矩阵,其中每个元素为满足独立同分布的随机变量:

$$\hat{\mathbf{X}} = (\hat{x}_1, \hat{x}_2, \hat{x}_3, \dots, \hat{x}_N)^T$$

根据式(2)对矩阵 $\hat{\mathbf{X}}$ 中的元素进行基本变换处理,得到过渡矩阵 $\tilde{\mathbf{X}}$:

$$\tilde{x}_{i,j} = (\hat{x}_{i,j} - \mu(\hat{x}_i)) \frac{\sigma(\tilde{x}_i)}{\sigma(\hat{x}_i)} + \mu(\tilde{x}_i) \quad (2)$$

$$i=1, 2, \dots, N; j=1, 2, \dots, T$$

其中, $\tilde{x}_i = (\tilde{x}_{i,1}, \tilde{x}_{i,2}, \dots, \tilde{x}_{i,T})$; $\mu(\hat{x}_i)$ 为 $\hat{x}_i$ 的均值; $\sigma(\hat{x}_i)$ 为 $\hat{x}_i$ 的标准差; $\mu(\tilde{x}_i)$ 为 $\tilde{x}_i$ 的均值且有 $\mu(\tilde{x}_i) = 0$; $\sigma(\tilde{x}_i)$ 为 $\tilde{x}_i$ 的标准差且有 $\sigma(\tilde{x}_i) = 1$ 。

对过渡矩阵 $\tilde{\mathbf{X}}$ 进行计算,求取其奇异值等价矩阵 $\tilde{\mathbf{X}}_u$:

$$\tilde{\mathbf{X}}_u = \sqrt{\tilde{\mathbf{X}} \tilde{\mathbf{X}}^T} \mathbf{U} \quad (3)$$

其中, $\mathbf{U}$ 为哈尔酉矩阵。对奇异值等价矩阵,有 $\tilde{\mathbf{X}}_u \tilde{\mathbf{X}}_u^T = \tilde{\mathbf{X}} \tilde{\mathbf{X}}^T$ 。

考虑 L 个奇异值等价矩阵,其矩阵积为 $\hat{\mathbf{Z}} = \prod_{i=1}^L \tilde{\mathbf{X}}_{u,i}$, 对 $\hat{\mathbf{Z}}$ 进行单位化处理,得到标准矩阵 $\tilde{\mathbf{Z}}$:

$$\tilde{z}_i = \frac{\hat{z}_i}{\sqrt{N\sigma(\hat{z}_i)}} \quad i=1, 2, \dots, N \quad (4)$$

其中, $\hat{z}_i = (\hat{z}_{i,1}, \hat{z}_{i,2}, \dots, \hat{z}_{i,N})$; $\tilde{z}_i = (\tilde{z}_{i,1}, \tilde{z}_{i,2}, \dots, \tilde{z}_{i,N})$ 。

当 N 与 T 趋于无穷大且保持 $c=N/T$ 不变时, $\tilde{\mathbf{Z}}$ 的特征值经验谱分布函数为:

$$\rho(\lambda) = \begin{cases} \frac{1}{\pi c L} |\lambda|^{L/2-2} & (1-c)^{L/2} \leq |\lambda| \leq 1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

其中, $c \in (0, 1]$; λ 为 $\tilde{\mathbf{Z}}$ 的特征值。

可见,根据单环定理, $\tilde{\mathbf{Z}}$ 的特征值分布于一个环内,外半径为 1,内半径为 $(1-c)^{L/2}$ 。

2 线损大数据关联特性分析

2.1 量化指标

由第1节可知,单环定理通过矩阵的特征值分布反映其性质。但是单独一个特征值并不能完全体现矩阵的特性,需要将所有特征值利用起来,通过线性特征值统计量体现矩阵的统计特征。因此,本文采用平均谱半径 MSR (Mean Spectral Radius) 这一线性特征值统计量作为关联特性的量化指标。

平均谱半径的定义为矩阵所有特征值的模的平均值,具体计算方法为:

$$\kappa_{\text{MSR}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\lambda_i| \quad (6)$$

