

降解率的定义和计算 不同技术的光伏系统 通过稳健的主成分分析

安德烈亚斯·基普亚努、亚历山大·菲尼卡德斯、乔治·马克德斯和乔治·E·乔治乌

摘要:并网光伏 (PV)系统已成为电源组合的重要组成部分。光伏系统用户和供应商面临的挑战是

定义和计算每年退化的可靠指标
服务期间的利率。本文定义了一个新的度量来计算
从光伏场测量的光伏系统的退化率
性能比 (PR)。首先,对PR时间序列进行处理
通过传统的主成分分析,产生季节性作为主要数据特征。环境、运营

用于监测的条件、不确定性和硬件会对室外测量产生不可预测的影响。这些影响

被视为扰动,使得 PCA 获得的主要特征不适合用于降解率定义。提出鲁棒主成分分析 (RPCA)

以减轻这些影响。新措施被定义为面积
附有 RPCA 年度修正的时间序列
每月 PR 值。不同条件下获得的降解率
技术与以前的研究中获得的技术进行了比较。
结果表明,降解率估计为
RPCA 与之前的调查结果非常吻合
由于不确定性的减轻而增加了信心。

索引术语退化、光伏 (PV)、主成分分析 (PCA)、稳健主成分分析 (RPCA)。

一、简介

该领域尚未解决的问题
批判性光伏 (PV) 系统的性能定义为
并根据现场测量准确计算降解率。标准化方法的存在将

为PV的可靠计算提供坚实的基础
降解率。这对于制造商和系统所有者来说都是至关重要的,因为它将使前者能够
就其担保和后者制定适当的政策
估计其投资的未来预期回报。

性能下降在各个层面都有体现,即细胞、
具有不同因素和退化的模块、阵列和系统
各个层面都有明显的机制。在所有情况下,与现场操作性能下降相关的主要外部因素

稿件于2015年5月29日收到; 2015年7月30日修订;八月接受
2015年10月10日。出版日期2015年9月28日;当前版本的日期
2015 年 10 月 19 日。
A. Kyprianou 就职于机械与制造系
大学工程和 FOSS 可持续能源研究中心
塞浦路斯,尼科西亚 1678,塞浦路斯 (电子邮件:akyp@ucy.ac.cy)。
A. Phinikarides,G. Makrides 和 GE Georghiou 就职于电气和计算机工程系以及 FOSS
研究中心
可持续能源,塞浦路斯大学,尼科西亚 1678,塞浦路斯 (电子邮件:
phinikarides.alexander@ucy.ac.cy; makrides.georgios@ucy.ac.cy; geg@ucy.
ac.cy)。
数字对象标识符10.1109/JPHOTOV.2015.2478065

包括温度、湿度、降水量、灰尘、雪等
太阳辐射。在阵列级别,所有这些以及另外
阴影和模块不匹配会导致性能下降。这
上述因素会引起各种退化机制,并在光伏的使用寿命内施加巨大的压力

系统,导致耐久性降低,必须
通过测量容量退化来量化
率[1]。

降解率的计算依赖于以下分析:
按时间顺序对光伏设备的性能进行评级。光伏现场性能评估通常包括

测量记录,例如 1) 模块或阵列最大功率点 (MPP) 处的直流电压和电流,

IMPP和VMPP以及随后的MPP功率PMPP为
计算出的数量; 2)并网系统的交流功率PAC; 3) 气象测量,例如阵列
平面 (POA) 全局辐照度GI、模块T和环境

Tam温度、风速Sw、风向aw和相对湿度Hrel;估计趋势的统计方法

随着时间的推移,性能指标的影响最大
估计的能量退化率。统计的目标
分析是计算PV表现时间的趋势
序列并将趋势的斜率转化为年能源退化率,单位为%/年。基于模型的方法
例如线性回归 (LR)、经典季节分解、
Holt-Winters 指数平滑、自回归积分
移动平均 (ARIMA) 和 X-12-ARIMA 需要随机时间序列模型的规范,而非
参数滤波方法,例如局部加权散点图

平滑 (LOESS),不需要指定模型
并因其拒绝噪音和异常值的能力而受到欢迎。文献中最常用的方法是LR,

对异常值和季节变化非常敏感
因此提供了非常大的不确定性[2]-[4]。

一般来说,不确定性分为任意的和认知的[5]。在性能比 (PR)计算的背景下,
任意不确定性与太阳辐照度、电压和太阳辐射测量所引入的随机性有关。

当前,而认知不确定性归因于缺乏
关于各种环境的实际影响的知识
因素、逆变器效率、功率容差和运行
损失。

本研究中,并网光伏发电的退化率
不同技术的系统,从单晶硅到
硅 (单晶硅)、多晶硅 (多晶硅)、
具有本征薄层 (HIT) 的异质结,边缘定义

薄膜馈送生长 (EFG)、多晶先进工业
电池 (主)到非晶硅 (a-Si)、碲化镉
(CdTe)、铜铟镓二硒化物(CIGS)等光伏
来自一系列制造商的技术,例如 BP Solar、
Atersa、三洋、Solon、Sunpower、三菱重工
(MHI)等,是通过应用本金来定义和计算的
成分分析 (PCA) 和稳健主成分
对一段时间内每月 PR 时间序列的分析 (RPCA)
8年。
当实际测量结果因低电平噪声而扭曲时,PCA 表现良好。然而,在数据应用中

包含异常值,PCA 显着恶化 [6]。这些影响被认为是可能导致的高水平扰动

它们所作用的系统以非线性方式运行。
在光伏系统的背景下,可以考虑以下内容
引起非线性行为的可能因素:次优
操作条件、间歇性故障、安装造成的损坏、遮蔽、污染以及较高水平的测量噪声。

