

基于最小二乘法的光伏电源电磁暂态输出预测

刘科研¹,吕琛¹,葛磊蛟^{2†},朱新山²

(1.中国电力科学研究院有限公司,北京 100192;

2.天津大学 电气自动化与信息工程学院,天津 300072)

摘要:光伏电源的暂态输出预测对电网稳定性分析、电能质量控制与故障诊断等有重要意义。为此,本文首先建立理想光伏电源的离散化模型与线性预测模型。然后,对于电源模型参数固定的情况,给出了基于正则化最小二乘法的预测方案。对电源模型参数变化的情况,采用递推最小二乘法获得实时更新的预测模型参数。与标准递推最小二乘法不同,该方案采用了基于滑动矩形窗的数据更新策略,可提升 RLS 的跟踪性能与预测精度。实验结果表明,提出的预测方案获得了良好的预测精度,而且能够很好地适应电源模型参数发生变化的情况。

关键词:光伏电源;暂态模型;预测;最小二乘法

中图分类号:TM914.4

文献标志码:A

Least Square Based Prediction for the Transient Output of Solar Power Source

LIU Keyan¹, LV Chen¹, GE Leijiao^{2†}, ZHU Xinshan²

(1.China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China;

2. School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: The transient output prediction of solar power source is of great significance for power grid stability analysis, power quality control and fault diagnosis. To this goal, the discrete model and linear prediction model of ideal solar power source were established. Then, a regularized least square prediction scheme was proposed to estimate the unchanged model parameters. When the power source model parameters vary, the prediction model parameters are continuously updated in real-time by the Sliding Rectangle Window (SRW) Recursive Least Square (RLS) method. Unlike the standard RLS, SRW-RLS adopts a data update strategy based on sliding rectangle window, which improves the tracking performance and prediction accuracy. The experimental results show that the proposed prediction schemes achieve good prediction accuracy and SRW-RLS is able to adapt well to the changes in the parameters of power source model.

Key words: solar power source; transient model; prediction; least-square

* 收稿日期:2018-05-31

基金项目: 国网总部科技资助项目“复杂配电网暂态过程数模混合仿真技术研究”(PD71-16-005), State Grid Science and Technology Project “Research on Digital-analog Hybrid Simulation Technology for Transient Process of Complex Distribution Network”(PD71-16-005)

作者简介: 刘科研(1978—), 男, 河南郑州人, 中国电力科学研究院有限公司 高级工程师, 博士

† 通讯联系人, E-mail: legendglj99@tju.edu.cn

由于化石能源带来的污染问题越来越严重,光伏能源作为一种清洁能源得到了广泛的重视.在能源互联网指导意见发布和能源行业转型升级的背景下,发展利用光伏发电对于加快能源结构调整、实现可持续发展具有重要的意义^[1-5].随着智能电网和微电网技术的发展,并网光伏发电系统已经得到广泛应用^[6-7].

光伏电站的输出具有随机性和间接性,现有的电网安全稳定分析软件只能将光伏电站作为一般的随机性负荷处理^[8],或仅考虑其极限容量^[9],或使用光伏发电的稳态模型接入电网进行潮流计算^[10],无法反映光伏电站的动态特性对电网的影响.由于复杂配电系统中存在大量并网运行电力电子装置,控制不当可能给系统带来严重的谐波问题.因此,需要通过设备元件的暂态宽频域建模来准确分析系统谐波特征,为电能质量控制提供依据.其次,光伏分布式电源与传统电源相比具有完全不同的故障特性,需要通过设备元件的暂态宽频域建模获取其准确的故障电流与电压特征,为保护配置与参数整定提供依据.因此,设备元件的暂态宽频域建模和电磁暂态仿真在复杂配电网谐波分析、故障电流与电压特征精确计算等特殊问题研究扮演着重要角色.

光伏发电系统模型通常有两种.一类是潮流模型^[11],将光伏发电系统建模成简单的功率源.由于不考虑动态过程,所以此模型仅适用于潮流分析,而不能用于暂态分析.另一类是基于特定的光伏发电系统建立对应的电路或电磁模型^[12].这类模型理论上可用于电网机电暂态分析,但是,不能适应光伏电源参数非恒定的情况.