平均谱半径采用所有特征值进行计算,能够反映矩阵的迹。根据大数定理与中心极限定理,矩阵的迹可反映矩阵元素的统计特性,并描述数据间的关联特性情况^[20-21]。

2.2 分析步骤

将上述的随机矩阵理论用于线损率关联特性分析,主要包含矩阵构建、数据采样窗口设置和关联特性计算 3 个环节,具体如下所述。

(1) 矩阵构建。

对 n_1 个线损率,经过 T 个时间段的采样后可以得到矩阵 $\mathbf{Z}_{n1} \in \mathbf{C}^{n1 \times T}$ 。同理,可以得到由 n_2 个因素构成的矩阵 $\mathbf{Z}_{n2} \in \mathbf{C}^{n2 \times T}$,其中这些因素的选择由分析目标决定。在分析系统状态变量与线损率的关联特性时,可以选为系统的状态变量;在分析不同输电通道的线损率关联特性时,可以选为各条输电通道的线损率。

通常情况下, n_1 与 n_2 的数量并不完全相同。假

设 $n_1 > n_2$ 的时候,为了防止维数相差过大导致矩阵 $\mathbf{Z}_{n2} \in \mathbb{C}^{n_2 \times T}$ 的作用被弱化,可对 $\mathbf{Z}_{n2} \in \mathbb{C}^{n_2 \times T}$ 进行扩展,具体如式(7)所示。

$$\mathbf{Z}'_{n2} = \begin{bmatrix} \mathbf{Z}_{n2} \\ \mathbf{Z}_{n2} \\ \vdots \\ \mathbf{Z}_{n2} \end{bmatrix}^{(k \times n_2) \times T} \quad (7)$$

其中, k 为不超过 n_1/n_2 的最大整数。

此外,为了避免数据扩展对线损率关联特性分析的影响,对 $\mathbf{Z}'_{n2}$ 引入随机噪声,有:

$$\mathbf{Z}_{n3} = \mathbf{Z}'_{n2} + \mathbf{M}\mathbf{N} \quad (8)$$

其中, $\mathbf{N}$ 为 $(k \times n_2) \times T$ 阶噪声矩阵,服从正态分布; M 为噪声幅值。

噪声幅值偏大或偏小都会影响分析结果。因此在每次分析都采用固定信噪比的方式以进行对比分析。信噪比计算公式为:

$$\rho = \frac{\text{Tr}(\mathbf{Z}_{n3} \mathbf{Z}_{n3}^T)}{\text{Tr}(\mathbf{N} \mathbf{N}^T) \times M^2} \quad (9)$$

其中, $\text{Tr}(\cdot)$ 表示矩阵的迹运算。

在式(9)中,只需要改变 M 值即可实现相同信噪比。通过上述处理,便可以构建线损率的实验矩阵数据源 $\mathbf{Z}$ 以及对比矩阵数据源 $\mathbf{Z}_N$ 为:

$$\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} \mathbf{Z}_{n1} \\ \mathbf{Z}_{n3} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{Z}_N = \begin{bmatrix} \mathbf{Z}_{n1} \\ \mathbf{N} \end{bmatrix} \quad (10)$$

(2) 数据采样窗口设置。

对于 2 个线损率数据源矩阵,分别采用一个 $N_w \times T_w$ 的采样窗口对数据进行采样。具体计算步骤如下:

a. 设定采样窗口的行数 N_w 、列数 T_w 以及滑动步长 l ,其中行数 N_w 与线损率数据源矩阵的行数相同;

b. 从线损率数据源的第 i 个数据开始连续取 T_w 列数据,形成一个新的矩阵;

c. 根据随机矩阵理论单环定理,利用式(2)~(6)对矩阵的平均谱半径进行计算;

d. 保持采样窗口行列不变,以步长 l 逐步移动窗口,重复步骤 b—d,直到线损率数据源内数据序列结束为止。

通过步骤 a—d 可以得到一个随窗口移动的平均谱半径序列。

(3) 关联特性计算。

对构建的线损率实验矩阵数据源 $\mathbf{Z}$ 与对比矩阵数据源 $\mathbf{Z}_N$,通过相同采样窗口分别求取其标准矩阵,并计算标准矩阵的特征值与其平均谱半径 $\kappa_{\text{MSR},Z}$ 和 κ_{MSR,Z_N} 。根据窗口的移动可以得到随时间变化的 $\kappa_{\text{MSR},Z_N}(t)$ 和 $\kappa_{\text{MSR},Z}(t)$ 。