本文提出的方法规避了非线性
有两种方式的行为,即通过使用稳健的 PCA 来避免
由此类扰动引起的异常值,并将降解率定义为稳健 PR 时间曲线下面积的比率

系列。这消除了线性降解率的假设
其他方法均以此为基础。
许多基于数理统计的稳健 PCA 方法
已提出减轻异常值对 PCA 的影响。
损伤检测背景下的这些方法的概述可以在[7]中找到。其中许多的一个严重缺点

方法的缺点是它们不会导致计算上易于处理
可用于数据密集型应用的算法
[6]。通过制定稳健的解决方案解决了这一挑战
PCA 方法作为投影追踪任务,产生凸优化问题,可以用多项式求解

时间[8]。这使得计算技术的发展成为可能
实现稳健 PCA 的易于处理的算法。
介绍了该方法及其理论背景
在第二节中。 II-A 节包含关于如何
整理了数据并提出了问题
为获得
数据。 II-B 节中结果的讨论带来了
表面数据的不合理性,由稳健的 PCA 纠正
在第 II-C 节中介绍。新衡量标准的定义
随后在第 II-D 节中提出了降解率。这
使用提议的方法和定义获得的结果
第 III-A 节中介绍了这些内容,并评估了它们的变异性
通过第 III-B 节中所述的箱线图。这篇论文是
第四节总结。

二.理论与方法

A. 数据组织和问题表述

1-kWp 运行时的高分辨率测量
已安装不同技术的并网光伏系统
自 2006 年 6 月以来,在塞浦路斯尼科西亚并肩作战的
评估现场每个光伏阵列的能量衰减率。
所有阵列和辐照度传感器在整个过程中都保持清洁
年,以尽量减少污染的影响。人物-

表一
正在研究的光伏阵列的特性

制造商	模型	技术	功率 (千瓦)
阿特萨	A-170M24V	单晶硅 单晶	1.020
BP太阳能公司	BP7185S	硅 (Saturn) 单晶硅 (HIT)	1.110
三洋	HIP-205NHE1	单晶硅背接触电池 多	1.025
中圣	STM-200-FW	晶硅 (EFG) 多晶硅 (Main) 多晶硅硅多	1.000
肖特太阳能	ASE-260-DG-FT	晶硅	1.000
肖特太阳能	ASE-165-FT-FT/MC		1.020
太阳能世界	SW165 聚		0.990
梭伦	P220/G+		1.540
沃特太阳能	WS 11007/75	CIGS	0.900
第一太阳能公司	FS60	碲碲化	1.080
三菱重工	MA100T2	硅	1.000

表二
数据采集设备和传感器

乐器	制造商	模型
数据记录仪	德尔芬	置顶留言
环境温度 西奥多·弗德希		2030年
模块温度	贺利氏	PT 100
总辐照度	基普·佐恩	CM 21-CV 2
直流电压	定制	分压器
直流电流	定制	分流电阻
交流能源	路西拉线路	AAD1D5F
风速	西奥多·弗德希	4034
风向	西奥多·弗德希	4122

光伏阵列 MPP 下的统计数据 and 数据表功率
研究列于表一。

十五分钟平均测量阵列功率
使用来自 POA 上校准的 Kipp Zo-nen CM21 日射强度计的MPP、PA和
全局辐照度GI来构建
2006 年 6 月至 2014 年 6 月期间的月度 PR 时间序列。
传感器网络的特性如表二所示。

所有传感器每周检查和清洁并保存
在整个评估期间进行校准。总辐射表
每两年校准一次,而电压和电流
最初每年更换一次传感器,随后每月更换一次。避免不同系统之间的操作差异

所有系统均使用光伏系统、相同的电流和电压传感器、交流电表、断路器和逆变器

正在研究中。此外,所有 11 个 1-kWp 系统均已安装
并排,中央有一个二级标准日射强度计
POA 位于场的中间,c-Si 参考单元位于
POA,分散在整个领域。
PR定义为最终能量产率的比率
光伏阵列 Y A和参考发电量 Y R [9]。在这种情况下,
数据表标称功率用于计算 Y A。
每个光伏阵列的15 分钟平均 P A测量值是根据 1 秒瞬时测量值计算得出的

数组 V 和MPP并被过滤以去除极端
由于记录的停机时间而导致的值和无效测量
系统断开、逆变器和阵列停机,以及
数据库和传感器网络维护。观察到的停电情况
期间被精心保存在日志文件中,以便
正确计算能源产量。常见停电因素
例如阴天时由于辐照度极低而导致逆变器关闭
天、由于阴影或其他不可预测事件造成的能量损失

