

基于马尔可夫链的光伏电站遮挡实时诊断算法

丛伟伦, 张 博, 夏亚东, 邢朝路

(电子科技大学能源科学与工程学院, 成都 611731)

摘 要: 提出基于马尔可夫链的光伏电站阴影遮挡判别算法,以弥补现有诊断方法在部署成本、实时性及适用性方面的不足。首先对处于遮挡状态下光伏电站的输出特性进行研究,实验结果表明发生阴影遮挡时光伏电站输出电流的“马氏性”检验值远高于标准值,符合构成马尔可夫链的要求。据此,利用马尔可夫链模型计算出光伏电站遮挡概率,并通过分析遮挡概率的波动性判断出光伏电站是否发生遮挡。将上述方法在户外电站进行为期1个月的工程验证,计算结果表明被测光伏电站在该时间段内出现阴影遮挡,且包含固定遮挡及随机遮挡2种类型,与现场观测结果一致,证明该算法的可行性和准确性。该文提出的新型分析算法,可实现光伏电站阴影遮挡的远程分析和实时诊断,可为光伏电站发电量评估及后期运维提供有效的手段和依据。

关键词: 光伏电站; 马尔可夫链; 故障诊断; 遮挡概率; 遮挡类型

中图分类号: TK514

文献标志码: A

0 引 言

因此近年来,作为新能源行业代表之一的光伏发电取得了迅猛发展^[1]。但光伏发电系统易受环境因素影响,经常会遇到建筑物、电线杆、树木等物体的影响而形成遮挡,导致光伏组件输出特性变化,从而使光伏系统效率降低,发电量减少。因此,阴影遮挡的诊断对于保证光伏电站长期稳定、安全的运行具有重大意义。目前,国内外诊断阴影遮挡的常用方法主要有多传感器检测法、红外图像分析法、数学模型法。多传感器检测法^[2]是通过分析传感器测得的数据判别是否存在阴影遮挡;红外图像分析法^[3]是依据光伏组件在正常与遮挡时工作不同的原理,分析拍摄的红外图从而判别是否存在阴影遮挡;数学模型法^[4]是首先获得良好条件下光伏组件的输出功率,再人为添加不同类型遮挡,依据输出功率的损失对阴影遮挡类型做出判断,并将阴影类型分为了软性阴影和硬性阴影。上述红外图像分析法和多传感器法可实现在线检测,但对于大规模的光伏系统而言这2种方法的主要限制为需要大规模的辅助设备,增加了电站的建造成本成本,不易大规模推广。数学模型法则还处于理论和仿真层面,在建模仿真时未考虑天气及环境因素的随机性,导致其在实际应用中判别结果误差较大。由此可见,研发一种基于实测数据,适于大规模应用的阴影遮挡判别方法非常必要。

光伏电站的阴影遮挡存在随机遮挡和固定遮挡2种类型,且易受环境因素影响,因此判别光伏电站是否发生遮挡及遮挡类型存在一定难度。马尔可夫链模型是利用状态之间的转移概率预测事件发展变化趋势的一种时间序列分析方法,广泛应用于诸多领域,如语音识别、文本标识及路径辨识等,也包括光伏电站发电量的预测。由此可见,光伏电站发电数据也属于典型的时间序列数据,因此能够基于此类数据构建马尔可夫链模型,计算出光伏电站遮挡状态和无遮挡状态之间相互转移的数据概率,得到光伏电站遮挡概率,进而判别其是否存在遮挡及遮挡类型。因此,本文提出一种利用马尔可夫链模型判别光伏电站是否存在遮挡的方法。该方法基于光伏电站直流侧实时采集数据,依据箱型图异常值分析方法将遮挡时电流数据进行规范化和离散化,再经过马尔可夫链模型的计算,获得光伏电站遮挡概率,最后依据遮挡概率波动性判别光伏电站是否存在遮挡,并在户用光伏电站上进行工程实践。

1 基于温度系数的电流线性模型

光伏组件的输出电流由太阳辐射强度、组件温度、负载电压共同决定。根据太阳能电池的 $I-V$ 特性曲线公式^[5],即:

收稿日期: 2017-12-18

基金项目: 四川省科技支撑计划(2016GZ0392)

通信作者: 张 博(1980—), 男, 博士、副教授, 主要从事太阳电池及组件、光伏系统、电力电子等方面的研究。bo.zhang@uestc.edu.cn

$$I = I_L - I_0 \left[\exp\left(\frac{qV}{nkT}\right) - 1 \right] \quad (1)$$

式中, I_L —— 光生电流; I_0 —— 电池反向饱和电流; q —— 电子的电荷; n —— 二极管理想因子; k —— 玻尔兹曼常数; T —— 绝对温度。

由式(1)可知在理想状态下, 当电压 $V=0$ V 时, 短路电流 $I_{sc}=I_L$, 即 I_{sc} 与辐照度的强度成正比关系, 并且光伏组件的输出电气特性与温度相关^[6]。基于温度系数的电流线性功率模型是较为简单的一种光伏组件数学模型, 其假设当工作温度不变时, 光伏组件的 I_{sc} 可被认为是有效入射辐照度 G_c 的线性函数, 如式(2)所示^[7]:

$$I_{sc} = \frac{G_c}{G_0} I_{sc0} [1 + \beta(T_c - T_0)] \quad (2)$$

式中, I_{sc} —— 工作状态下光伏组件短路电流; I_{sc0} 、 T_0 、 G_0 —— 地面光伏组件标准测试(STC)条件(辐照度 1000 W/m^2 , 温度 25°C)下的短路电流、工作温度、辐照度; β —— 短路电流温度系数; T_c —— 光伏组件实际工作温度。

由式(1)、式(2)可推导出 STC 条件下短路电流 I_{sc0} 的简易计算公式:

$$I_{sc0} = \frac{G_0}{G_c} [1 - \beta(T_c - T_0)] \left\{ I_{mpp} + I_0 \left[\exp\left(\frac{qV_{mpp}}{nkT}\right) - 1 \right] \right\} \quad (3)$$

式中, V_{mpp} 、 I_{mpp} —— 最大功率点电压、电流。

然而值得注意的是, 式(3)仅在理想状态下成立, 若光伏组件出现阴影遮挡, 引起最大功率工作点的偏移, 则会造成 I_{sc0} 计算结果比理论值偏小。鉴于目前大多数光伏电站均采用串联连接方式, 因此可采用以上方法

判别光伏电站是否发生遮挡。为验证该方法的实用性, 本文选取中南光电 CHN 60P 多晶硅光伏组件进行户外实验, 如图 1 所示, 物理遮挡和阴影遮挡均导致 I - V 曲线出现“驼峰”效应, 最大功率点出现明显偏移。其中, 物理遮挡为遮挡物透光率趋近于零的遮挡, 多由组件表面遮挡物造成, 如鸟粪等散落于组件表面的污物, 也称为硬性阴影; 阴影遮挡大多是由于云层飘过, 或是树木、建筑等物体在光伏组件表面留下的阴影, 一般不可人为控制, 也称为软性阴影。通常来说, 阴影遮挡造成的遮挡面积比物理遮挡大, 光伏组件电流衰减更快, 因此 I - V 曲线的“驼峰”效应更加明显。将表 1 所列实测数据代入式(3)计算出 STC 条件下的短路电流 I_{sc0} (其中, 温度系数 β 为 0.06% , I_0 和 n 采用多晶硅组件标准值, 分别为 5.82 nA 和 1.15 ^[8]), 结果显示遮挡时计算结果明显小于无遮挡时计算结果, 故可通过筛选这些异常数据来判断光伏电站是否存在遮挡。