光伏电源的暂态输出特性受多种因素的影响,是一个非平稳的随机过程.文献[13]分析了光照强度、环境温度等因素对光伏系统发电量的影响,在此基础上建立了误差反向传播(Back-Propagation, BP)神经网络预测模型对光伏发电进行短期预测.但是, BP网络本身存在收敛速度慢、容易陷入局部最优等问题,因此不利于改善预测精度.文献[14]采用光伏系统历史发电数据和环境温度数据,建立基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的光伏暂态输出的短期预测.由于SVM是借助二次规划来求解支持向量,求解二次规划将涉及 m 阶矩阵的计算(m 为样本的个数),当数目很大时该矩阵的存储和计算将耗费大量的机器内存和运算时间.文献[15]建立了光伏系统的详细电磁暂态仿真模型,提出一种光伏MPPT的模糊控制算法,实现了光伏系统高精

度的跟踪要求.但是,该仿真模型会增大计算难度和降低计算速度.

为了解决光伏电源暂态过程的预测问题,本文提出了光伏电源的离散化模型,并建立了光伏电源的线性预测模型和自适应预测模型.在此基础上,我们提出基于最小二乘法和递推最小二乘法的模型参数预测方案.所提出的方案可以很好地应对模型参数恒定和变化的情况,不仅预测精度更高、模型鲁棒性好,而且收敛速度快.

本文在第1节描述了理想光伏电源的暂态模型,并对其进行离散化,得到对应的离散化模型;接着,在第2节提出了光伏电源暂态过程的一般线性预测模型,给出了基于LS的模型参数预测方案;第3节描述了光伏电源暂态过程的自适应预测模型,并设计了基于滑动矩形窗的递推最小二乘参数预测方案;第4节对提出的预测方案进行了性能测试和评估;最后,第5节为总结.

1 理想光伏电源的暂态模型

本节给出理想光伏电源的电路模型与暂态过程的外特性描述,并建立该过程的离散化方程.

1.1 理想光伏电源的电路模型

光伏电源是一种直流电源.常见的光伏电源模型主要包括理想模型、单二极管模型和双二极管模型^[16].本文只考虑理想光伏电源的电路模型.如图1所示,光伏电源由一个光生电流源 I_{ph} 与一只正向二极管 D 并联构成.二极管不是在导通和关断两种模式间切换的理想型开关元件,其电压 u 与其反向饱和电流 i_s 之间存在连续性非线性关系.

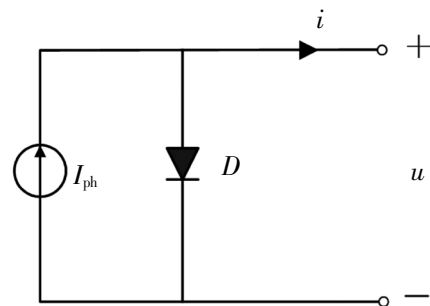


图1 光伏电源理想电路模型

Fig.1 Ideal electrical model for solar power source

设 u_0 表示二极管 D 的温度电压当量,常温下约为26 mV, α 代表 D 的理想化系数,光伏电源的外特性模型可表示为

$$i = I_{ph} - i_s \left(e^{\frac{u}{\alpha u_0}} - 1 \right) \quad (1)$$

式中: i 为光伏电源的输出电流, 方向如图 1 所示. 令 $I_0 = I_{ph} + I_s, c_0 = \ln(I_0/i_s), \tau = \alpha u_0$ 三者皆为常量, 模型(1)可化简为

$$i = I_0 \left(1 - e^{\frac{u}{\tau} - c_0} \right) \quad (2)$$

电压常数 τ 刻画了光伏电源暂态过程的执行速度, 增加电压常数, 将减小暂态过程的完成速度.

理论上, 根据公式(2)可确定任意时刻光伏电源的输出电流和电压. 然而, 该模型忽略了 PN 结耗尽区的复合饱和电流. 这对于光伏电源模型的精确性有着很大的影响. 其次, 电流参数 I_0 、电压常数 τ 与偏移量 c_0 在实际中不是恒值, 它们会随着光伏电源使用时间增长而发生变化. 此外, 光伏电源的输出还受到其他多种环境因素影响, 例如, 日照强度、温度、湿度等. 因此, 应用模型(2)和固定的模型参数, 无法获得光伏电源的准确输出, 无法满足电网安全稳定分析与配置的需求.