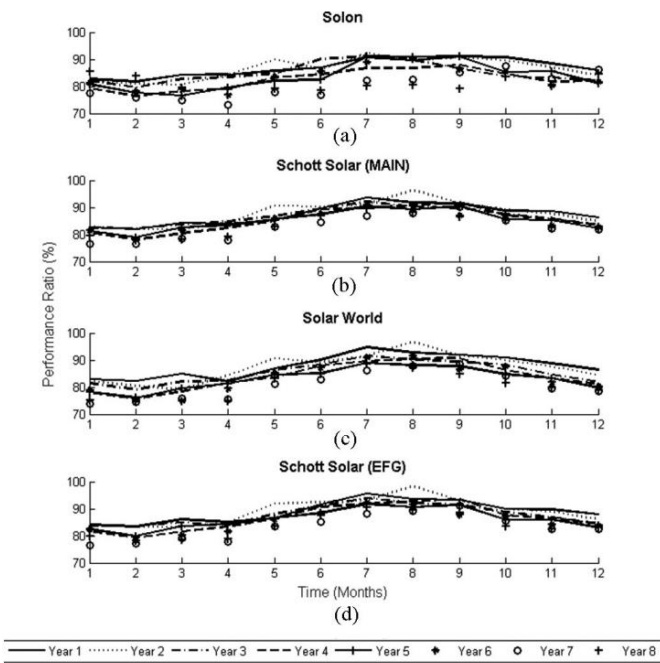


图 1. 多晶硅光伏系统 PR 原始时间序列的叠加。(一)梭伦。(b)肖特太阳能(主要)。(c)太阳能世界。(d)肖特太阳能(EFG)。

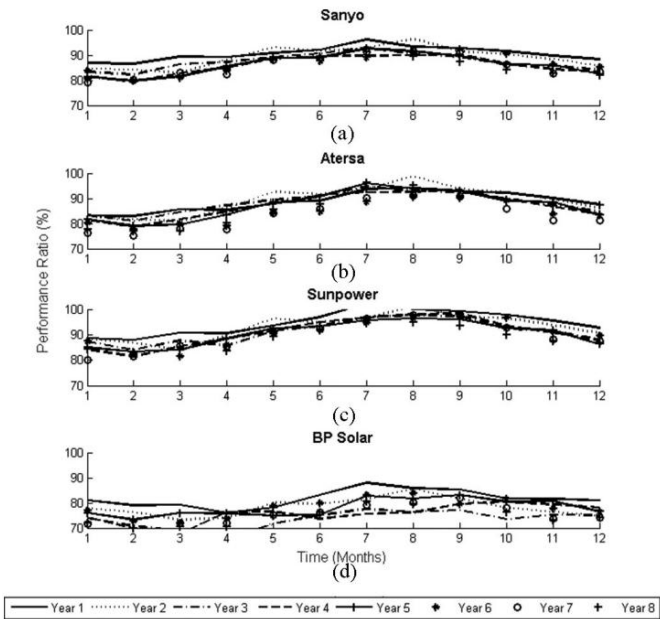


图 2. 单晶硅光伏系统 PR 原始时间序列的叠加。(一)三洋。(b)阿特萨。(c)太阳能。(d)英国石油公司太阳能公司。

未进行过滤,以免在生成的 PR 时间序列中引入偏差。对于每个光伏系统,该时间序列由覆盖 8 年运营期的 96 个数据点组成。此外,实验基础设施的设计为每个光伏系统采用相同的系统组件平衡,阵列保持清洁以最大程度地减少污染的影响,并且定期校准传感器以最大程度地减少系统误差。

本文使用的数据未经过温度校正。

每个光伏系统的 PR 时间序列在图 10 和 12 中显示为八个 12 个月时间序列的叠加。1-3.四个地块

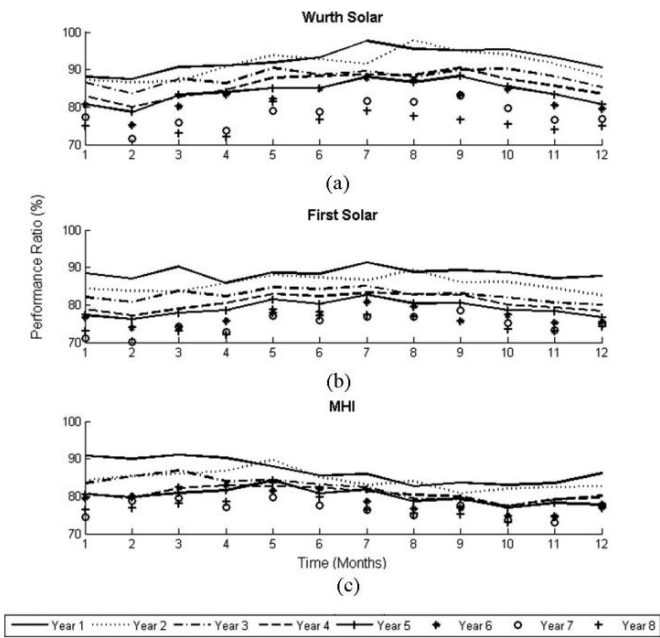


图 3. 薄膜光伏系统 PR 原始时间序列的叠加。(a) 沃特太阳能公司。(b) 第一太阳能公司。(c) 三菱重工。

在图中。图1-3分别描述了多晶硅、单晶硅和薄膜并网系统的原始PR时间序列。

通过对所有原始时间序列进行简单的目视检查可以立即得出的结论是,它们表现出年度季节性。此外,随着现场暴露的增加,曲线转向较低值,整体性能明显下降,这是退化的迹象。

可以进行的另一个重要观察是,这些数字包含以下数据不合理性: 1) 在图 1 的第一幅图中,描绘了 Solon 光伏系统的时间序列,第五年的 PR 在第 7-9 个月与第一年相应月份的 PR 相同; 2) 对于所有光伏系统,意外的最高 PR 出现在第二年的第八个月; 3) 图2中,Sanyo和Atersa第五年的PR与第一年相同。这些不合理的数据点可能归因于前面描述的不确定性来源。

B. 主成分分析

PCA是一种用于降低多元数据维度的工具。它相当于原始数据矩阵A的奇异值分解(SVD),因此是一种刻画多元统计数据几何特征的线性代数工具。PCA 详细的面向统计的阐述可以在 [10] 中找到。