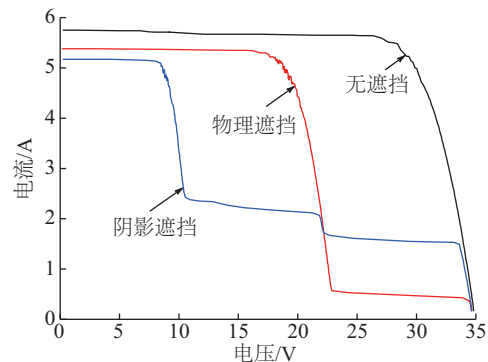


图 1 光伏组件 I - V 曲线

Fig. 1 I - V curves of photovoltaic module

表 1 光伏组件输出参数

Table 1 Output parameters of PV modules

工况	实测数据				STC 条件转换数据	
	辐照度/ $\text{W} \cdot \text{m}^{-2}$	组件 温度/ $^\circ\text{C}$	最大功率点 电流 I_{mpp}/A	最大功率点 电压 V_{mpp}/V	短路电流 I_{sc}/A	短路电流 I_{sc0}/A
无遮挡	670	30.1	5.48	28.40	5.75	8.22
	671	29.1	5.42	28.57	5.74	8.12
物理遮挡	655	28.4	4.83	19.20	5.37	7.36
阴影遮挡	658	27.5	1.53	33.14	5.17	3.25

2 数据分析模型

2.1 异常值分析

首先, 由于初始数据数值范围较大, 需先对其进行零-均值规范化^[9], 如式(4)所示:

$$X^* = \frac{X - \bar{X}}{\sigma} \quad (4)$$

式中, X^* —— 零-均值规范化后结果; \bar{X} —— 原始数据的均值; σ —— 原始数据的标准差。

然后, 利用箱型图异常值分析获取异常数据, 即光伏电站发生遮挡时的电流数据。箱型图提供了识别异

常值的一个标准:异常值通常被定义为小于 $Q_L - kIQR$ 或大于 $Q_U + kIQR$ 的值。 Q_L 称为下四分位数,表示全部数据中有四分之一的数据取值比它小; Q_U 称为上四分位数,表示全部数据中有四分之一的数据取值比它大; IQR 称为四分位数间距,是 Q_U 和 Q_L 之差,其间包含了所有数据的一半; k 是异常系数,由于本文中短路电流 I_{sc} 衰减幅度值范围较大,所以选取 $k=0.75$ 。

2.2 马尔可夫链模型

2.2.1 基本原理

马尔可夫链是具有马尔可夫性质的随机过程模型^[10-11],其具有“无后性”,即在每个时刻的下一个状态仅由当前状态所决定,与之前的历史状态并没有关系。设有随机过程 $A=\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 和离散状态集合 $I=\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$, $a \in \mathbb{R}$ 。在 t 时刻时 A 处于状态 a_i ,若 $t+1$ 时刻状态 a_j 仅与 a_i 相关,则 A 为马尔可夫链,其从 t 时刻 a_i 状态转移到 $t+1$ 时刻 a_j 状态的概率被称为状态转移概率,如式(5)所示:

$$P_{ij} = P\{X_{t+1} = a_j | X_t = a_i\} \quad (5)$$

当随机过程序列中存在多个状态时,可由状态转移概率构成状态转移概率矩阵:

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & P_{13} & \dots & P_{1n} \\ P_{21} & P_{22} & P_{23} & \dots & P_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n1} & P_{n2} & P_{n3} & \dots & P_{nn} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中, P_{ij} ——从状态 i 转移到状态 j 的概率,且称 P 为一步状态转移概率矩阵。

k ($k \geq 2$) 步状态转移概率 $P_{ij}^{(k)}$ 是由状态 a_i 经过 m 步状态转移成为状态 a_j :

$$P_{ij}^{(k)} = \sum_{r=1}^l P_{ir}^{(k-m)} \cdot P_{rj}^{(m)}, \quad k > m \geq 1 \quad (7)$$

由式(7)可知,当 $k=2$ 时, $P^{(2)}$ 等于 1 阶状态转移矩阵 P 中第 i 行各元素与第 j 各元素对应相乘相加,即:

$$P^{(2)} = P \cdot P \quad (8)$$

由此可得出 n 步状态转移矩阵:

$$P^n = \begin{bmatrix} P_{11}^{(n)} & P_{12}^{(n)} & P_{13}^{(n)} & \dots & P_{1n}^{(n)} \\ P_{21}^{(n)} & P_{22}^{(n)} & P_{23}^{(n)} & \dots & P_{2n}^{(n)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n1}^{(n)} & P_{n2}^{(n)} & P_{n3}^{(n)} & \dots & P_{nn}^{(n)} \end{bmatrix} \quad (9)$$