进一步定义线损率的关联特性的变化情况为:

$$d_{\text{MSR}}(t) = \kappa_{\text{MSR},Z_N}(t) - \kappa_{\text{MSR},Z}(t) \quad (11)$$

对 t_1 到 t_2 时间内的关联特性进行综合描述,最终可以得到关联特性指标 s_{MSR} 为:

$$s_{\text{MSR}} = \int_{t_1}^{t_2} d_{\text{MSR}}(t) dt \quad (12)$$

2.3 计算流程

本文基于随机矩阵理论提出了大数据条件下的线损关联特性分析方法,其流程如图 1 所示。

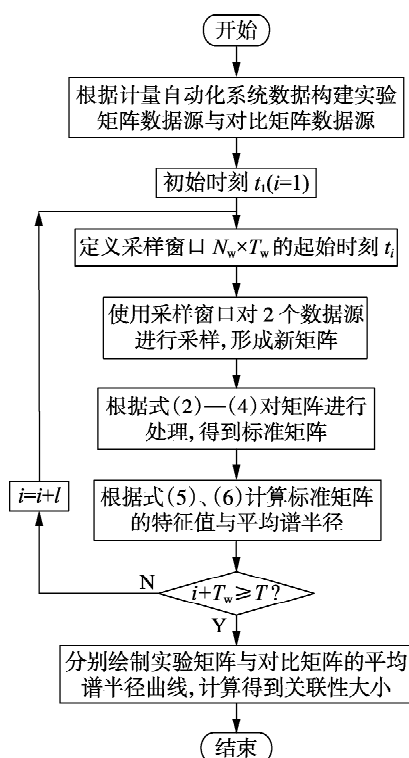


图 1 关联特性分析流程图

Fig.1 Flowchart of relevance characteristics analysis

3 算例分析

本文采用南方电网超高压计量自动化系统采集的“八交八直”输电通道的数据进行仿真分析。理论上,本文所提方法可以适应线损率与各种影响因素的关联特性分析,包括电压、电流、功率、功率因数、形状系数等。但在上述数据中,南方电网超高压计量自动化系统只采集了线损率、电压、电流、功率 4 种数据。因此,本算例只考虑了线损率与电压、电流和功率这 3 种因素的关联特性。数据采集频率为每小时 1 次,时间跨度为 2016 年 7 月至 2017 年 6 月。随机矩阵理论的相关参数设置为: T_w 取 100, N_w 与矩阵数据源行数相等,信噪比取 500,步长 l 取 1。

3.1 算例 1

本算例以牛从甲线直流输电通道为例,分析超高压输电通道的线损率与电压、电流和功率这 3 种

运行状态的关联特性。关联特性曲线如图2所示。

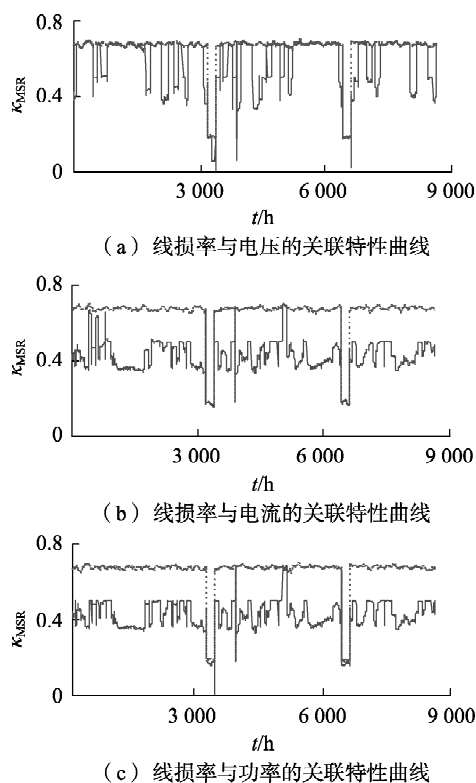


图2 线损率与电压、电流、功率的关联特性曲线

Fig.2 Relevance characteristics curves of line loss rate vs. voltage, current and power

图2中,虚线为对比矩阵的平均谱半径曲线,实线为实验矩阵的平均谱半径曲线。2条曲线之差代表了关联特性的大小变化情况,其差越大,关联特性就越高,反之则关联特性越低。从中可以看出,线损率与电压的关联特性相对较小,与电流、功率的关联特性相对较大。