1) 奇异值分解理论:假设包含所分析光伏系统每月 PR 数据点的矩阵 $n \times m$, $n = 12, m = 8$, SVD 将数据矩阵 A 分解为

$$A = U \Sigma V^T \tag{1}$$

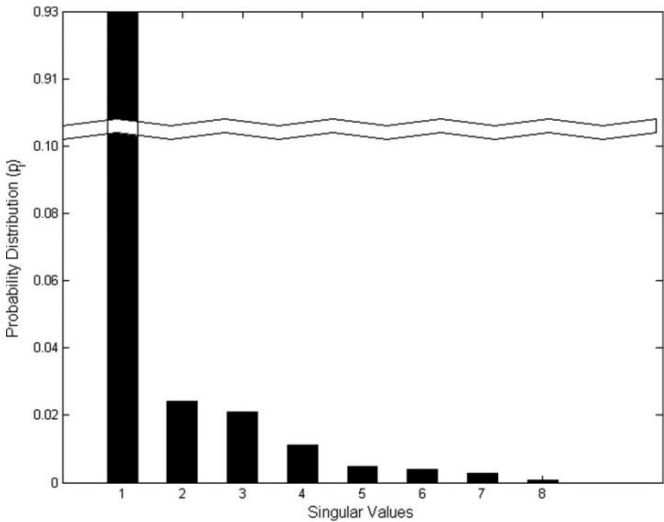


图 4. 肖特太阳能 (MAIN) 系统主值的概率分布。

其中U和V分别是 $m \times n$ 和 $n \times n$ 正交矩阵,即 $U^T U = V^T V = I_{n \times n}$ 。 Σ 是包含奇异值的 $m \times n$ 对角矩阵。

使用以下等式可以方便地解释 SVD 因子 U、 Σ 和VT :

$$A(:,i) = \sum_{j=1}^n v_{ij} \sigma_j U(:,j), 1 \leq i \leq m \tag{2}$$

其中 $A(:,i), 1 \leq i \leq m$ 是数据矩阵 A 的第 i 列,其中包含第 i 年的平均移除 PR 时间序列。 v_{ij} 是 V 的 (i,j) 位置的元素; σ_j 称为第 j 个奇异值,是对角矩阵 Σ 的 (j,j) 位置的元素; $U(:,j)$ 是正交矩阵U的第j列向量。因此,每个PR的时间序列可以表示为U的列向量的叠加。

这些列向量称为左奇异向量。

这些向量的正交性意味着它们多年来以不相关模式存在于 PR 时间序列中。

因此,左奇异向量模拟每年出现的数据中的不相关模式,从而代表评估中的光伏系统的全球年度特征。此外, Σ 的对角形式意味着统计季节性与其他不确定性来源是脱钩的。

2) Schott Solar (MAIN) 系统的分析和结果 :本节以 Schott Solar Schott (MAIN) 多晶硅光伏系统的 PR 数据的 SVD 分析为例。

图 1 (b)的第二个图描绘了 8 个 12 个月的 PR 数据集,其数据矩阵 A 是通过将其列作为这些 12 个月的测量值来构建的。

奇异值 σ_i 表示每个年度时间序列中每个特征 (基本向量) $U(:,i)$ 的相对重要性。通过使用以下方法将奇异值转换为概率可以更好地理解这一点

$$\text{圆周率} = \frac{\sigma_i^2}{\sum_{k=1}^n \sigma_k^2} \tag{3}$$

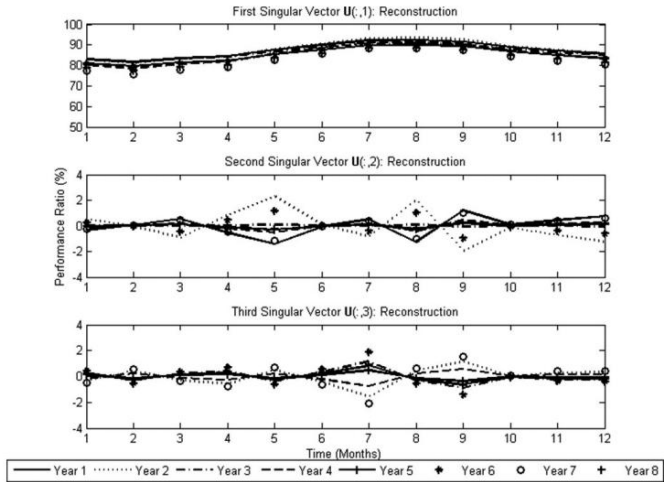


图 5.肖特太阳能 (MAIN) 系统 PCA 分析的第一、第二和第三主成分重建。

这是 PR 时间序列每年包含特征 $U(:,i)$ 的概率。

数据分析得到的概率如图4的条形图所示。从该图中得出的结论是,对应于 $U(:,1)$ 、 $U(:,2)$ 和 $U(:,3)$ 的特征主导八年时间序列。由于 $p_1 + p_2 + p_3 = 0.9766$,可以说它们表达了实际年度测量中出现的 97.66% 的特征。

(2) 右侧的单项被视为包含奇异向量 $U(:,i)$ 表示的特征的数据的部分重建。使用特征 $U(:,1)$ 、 $U(:,2)$ 和 $U(:,3)$ 进行的数据部分重建分别如图 5 的顶部和底部的两个图所示。

图 5 上图中的每条曲线对应于部分重建

$$v_1 \sigma_1 U(:,1), 1 \leq i \leq 8 \tag{4}$$

而第二行和第三行图中的每条曲线对应于

$$v_2 \sigma_2 U(:,2), 1 \leq i \leq 8 \tag{5}$$

和

$$v_3 \sigma_3 U(:,3), 1 \leq i \leq 8 \tag{6}$$

分别,其中 i 表示年份。

可以得出结论,季节性肖特太阳能 (MAIN) PR 行为和所有其他光伏系统的主要特征。这可以从 p_1 和 σ_1 的高值推断出来。

图 5 顶部图中每年向较低值的转变表示 PR 逐年下降,这可归因于肖特太阳能 (MAIN) 光伏系统的退化。第二和第三主成分不能与任何光伏运行相关联,因此归因于认知不确定性,即光伏系统运行背后的未识别事件。如图 5 所示,这些事件发生在不同的月份。特征 $U(:,2)$ 是由第 5.8 和 9 个月内发生的不确定事件创建的,而导致特征 $U(:,3)$ 的事件是发生的