2.2.2 遮挡分析模型

如图 2 所示,光伏电站遮挡分析方法的具体实现过程:选取每日波动性较小(08:00~18:00)的电流数据,将其转换到 STC 条件下并进行数据规范化,利用箱型图

分析筛选出异常值构成马尔可夫链,再计算遮挡时刻数据个数和正常时刻数据个数,进而根据遮挡和非遮挡两个状态建立转移概率矩阵,再通过“马氏性”检验后计算 n 步转移概率矩阵求出极限概率,即光伏电站遮挡概率。

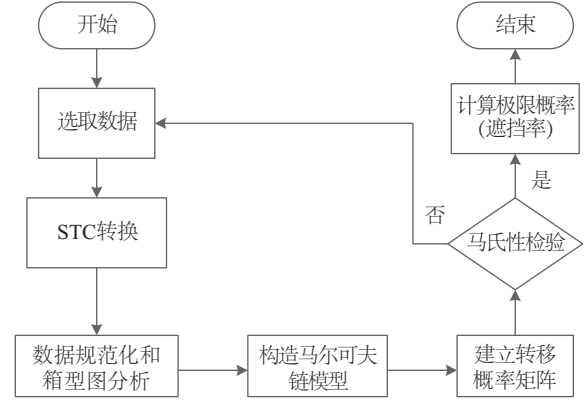


图2 光伏电站遮挡分析流程图

Fig. 2 Flow chart of shading analysis of PV station

3 实验与分析

本文以位于成都的 3 kW 屋顶光伏电站作为研究对象,对工作点电流、电压、辐照度及环境温度进行采集,采集间隔为每 1.3 分钟。电站所选用光伏组件为前文所述中南光电 CHN 60P 多晶硅光伏组件,温度系数 β 为 0.06%, I_0 和 n 采用多晶硅组件标准值 5.82 nA 和 1.15。以天为单位选取 2017 年 12 月 11~31 日期间的运行数据为初始统计对象。

3.1 数据预处理

如图 3 所示为光伏电站某日(d1)的原始电流数据及预处理结果。由于 d1 是阴雨天气,因此电流整体较小,波动不明显,经 STC 转换及规范化后,电流数据波

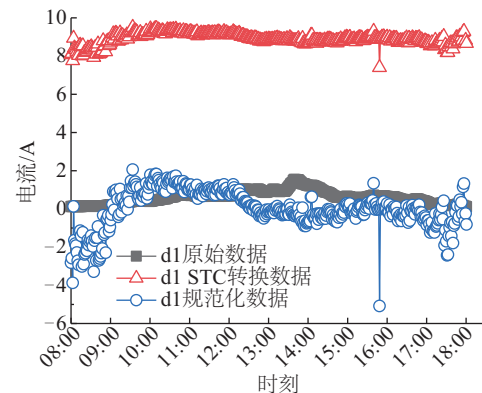


图3 数据预处理图

Fig. 3 Illustration of data preprocessing

动性更加显著。由此可见,本方法适用于各种天气气候条件。

3.2 一步转移概率矩阵的建立

根据预处理的数据,利用箱型图异常值分析 $QL-kIQR$ 筛选出遮挡时刻异常数据,共计获得数据个数为 42 个,多数时间处于 15:00~18:00 时段。根据遮挡状态和非遮挡状态 2 个状态量建立一步转移概率矩阵:

$$P^{(1)} = \begin{bmatrix} P_{AA} & P_{AB} \\ P_{BA} & P_{BB} \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中, P_{AA} ——当前状态是遮挡状态,下一状态还是遮挡状态的概率; P_{BA} ——当前状态是非遮挡状态,下一状态是遮挡状态的概率。

将异常点数据值代入式(9)得到 d1 的一步转移概率矩阵为:

$$P^{(d1)} = \begin{bmatrix} 30/42 & 12/42 \\ 12/427 & 415/427 \end{bmatrix} \quad (11)$$