需要说明的是,图中2条平均谱半径曲线在某些部分会出现较大的突变,这主要是因为计量系统的部分数据缺失或出现了坏数据。但这并不会引起算法的计算稳定性问题,且不影响线损率与系统关联特性的整体判断,这说明随机矩阵理论对坏数据具有一定的适应性。

表1为本文所提方法与传统Pearson相关系数法的计算结果对比情况。从表中可知,本文所提方法计算得到的关联特性指标 s_{MSR} 中,线损率与功率的关联特性指标最大,与电流的关联特性指标次之,与电压的关联特性指标最小,这是符合逻辑的。这是因为,超高压直流输电的电压水平比较稳定,而电流变化较大,且大部分元件的线损主要构成是与电流二次项成正比的可变损耗,因此电流对线损的关联特性远大于电压。又因为功率是电压与电流的综合作体现,因此线损率与功率的关联特性最大。通过这种方式,可以定量分析线损率与各种状态变量的关联特性。

表1 本文所提方法与Pearson法的计算结果比较

Table 1 Comparison of calculation results between proposed method and Pearson method

状态变量	s_{MSR}		
	电压	电流	功率
本文方法	717.08	1 974.9	1 998.3
Pearson法	0.020 3	0.000 4	0.003 2

由表1可知,Pearson相关系数法在计算线损率与3种状态变量的关联特性时,所得的结果都接近0,无法有效反映线损率与各种状态变量的关联特性,可见该方法无法进行大数据情况下的关联特性分析。

3.2 算例2

本算例选取南方电网“八交八直”共16条超高压交直流输电通道的线损率数据进行分析,以揭示这些输电通道之间的关联特性。考虑到在应用随机矩阵理论进行关联特性分析时,需要先定义出数据的种类,即哪些数据为目标数据,哪些数据为作用数据(对目标数据施加影响),本文从2个维度对输电通道之间的关联特性进行全面分析:一是某一输电通道的线损率对其他输电通道的线损率的影响情况;二是其他输电通道的线损率对该输电通道的线损率的影响情况。

(1) 各条输电通道之间关联特性分析。

图3为各条输电通道之间线损率的关联特性曲面图。其中, x 轴的变化反映了某一输电通道受其他输电通道的影响情况; y 轴的变化代表了某一输电通道对其他输电通道的影响情况; z 轴的数据为各条输电通道的关联特性指标 s_{MSR} 的大小,反映了某一输电通道影响其他输电通道或受其他输电通道的影响大小。通过该方法,可以全面实现南方电网“八交八直”输电通道关联特性的量化计算。下文将以此为基础,对输电通道关联特性进行具体分析。

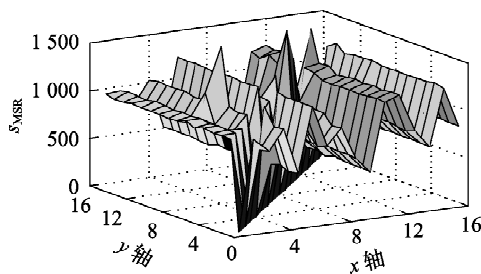


图3 输电通道之间线损率关联特性图

Fig.3 Relevance characteristics diagram of line loss rate between different transmission channels

图4在图3的基础上,进一步计算得到各条输电通道与其他输电通道的关联特性的平均值。其中,关联特性1表示输电通道对其他15条输电通道的影响大小平均值,关联特性2表示输电通道受到其他15条输电通道的影响大小平均值。从中可见,

第 16 条输电通道(贵广交流 2 回)受其他输电通道的影响最大,而它对其它输电通道的影响最小;第 1 条输电通道(贵广交流 4 回)受其他输电通道的影响最小,而它对其他输电通道的影响最大。对于其他输电通道,它们对其他输电通道的影响与其他输电通道对它们的影响基本上呈反向的变化趋势。

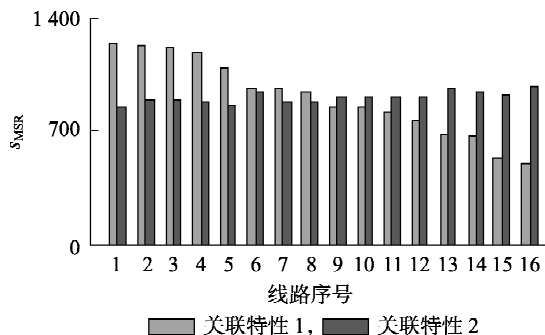


图 4 各条输电通道与其他输电通道的关联特性的平均值

Fig.4 Average value of line relevance characteristics of various transmission channels and other transmission channels