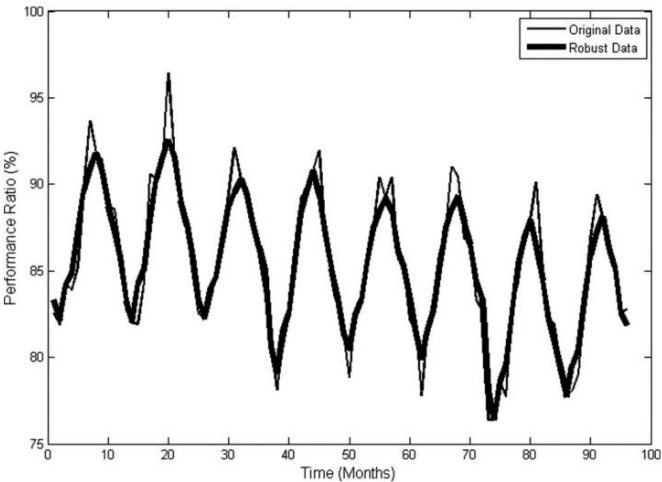


图 6. Schott Solar (MAIN) 系统的实际 PR 数据和 RPCA 获得的数据的叠加。

第 7 个月和第 9 个月期间。其他主成分,即 $U(:, 4)$ 到 $U(:, 8)$,对应于噪声,因此归因于任意不确定性。

C. 稳健主成分分析

RPCA 假设数据矩阵 A 表示为[8]

$$A = D + P \tag{7}$$

其中 D 是低秩数据矩阵, P 是未知稀疏扰动矩阵。扰动矩阵 P 是应该导致异常值的矩阵。

在数据分析的背景下,矩阵 D 的低秩表明 A 中主导原始数据的特征特征的数量必须小于其大小。此外, P 的稀疏性决定了扰动不应长期持续。在此应用中,矩阵 A 由第 II-A 节中描述的 PR 时间序列构建。正如所解释的,这些时间序列受到季节性的强烈支配,因此 A 的排名较低。数据中可能出现的任何其他特征都不能归因于已知来源,因此被视为不确定的扰动。

RPCA 通过求解以下优化程序来提取 D [8]:

$$\begin{aligned} &\text{最小化 } D_s + \mu P_1 \\ &\text{服从 } A = D + P \end{aligned} \tag{8}$$

其中 D_s 是由 D 的奇异值之和定义的范数, P_1 是由 P 的绝对值之和定义的范数, μ 是在两个范数之间进行权衡的用户定义参数。RPCA 程序使用[11]中提出的增强拉格朗日乘子方法求解。

稳健数据的时间序列,即对应于 Schott Solar (MAIN) 多晶硅系统 PR 场测量的优化 D 矩阵,如图 6 中的粗线所示。与原始数据相同的数据数据矩阵显示在

覆盖格式如图1(b)所示。在此图中,第二年第五个月和第八个月的 PR 高于第一年同月的 PR,而在其他年份的同月,这些值较低。另外,第三年第五个月的PR也比第一年高。RPCA 将这些识别为数据不合理性(异常值),并如图 6 所示,将其影响纠正到(8)定义的优化程序可接受的程度。其他光伏系统也存在类似的数据不合理性,如图 1 和 2 所示。1-3。

D. 降解率的定义

RPCA 数据用于定义评估光伏系统退化率的新方法。图 7 中的灰色区域代表八年评估期内每年的 PR 衰减。退化率定义为该区域的面积除以第一年稳健数据曲线下方的面积。平均年退化率百分比定义为 8 年退化率百分比除以 8。经计算,肖特太阳能 (MAIN) 多晶硅系统的平均年退化率为每年 0.59%。

图 9(b) 描绘了肖特太阳能 (MAIN) 多晶硅系统八年来每年退化率的演变。可以看出,从第 4 年开始,降解率平均保持不变。

三. 结果

A. 年降解率

使用所提出的方法计算了所有光伏系统运行八年后的退化率,并列于表 III 中。为了进行比较,还列出了使用传统 LR 和非参数 LOESS 方法计算的同一时期的降解率 [12]。LR 和 LOESS 的标准偏差的不确定性根据斜率估计器的标准误差计算得出,置信度为 95%。它们不包括传感器的不确定性。

差异很大,分析技术对估计降解率的影响也很明显。

所有八年和所有系统每年降解率的演变如图 1 和 2 所示。8-10。单晶硅系统的演化如图 8 所示,多晶硅系统的演化如图 9 所示,薄膜系统的演化如图 10 所示。观察到两种不同类型的 PR 退化演化行为:一种与单晶硅技术的光伏系统相关,另一种则与多晶硅和薄膜光伏技术通用。

与单晶硅光伏系统相关的演化行为具有三个不同阶段的特征。从第二年年底开始的第一阶段表现出降解率的增加。第二阶段的特点是 PR 下降,而第三阶段的特点是 PR 持续下降。Atersa 的初始阶段[见图 8(a)]持续七年,而其他三个相同技术的光伏系统则持续一年:BP Solar [见图 8(b)],Sanyo [见图 8(b)]图8(c)和Sunpower[见图 8(d)]。这种行为也可以在这些系统的 PR 的时间序列中看到。为了