3.3 “马氏性”检验

通常情况下如果要使用马尔可夫链模型,需对选用的数据序列进行“马氏性”检验^[12],以判断是否符合马尔可夫链应用要求,通常用 χ^2 统计量。设研究的序列状态数为 n ,状态空间 $I=\{1, 2, 3, \dots, n\}$,用 $(f_{ij}), i, j \in I$ 表示转移频数概率矩阵,把矩阵的各列之和除以所有元素之和,即得到一个“边际概率”,用 P_j 表示:

$$P_{\cdot j} = \frac{\sum_{i=1}^n f_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n f_{ij}} \quad (12)$$

有了“边际概率后”,可得 χ^2 :

$$\chi^2 = 2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n f_{ij} \left| \lg \frac{P_{ij}}{P_{\cdot j}} \right| \quad (13)$$

如果 $\chi^2 > \chi_{\alpha}^2[(m-1)^2]$,则认为数据序列具备“马氏性”,能够当作马尔可夫链处理,反之则不行。其中, χ^2 服从 $(n-1)^2$ 的 χ^2 分布, $\chi_{\alpha}^2[(m-1)^2]$ 根据给定显著性水平 α 查表得出,当 n 越大时 χ^2 越精确。根据“马氏性”检验公式, d1 数据序列的 χ^2 值 $\chi_{(d-1)}^2 = 178.91$,显著性水平 α 取 0.05 时查表获得 $\chi_{\alpha}^2[(m-1)^2] = 3.84$,其中状态维度数 m 为 2。显然 d1 序列的 χ^2 值远大于检验值,故可以当作马尔可夫链处理。如图 4 所示,通过相同方法可获得连续 7 天的“马氏性”检验结果,其 χ^2 值均远大于检验值,故满足“马氏性”。

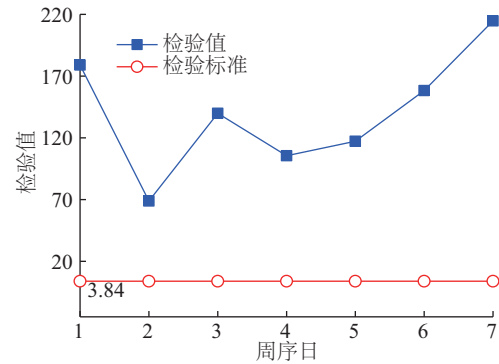


图4 “马氏性”检验图

Fig. 4 Markov test values for selected days

3.4 遮挡概率的计算

由于本文是基于将每日的数据处理后构成一个马尔可夫链,建立状态转移概率矩阵。显然,本文的马尔可夫链是有限的,因此满足以下条件:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{j=1}^N P_{ij}(n) = \sum_{j=1}^N \lim_{n \rightarrow \infty} P_{ij}(n) = \sum_{j=1}^N P_j = 1 \quad (14)$$

式(14)中的 $P_j \geq 0$, 则 $\{P_j, j=1, 2, \dots, N\}$ 构成了一个概率分布,称为转移概率矩阵的极限概率分布。若 $\{P_i, j=1, 2, \dots, N\}$ 同时又满足 $P_j = S_i p_i p_{ij}$ (其中 P_j 为状态为 j 的概率值, P_i 为状态为 i 的概率值, S_i 为 i 从 0 到 N 的求和),则可称为平稳分布。根据平稳分布的性质可得,有限状态的马尔可夫链转移概率的极限分布一定是平稳分布,跟初始变量无关。根据马尔可夫极限概率和平稳分布的性质,可得出 d1 序列的极限概率,且极限概率与初始状态无关。这里的转移步数定为 1000,相应极限概率计算结果为:

$$P_{\lim}^{(d1)} = [0.090, 0.910] \quad (15)$$

由此可知, d1 的遮挡概率为 9.0%,意味着如果光伏电站均按照 d1 天的状况运行,那么有 9.0%的时间段光伏电站是在阴影遮挡下运行的。

3.5 遮挡分析

如图 5 所示为根据本文前述方法对连续 20 天数据的遮挡概率计算结果。其中,全天遮挡概率的波动范围为 1.5%~6.0%,与光伏电站实际运行情况观测结果基本一致。