(2) 不同类别的输电通道的关联特性分析。

进一步根据输电通道的类别对图 3 的计算结果进行统计,即将输电通道分为直流与交流 2 类,并分别统计它们的关联特性指标大小的均值,结果如表 2 所示。

表 2 不同类别的输电通道的关联特性指标
Table 2 Relevance characteristics of different types of transmission channels

受影响通道	影响通道	
	直流通道	交流通道
直流通道	940.768 5	866.684 1
交流通道	899.598 0	940.782 0

由表 2 可以看出,同一类别的输电通道的关联特性指标 s_{MSR} 均为 940 左右,而不同类别的输电通道的关联特性指标 s_{MSR} 均小于 900,这说明同一类别的输电通道的关联特性更强。这主要是由输电通道的运行调度方式决定的。

(3) 不同季节的输电通道的关联特性分析。

按季节对图 3 中的关联特性指标进行加和,并计算出其数值在全年的关联特性指标中的占比情况,以分析不同季节的输电通道的关联特性变化情况,结果如图 5 所示。

从图 5 中可以看出,输电通道的关联特性随季节出现一定的变化。其中,春季各条输电通道的关联特性指标的数值占比为 29.2%,显示出该季节各输电通道的关联特性最强。其后依次是夏季、秋季和冬季。

进一步按照输电通道的类别对其关联特性的季节性变化情况进行分析,结果如图 6 所示。从中可以发现,不同类型的输电通道的关联特性在季节上

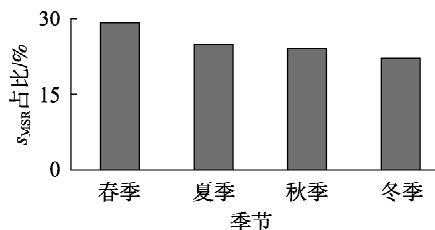


图 5 不同季节的关联特性指标占比

Fig.5 Seasonal distribution of line loss rate relevance characteristics

呈现出不同的变化规律。其中,直流输电通道的关联特性从大到小依次为春季、秋季、夏季、冬季,而交流输电通道的关联特性从大到小依次为春季、夏季、秋季、冬季,这与“八交八直”输电通道总体的关联特性一致。

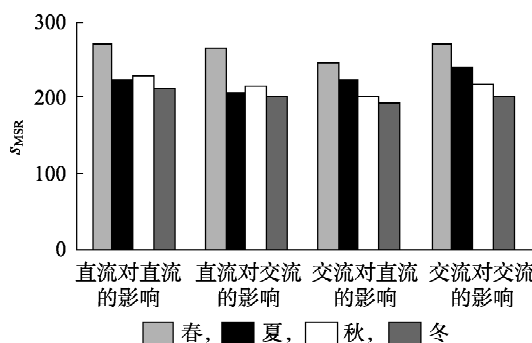


图 6 不同类别的输电通道关联特性指标的季节分布情况

Fig.6 Seasonal distribution of relevance characteristics of different types of transmission channels

4 结论

本文基于随机矩阵理论提出一种线损大数据关联特性分析方法,并在南方电网“八交八直”输电通道进行实际应用,得出主要结论如下:

a. 本文所提方法不依赖于具体的物理模型,能在大数据背景下对线损的关联特性进行量化分析;

b. 在南方电网“八交八直”输电通道中,某一输电通道对其他输电通道的影响与其他输电通道对其的影响呈反向关系,不同类型的输电通道的关联特性小于同种类型的输电通道的关联特性;

c. 南方电网“八交八直”输电通道的关联特性按季节出现一定的变化,其中直流输电通道的关联特性按春季、秋季、夏季、冬季从大到小变化,而交流输电通道的关联特性则按春季、夏季、秋季、冬季从大到小变化。

参考文献:

- [1] 田宏杰. 线损分析预测在供电管理中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(7): 77-80.
TIAN Hongjie. Application of line loss analyzing forecast in power supply management [J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(7): 77-80.