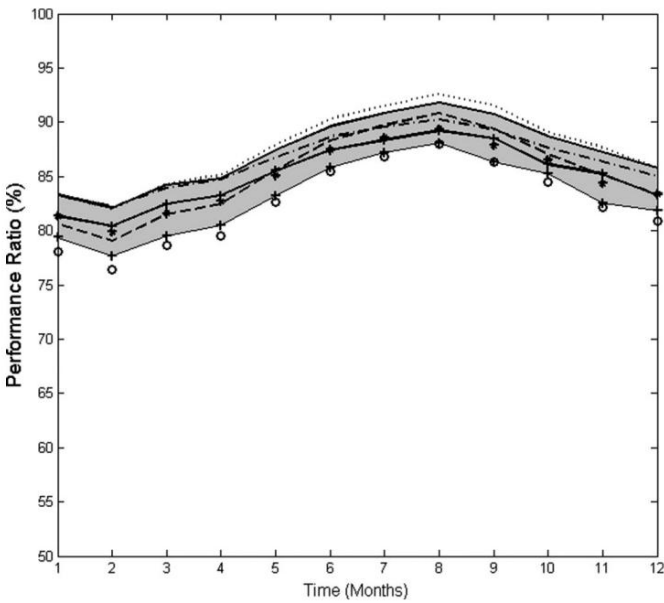


图 7.肖特太阳能 (MAIN) 系统的可靠数据叠加。这阴影区域是第一年和第八年曲线所包围的区域。

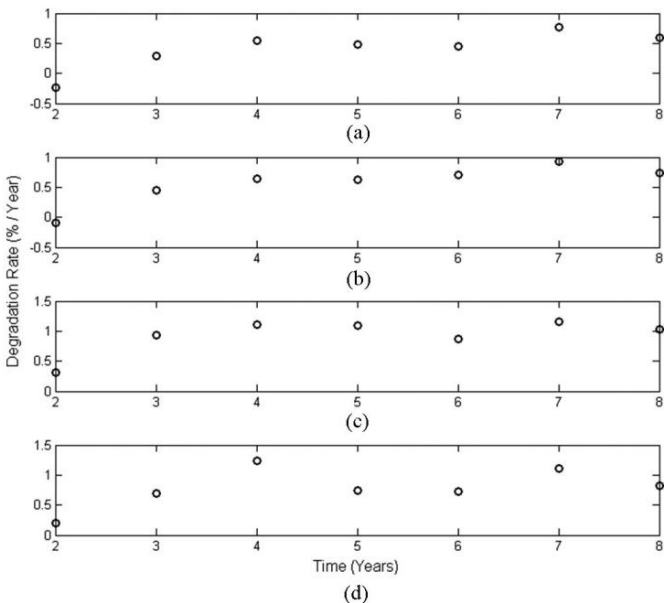


图 9.多晶硅系统年退化率的演变
评估期为 2006 年 6 月至 2014 年 6 月。(a) Schott Solar (MAIN)。(b) 肖特太阳能公司 (EFG)。(c) 太阳能世界。(d) 梭伦。

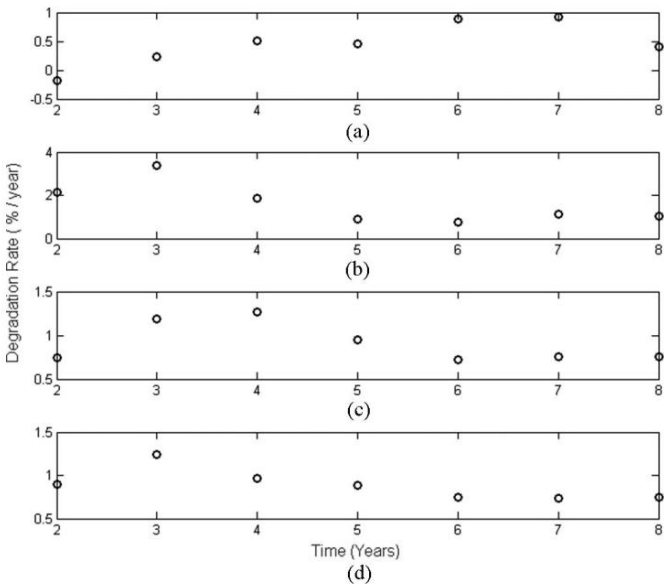


图 8.单晶硅系统年退化率的演变
评估期为 2006 年 6 月至 2014 年 6 月。(a) Atersa。(b) 英国石油公司太阳能公司。(c) 三洋。(d) 太阳能。

例如,图 11 以覆盖格式描述了时间序列
太阳能。Sunpower 的公关最初会下降,因为它可以从当时的波峰和波谷的水平下降来看
级数然后趋于一个恒定值,可以看出
过去峰值和谷值水平的相对不变性
四年。这与所展示的行为一致
其 PR 演变图如图 8 (d)所示。
另一方面,时间的高峰和低谷的水平
First Solar 系列 (见图 12)呈现稳步下降趋势
除去年以外的所有时期,该水平高于
上一年度的经营水平。稳定下降是

表三
运行八年后的年降解率

光伏系统	RPCA 线性回归	黄土
索伦多晶硅	0.83	0.78±0.35
三洋单晶硅	0.76	0.60±0.34
Atersa单晶硅	0.40	0.58±0.46
中圣	0.75	0.54±0.44
肖特太阳能 (主要)	0.59	0.75±0.43
英国石油公司太阳能公司	1.02	0.44±0.37
太阳能世界	1.03	0.94±0.43
肖特太阳能 (EFG)	0.73	0.59±0.35
沃特太阳能	2.33	2.33±0.30
第一太阳能公司	1.96	1.99±0.20
三菱重工	1.38	1.45±0.20

表明降解率不应有太大变化
从一年到另一年,而观察到的增加
去年应该反映出降解率的下降。这
也符合图 10(c) 中描述的行为,其中
SolarWorld光伏系统的退化率演化为
显示。

表 III 中所示数据与所示数据的比较
图 12 得出的结论是,直线可以用
对First Solar 对应的数据充满信心。
这意味着由于该方法给出了相同的结果,
用于其他PV时可以认为是可靠的
系统。
BP Solar 系统的退化率使用以下方法计算
RPCA 几乎是 LR 和 LOESS 估计速率的两倍。
从系统日志来看,BP Solar系统遭受了部分故障
第二年、第三年、第四年进行遮荫。公关价值
较低,因此 LR 和 LOESS 估计
直线适合较低的斜率。从某种意义上来说,这两
方法对部分遮蔽和估计退化视而不见