由于晴天与阴天光照强度和类型的不同(前者多为直射光,后者多有散射光),容易造成较大遮挡差异,因此将以上数据根据太阳辐照度的等效峰值小时数分为晴天和阴天 2 种情况进行讨论,如图 6 所示。计算结果显示,在 15:30~17:00 时段晴天和阴天的遮挡概率分别在 0%~12%和 0%~6%之间,波动幅度较大,且存在无遮

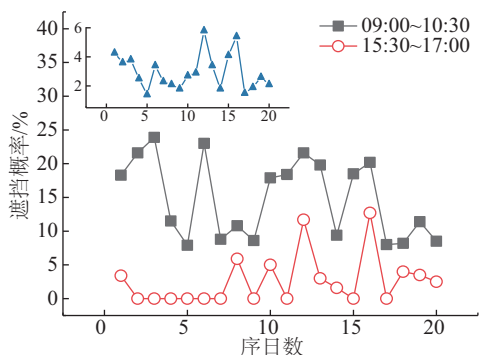


图5 光伏电站遮挡概率统计图(全天遮挡概率)

Fig. 5 Statistical chart of PV station shading rate (daily shading rate)

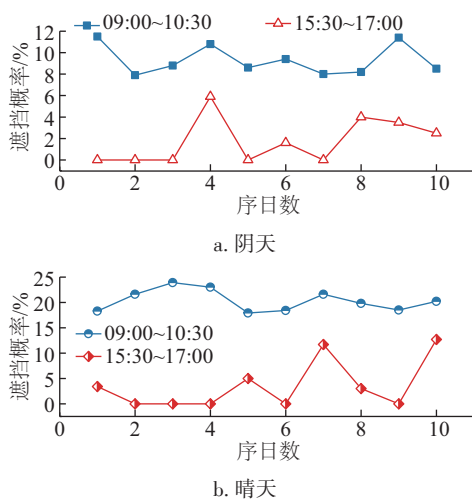


图6 晴天和阴天光伏电站遮挡概率统计图

Fig. 6 Statistical chart of PV station shading rate for sunny and cloudy days

挡情况(遮挡概率为零),与随机遮挡物理特性一致;在09:00~10:30时段遮挡概率绝对值远大于下午时段,但波动幅度相对平缓,不具有随机性,与固定遮挡物理特性一致。据观察可知,被测电站在09:00~10:30时段以建筑物和树木的固定遮挡为主,而15:30~17:00时段时常有云彩飘过造成遮挡,观测结果与数据分析结果一致。综上,在全天遮挡概率曲线波动范围不大时,进一步分析不同时间段、不同天气条件的遮挡概率曲线,若波动性较小,且数值较大,则光伏电站在该时段应存在固定遮挡;若曲线波动范围较大,遮挡概率值较小,且存在遮挡概率极低情况,则应为随机遮挡,多数情况由云彩飘过或鸟类飞过所造成。

4 结 论

本文基于光伏电站输出电流特性的马尔可夫链模

型,针对光伏电站遮挡判别问题进行了实验和分析,提出了依据光伏电站遮挡概率的波动性判断电站遮挡情况及类别的方法。由于阴影遮挡下光伏电站工作点偏移,输出电流显著降低,本文通过箱型图异常值分析筛选遮挡时刻电流数据,结合正常时刻数据构成马尔可夫链模型并通过了“马氏性”检验,利用马尔可夫链极限概率和平稳分布的性质计算出光伏电站遮挡概率。模型分析结果表明,被测电站已发生遮挡且包含固定遮挡及随机遮挡2种类型。该结果与现场观测结果一致,验证了本文所提出分析方法的可行性和准确性。该方法的提出为光伏电站发电量评估及后期运维提供了有力依据,有望极大程度降低光伏电站长期运行的安全隐患。

[参考文献]