- [2] 马钊,安婷,尚宇伟. 国内外配电前沿技术动态及发展[J]. 中国电机工程学报,2016,36(6):1552-1567.
MA Zhao, AN Ting, SHANG Yuwei. State of the art and development trends of power distribution technologies [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(6): 1552-1567.
- [3] 余南华,陈炯聪,高新华. 广东电网线损“四分”管理的分析与对策[J]. 广东电力,2007,20(11):14-17.
YU Nanhua, CHEN Jiongcong, GAO Xinhua. Analysis of four-ins line loss management of Guangdong power grid and countermeasures against existing problems [J]. Guangdong Electric Power, 2007, 20(11): 14-17.
- [4] 李滨,杜孟远,韦维,等. 基于准实时数据的智能配电网理论线损计算[J]. 电力自动化设备,2014,34(11):123-128.
LI Bin, DU Mengyuan, WEI Wei, et al. Calculation of theoretical line loss based on quasi real-time data of smart distribution network [J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 34(11): 123-128.
- [5] 李亚,刘丽平,李柏青,等. 基于改进 K-Means 聚类 and BP 神经网络的台区线损率计算方法[J]. 中国电机工程学报,2016,36(17):4543-4551.
LI Ya, LIU Liping, LI Baiqing, et al. Calculation of line loss rate in transformer district based on improved K-Means clustering algorithm and BP neural network [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(17): 4543-4551.
- [6] 张恺凯,杨秀媛,卜从容,等. 基于负荷实测的配电网理论线损分析及降损对策[J]. 中国电机工程学报,2013,33(增刊1):92-97.
ZHANG Kaikai, YANG Xiuyuan, BU Congrong, et al. Theoretical analysis on distribution network loss based on load measurement and countermeasures to reduce the loss [J]. Proceeding of the CSEE, 2013, 33(Supplement 1): 92-97.
- [7] 张勤,周步祥,林楠,等. 基于灰色模型与神经网络组合的线损率预测[J]. 电力系统及其自动化学报,2013,25(5):162-166.
ZHANG Qin, ZHOU Buxiang, LIN Nan, et al. Line loss rate forecasting based on combination of grey mode land neural network [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2013, 25(5): 162-166.
- [8] 刘健,段景靓. 配电网极限线损分析及降损措施优化[J]. 电力系统保护与控制,2013,41(12):27-35.
LIU Jian, DUAN Jingjing. Line loss limitation analysis and optimal planning of loss reduction for distribution grids [J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(12): 27-35.
- [9] 龚智敏,吴政球,冯闯,等. 基于风速相关性风电场储能容量配置定量研究[J]. 电源技术,2017,41(5):810-812.
GONG Zhimin, WU Zhengqiu, FENG Chuang, et al. Study on wind field energy storage capacity considering wind speed correlation [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2017, 41(5): 810-812.
- [10] 杨越文,侯慧娟,杨祯,等. 基于贝叶斯模型的输电线路运行参量关联规则挖掘及预测方法[J]. 电网技术,2017,41(11):3648-3654.
YANG Yuewen, HOU Huijuan, YANG Yi, et al. Association rule mining and prediction method for transmission line operation parameters based on Bayesian model [J]. Power System Technology, 2017, 41(11): 3648-3654.
- [11] 吴素我,张焰,苏运. 基于配用电数据关联的中压配电网断线故障诊断方法[J]. 电力自动化设备,2017,37(7):101-109.
WU Suwo, ZHANG Yan, SU Yun. Open-line fault diagnosis based on data association of MV distribution network [J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(7): 101-109.
- [12] 胡丽娟,刁赢龙,刘科研,等. 基于大数据技术的配电网运行可靠性分析[J]. 电网技术,2017,41(1):265-271.
HU Lijuan, DIAO Yinglong, LIU Keyan, et al. Operational reliability analysis of distribution network based on big data technology [J]. Power System Technology, 2017, 41(1): 265-271.
- [13] 王雁凌,吴梦凯,周子青,等. 基于改进灰色关联度的电力负荷影响因素量化分析模型[J]. 电网技术,2017,41(6):1772-1778.
WANG Yanling, WU Mengkai, ZHOU Ziqing, et al. Quantitative analysis model of power load influencing factors based on improved grey relational degree [J]. Power System Technology, 2017, 41(6): 1772-1778.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] 魏大千,王波,刘涤尘,等. 高维随机矩阵描述下的量测大数据建模与异常数据检测方法[J]. 中国电机工程学报,2015,35(增刊1):59-66.
WEI Daqian, WANG Bo, LIU Dichen, et al. A method for wams big data modeling and abnormal data detection with large random matrices [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(Supplement 1): 59-66.
- [18] WIGNERE P. Random matrices in physics [J]. Siam Review, 1967, 9(1): 1-23.
- [19] 严英杰,盛戈俾,王辉,等. 基于高维随机矩阵大数据分析模型的输变电设备关键性能评估方法[J]. 中国电机工程学报,2016,36(2):435-445.
YAN Yingjie, SHENG Gehao, WANG Hui, et al. The key state assessment method of power transmission equipment using big data analyzing model based on large dimensional random matrix [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(2): 435-445.
- [20] WIGNER E P. On the distribution of the roots of certain symmetric matrices [J]. Annals of Mathematics, 1958, 67(2): 325-327.
- [21] LYTOVA A, PASTUR L. Central limit theorem for linear eigenvalue statistics of random matrices with independent entries [J]. The Annals of Probability, 2009, 37(5): 1778-1840.