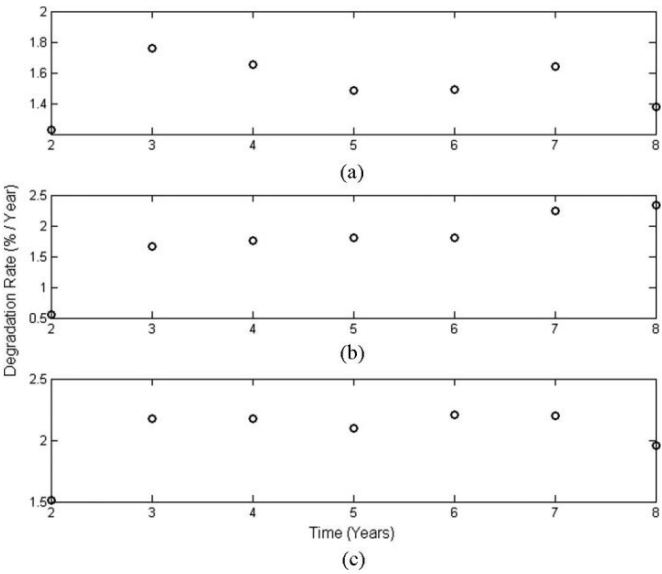


图 10. 2006 年 6 月至 2014 年 6 月评估期间薄膜系统年退化率的演变。(a) MHI (a-Si)。 (b) 沃特太阳能 (CIGS)。 (c) 第一太阳能 (CdTe)。

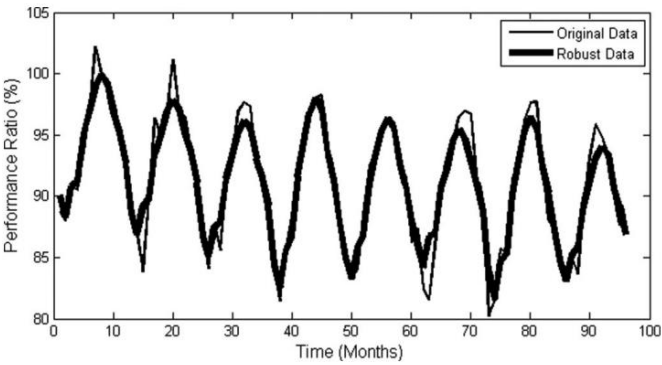


图 11. Sunpower 光伏系统的实际 PR 数据和 RPCA 获得的数据的叠加。

速率如同 BP Solar 在正常条件下运行一样。
另一方面,本文在第 II-D 节中提出的方法通过采用年度 PR 衰减面积与第一年稳健数据下方面积的比率来对数据进行标准化。此外,由于部分阴影会持续一段时间,因此其影响不会被视为扰动 (如第 II-C 节中所述),因此不会被拒绝。

在之前的一项调查中,为了消除季节性因素,阵列功率根据温度进行了校正。这种方法已被证明可以稍微减少季节性成分,而季节性成分在时间序列中仍然很突出[13]。正如第 II-C 节中所讨论的,稳健主成分应用在估计光伏系统退化率方面的成功在于 PR 时间序列的固有季节性。这种季节性是时间序列的主要特征,它使数据矩阵 A 的秩较低。文献中已经证明,根据温度校正和未校正的 PR 时间序列对能量衰减率进行分析计算表明,分析技术的选择

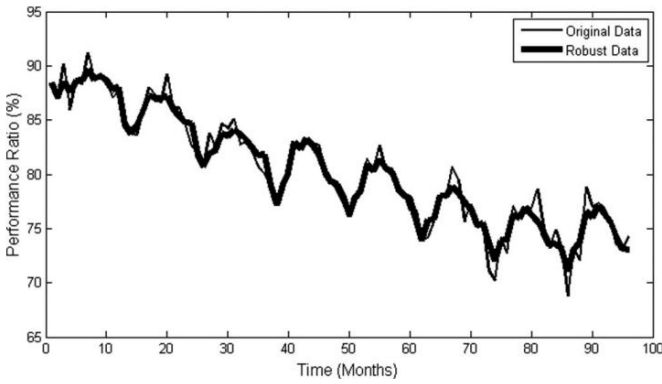


图 12. First Solar 光伏系统的实际 PR 数据和 RPCA 获得的数据的叠加。

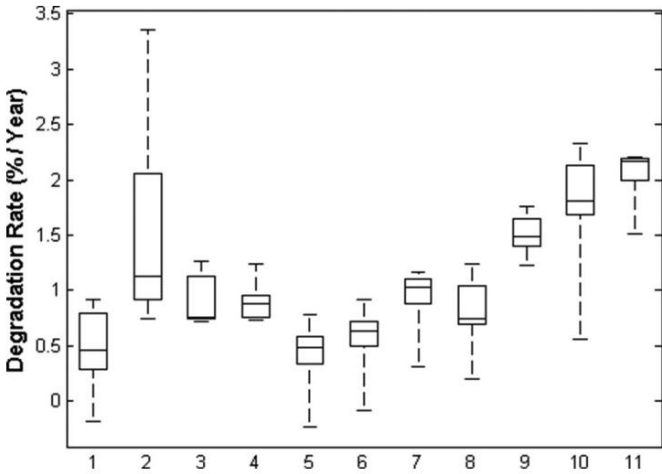


图 13. 八年来每个光伏系统的年能源退化率。1:Atersa 单晶硅。2:BP Solar 单晶硅。3:三洋单晶硅。4:Sunpower单晶硅。5:肖特太阳能 (主要)多晶硅。图 6:肖特太阳能 (EFG) 多晶硅。7:SolarWorld 多晶硅。8:索伦多晶硅。9:三菱重工非晶硅。10:沃特太阳能公司 (CIGS)。11:第一太阳能公司 (CdTe)。