- [1] XU H H. The study on development of PV technology in China [J]. Power system technology, 2007, 31 (20): 77-81.
- [2] LIU Y L, LI B F, ZE C. Research on PV module structure based on fault detection [C]//2010 Chinese Control and Decision Conference, IEEE, Xuzhou, China, 2010.
- [3] 王培珍, 郑诗程. 基于红外图像的太阳能光伏阵列故障分析[J]. 太阳能学报, 2010, 31(2): 197-202.
WANG P Z, ZHENG S C. Fault analysis of photovoltaic array based on infrared image [J]. Acta energiae solaris sinica, 2010, 31(2): 197-202.
- [4] 胡义华, 陈昊, 徐瑞东, 等. 光伏电池板在阴影影响下输出特性[J]. 电工技术学报, 2011, 26(1): 123-128, 134.
HU Y H, CHEN H, XU R D, et al. PV module characteristics effected by shadow problem [J]. Transactions of China Electrotechnical Society. 2011, 26 (1): 123-128, 134.
- [5] WENHAM S R, GREEN M A, WATT M E, 等. 应用光伏学[M]. 狄大卫等, 译. 上海: 上海交通大学出版社, 2008: 26-54.
WENHAM S R, GREEN M A, WATT M E, et al. Applied photovoltaics [M]. London: Routledge, 2006.
- [6] 邱纯. 任意辐照度与温度条件下光伏系统输出特性建模[D]. 武汉: 华中科技大学, 2011.
QIU C. Modeling output characteristics of photovoltaic system under arbitrary irradiance and temperature [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2011.
- [7] SKOPLAKI E, PALYVOS J A. On the temperature dependence of photovoltaic module electrical

- performance: a review of efficiency [J]. Solar energy, 2009, 83(5): 614-624.
- [8] MEYER E L. Exreaction of saturation current and ideality factor from measuring V_{oc} and I_{sc} of photovoltaic modules [J]. International journal of photoenergy, DOI: org/10.1155/2017/8479487.
- [9] 张良均, 王路, 谭立云, 等. Python 数据分析与挖掘实战 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2015.
ZHANG L J, WANG L, TAN L Y, et al. Python data analysis and mining practice [M]. Beijing: Machinery Industry Press, 2015.
- [10] 李燕斌, 张久菊, 肖俊明. 灰色-马尔可夫链统计组合模型在光伏发电功率短期预测中的应用 [J]. 电测与仪表, 2015, 52(23): 111-116.
LI Y B, ZHANG J J, XIAO J M. Photovoltaic power short-term forecasting based on Gray-Markov chain statistical combination model [J]. Electrical measurement & instrumentation, 2015, 52(23): 111-116.
- [11] 李英姿, 贺琳, 牛进苍. 基于马尔可夫链的光伏并网发电量预测 [J]. 太阳能学报, 2014, 35(4): 611-616.
LI Y Z, HE L, NIU J C. Forecasting power generation of grid-connected solar PV system based on Markov chain [J]. Acta energiae solaris sinica, 2014, 35(4): 611-616.
- [12] 温海彬. 马尔可夫链预测模型及一些应用 [D]. 南京: 南京邮电大学, 2012.
WEN H B. The application on some prediction with Markov chain model [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2012.

DIAGNOSIS ALGORITHM FOR REAL-TIME SHADED ANALYSIS OF PHOTOVOLTAIC POWER STATION BASED ON MARKOV CHAIN

Cong Weilun, Zhang Bo, Xia Yadong, Xing Zhaolu

(School of Energy Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract: In this paper, an algorithm based on Markov chains is proposed to diagnosis the shaded situation of photovoltaic (PV) power systems, so as to overcome the shortage of current diagnosis methods in terms of cost, instantaneity and feasibility. The output characteristics of shaded PV power station is investigated and the results show that the "Markov" test value of current data is much larger than the standard test value, which means that these current data collected can be used to form a Markov chain. In consequence, the shaded rate of PV power plant is successfully calculated using the Markov chains, and it's shaded situation is evaluated by the rate fluctuation. Comparing with the on-site test data for one month, the calculation results based on above algorithm imply that there is shadow coverage for the measured power plant, including both fixed and random shadings. These results are in good agreement with our direct observation which illustrates that our method is effective and accurate. The algorithm developed in this work realizes the remote analysis and real-time diagnosis of shaded situation of PV power systems. The implementation of this method provides a promising tool for the assessment and maintenance of PV stations. As a consequence, the longer term stability and safety of PV power systems can be significantly improved.

Keywords: photovoltaic power stations; Markov chains; fault diagnosis; shading rate; shading type