作者简介:



王奇

王奇(1983—),男,河南周口人,教授级高级工程师,博士,主要研究方向为输变电状态监测技术、柔性交流输电等(E-mail: 15357167@qq.com);

庄远灿(1993—),男,广东饶平人,硕士研究生,主要研究方向为电力损耗计算与分析(E-mail: 397147849@qq.com);

朱建全(1982—),男,广西玉林人,副教授,博士,通信作者,主要研究方向为电力系统优化与辨识(E-mail: zhujianguan@scut.edu.cn)。

Relevance characteristic analysis of line loss big data in AC and DC transmission channels based on random matrix theory

WANG Qi¹, ZHUANG Yuancan², YAN Shuai¹, ZHU Jianquan², CAI Yanlei¹, LIU Mingbo²

(1. Maintenance and Test Center, EHV, China Southern Power Grid, Guangzhou 510663, China;

2. School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: In order to analyze the relevance characteristics of line loss rate in AC and DC transmission channels of West-East Power Transmission Project, a method is proposed based on random matrix theory. Firstly, the experimental matrix data source and the comparison matrix data source are constructed by using line loss big data, and the sliding window is used to sample these two types of data sources respectively. Secondly, the MSR (Mean Spectral Radius) of the random matrix theorem is defined as the quantitative index of the relevance characteristics, and the relevance characteristics of line loss rate are quantized by calculating the MSRs of the experimental matrix and the comparison matrix. Finally, the line loss big data of the eight AC and eight DC transmission channels of China Southern Power Grid are analyzed, and the results show that the proposed method can quantitatively describe the relevance characteristics between the line loss rate and the power state as well as the relevance characteristics among the line loss rates of different channels.

Key words: power transmission channels; line loss rate; relevance characteristics; random matrix theory; mean spectral radius

(上接第57页 continued from page 57)

Singular spectrum analysis method for short-term photovoltaic output prediction considering meteorological factors

LI Jinghua, LAI Changwei

(Guangxi Key Laboratory of Power System Optimization and Energy-Saving Technology, Guangxi University, Nanning 530004, China)

Abstract: An improved SSA (Singular Spectrum Analysis) method embedded with the meteorological factors is proposed based on the traditional SSA method, which combines technologies such as SSA, correlation analysis and sensitivity analysis, effectively improving the prediction accuracy of the traditional SSA method. The PV (PhotoVoltaic) output time series is decomposed into low frequency series, high frequency series and noise sequence series by the SSA technology. The temperature and irradiation are determined as the main meteorological factors influencing the PV output by the Pearson correlation coefficient method. The sensitivity between the PV output and meteorological factors is analyzed, according to the results of which and the reference value, the low frequency series and high frequency series of the prediction day are modified respectively and then superimposed to obtain the PV output prediction results. The proposed method is applied in the short-term PV prediction of an area, and the results compared with the AR (AutoRegressive) model, the BP neural network, and the traditional SSA-AR method show that, the proposed method has higher prediction accuracy.

Key words: singular spectrum analysis; meteorological factor; correlation analysis; sensitivity analysis; short-term photovoltaic output prediction