极大地影响降解率估计[14]。当应用温度校正时,季节分解和非参数方法比更流行的 LR 方法更稳健。此外,温度校正假设数据表中提供的温度系数在户外暴露的整个过程中保持恒定,特别是对于非晶硅,Staebler-Wronski 效应和热退火循环[15]。这些系数带有额外的不确定性,这会

B. 性能比下降的箱线图描述

由于每年退化率估计的数量很少,即每个光伏系统有七个,因此无法真正计算变异性的统计量化。然而,为了描述变异性,使用了如图 13 所示的箱线图。实心框提供了可能的变异范围的指示,因为它们描述了实际数据分布的内四分位数。从箱线图的大小可以明显看出,除了 BP 太阳系之外,其他所有系统的变异性

低于 1%/年。此外,多晶硅和薄膜系统的箱线图尺寸相对较小,表明降解率可能保持不变,正如从第 III-A 节的演化行为研究中得出的结论。此外,可以观察到多晶硅和薄膜系统具有较大的最小值,这意味着在户外暴露开始时的降解率较低。这在图1和图2中也得到证实。 9和10。

四. 结论

本文提出了一种通过不同技术的现场测量来计算光伏系统退化率的新方法。原始数据的传统主成分分析表明,存在季节性的显着特征。其他具有一定意义的特征可以归因于不确定性。这些不确定的特征导致数据不合理,阻碍了能源退化率的可靠定义。RPCA方法被提出作为消除数据不合理性的方法。获得的数据用于根据每年月PR曲线所包围的封闭面积来定义降解率。退化率可以从光伏系统运行的第三年开始定义。

一个重要的事实是,计算出的薄膜系统(Wurth、First Solar和MHI)的PR降解率非常接近LR和LOESS方法估计的结果。

这得出了关于所提出方法的可靠性的重要结论。

RPCA方法的优越性在于将每个光伏阵列视为一个动态系统。能量衰减率是根据现场操作的全谱测量来估计的。这随后消除了创建窄滤波器和校正程序的需要,以便从测量中消除季节性。通过这样做,通过保留尽可能多的测量数据来最小化统计偏差,消除了校正过程的额外不确定性,并且用最少的系统/阵列/先验知识来计算每个阵列的趋势。模块细节,将PR的方差分类为组件并减轻不确定性的影响。

本文提出的方法阐明了八年研究期间PR降解演变的本质,并证明这种演变取决于技术。

采用箱线图技术作为描述性方法,对计算的降解率的潜在变异性进行建模。箱线图的大小表明,除了BP Solar之外,所有光伏系统在8年内最有可能的退化变化约为每年1%。

参考

[1] N.博斯科。(2010)。与光伏技术相关的可靠性问题。纳特。可再生能源实验室,戈尔登,科罗拉多州,美国,技术。代表。
[在线的]。网址: http://www.nrel.gov/pv/performance_reliability/pdfs/failure_references.pdf
[2] A. Phinikarides.N. Kindyni.G. Makrides和GE Georghiou,“光伏退化率方法论回顾”,可再生能源可持续能源评论,卷。40,第143-152页,2014年。

[3] DC Jordan和SR Kurtz,“光伏退化率 分析综述”,Prog.光伏研究。应用,卷。21,第12-29页,2013年。

[4] DC Jordan和SR Kurtz,“PV退化率测定的分析改进”,Proc.第35届IEEE光伏规范。会议,2010年,第2688-2693页。

[5] AD Kiureghian和O. Ditlevsen,“任意的还是认知的?有关系吗?”结构安全,卷。31,第105-112页,2009年。

[6] M. Daszykowski.K. Kaczmareck.YV Heyden和B. Walczak,“数据分析中的稳健统计 基本概念回顾”,Chemometrics Intell.实验室。系统,卷。85,第203-219页,2007年。

[7] F. Gharibnezhad,“智能结构中的稳健损伤检测”,博士。论文,应用部门。数学。三、技术。大学。加泰罗尼亚,巴塞罗那,西班牙,2014年。

[8] EJ Candes.X. Li.Y. Ma和J. Wright,“稳健主成分分析?”J.ACM,卷。58,p。2011年11日。

[9]光伏系统性能监测 测量、数据交换和分析指南,IEC:61724:1998,1998。

[10] IT Jolliffe,主成分分析。美国纽约州纽约:施普林格,2002年。

[11] L. Zhouchen.M. Chen和Y. Ma,“精确恢复损坏的低阶矩阵的增强拉格朗日乘法”,arXiv预印本,arXiv:1099:5055。

[12] A. Phinikarides.N. Philippou.G. Makrides和GE Georghiou,“不同光伏技术在温暖气候条件下运行八年后的性能损失率”,Proc.29欧元。光伏溶胶。能源会议展览,2014年,第2664-2668页。

[13] A. Phinikarides.G. Makrides.N. Kindyni和GE Georghiou,“计算不同光伏技术性能损失率的趋势提取比较”,Proc.第40届IEEE光伏规范。会议,2014年,第3211-3215页。

[14] A. Phinikarides.G. Makrides和GE Georghiou,“计算不同光伏技术退化率的分析方法的比较”,Proc.28欧元。光伏溶胶。能源会议展览,2013年,第3973-3976页。

[15] DL King.JA Kratochil和WE Boyson,“光伏模块和阵列的温度系数:测量方法、困难和结果”,Proc.第26届IEEE光伏规范。会议,1997年,第1183-1186页。

作者的照片和传记在出版时尚不可用。