1.2 理想光伏电源暂态模型的离散化

为提出光伏电源暂态输出的预测模型, 首先需建立理想光伏电源的离散化暂态模型. 为此, 对输出电压 u 进行均匀采样, 采样间隔为 U , 得到采样电压为 $u(n) = nU, n \in Z$, 对应的输出电流记为 $i(n)$. 由公式(2), 可得

$$i(n) = I_0 (1 - \beta e^{-c_0}) \quad (3)$$

式中: 参数 $\beta = e^{\frac{u}{\tau}}$. 利用公式(3), 可得

$$i(n) = (1 + \beta)i(n-1) - \beta i(n-2) \quad (4)$$

公式(4)表明理想光伏电源的离散化暂态模型为二阶线性模型. 利用该模型, 以递推方式可计算任意采样点的输出电压和输出电流. 显然, 相对式(2)而言, 该模型更加简化, 因为仅有一个参数 β 需要给出. 需要指出的是, 应用式(4)时, 电压采样间隔 U 不宜过大, 否则, 我们将损失光伏电源暂态过程的许多输出信息. 如果采样器得到的电压并非 U 的整数倍, 应进行量化处理. 另外, 对于实际光伏电源和固定的间隔 U , 参数 β 并非恒定, 因为它会受到电源所处环境与电源输出量的影响.

2 基于 LS 的光伏电源模型预测

本节先建立光伏电源暂态过程的一般线性模型, 然后, 提出基于 LS 的暂态模型预测方案.

2.1 线性预测模型

考虑到理想光伏电源的离散化模型是线性的, 故可为实际光伏电源建立线性预测模型. 给定 M 个历史电流观测数据, 构成电流向量 $i_M(n-1) = [i(n-M), i(n-M+1), \dots, i(n-1)]^T$, 我们可预测输出电流 $i(n)$, 表示为

$$\hat{i}(n) = i_M(n-1)^T \omega \quad (5)$$

式中: $\omega \in R^{M \times 1}$ 为权重向量. 图 2 显示了预测模型的结构.

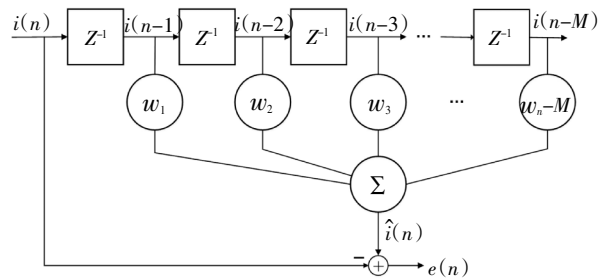


图 2 线性预测模型

Fig.2 Linear prediction model

由式(5)可见, 我们对输出电流 $i(n)$ 采用 M 阶线性预测模型, 这是因为受到多种因素影响, 实际光伏电源模型比模型(4)更复杂. 因此, 对输出电流 $i(n)$ 采用 M 阶预测模型. 在式(5)中, 权重向量 ω 是未知的, 需要进行估计, 阶数 M 也需预先选择, 而且, 为获得良好的预测性能, 应满足 $M \geq 2$.

2.2 基于正则 LS 的模型参数预测

为预测权重向量 ω , 至少需建立 $N \geq M$ 组观测数据, 否则 ω 将有多组预测值. 不妨假设所采用的观测数据集为 $\{i_M(k-1), i(k)\}_{k=n-N}^{n-1}$. 根据式(5), 可得

$$I \omega = \hat{i}_N(n-1) \quad (6)$$

式中: 向量 $\hat{i}_N(n-1)$ 表示实际电流向量 $i_N(n-1)$ 的预测, I 为 $N \times M$ 维电流观测矩阵, $I = [i_M(n-N-1), i_M(n-N), \dots, i_M(n-2)]^T$. 由式(6)中各量的定义可知, 该预测方案需采用 $M+N$ 个历史电流观测值, 故预测采样点 n 应满足 $n > N+M$.

令 $e_N(n-1) = \hat{i}_N(n-1) - i_N(n-1)$ 为长度为 N 的误差向量. 我们预测 $i_N(n-1)$, 使目标函数 $\frac{1}{2} \| e_N(n-1) \|^2 + \frac{\lambda}{2} \| \omega \|^2$ 最小, 其中, $\| \cdot \|$ 表示向量的欧拉范数, $\lambda > 0$ 为正则系数. 此时, 最佳权重 ω^* 可表示为

$$\omega^* = \arg \min_{\omega} \frac{1}{2} \| e_N(n-1) \|^2 + \frac{\lambda}{2} \| \omega \|^2 \quad (7)$$

对目标函数求导,并令导数为零,可得

$$\Phi \omega^* = \theta \quad (8)$$

此处,

$$\Phi = \lambda E + \sum_{k=n-N}^{n-2} i_M(k) i_M(k)^T$$

$$\theta = \sum_{k=n-N}^{n-1} i_M(k-1) i(k)$$

式中: $E = \text{diag}(1, 1, \dots, 1)$ 为 $M \times M$ 维单位矩阵. 由式(8)可得最佳权重 ω^* 为

$$\omega^* = \Phi^{-1} \theta \quad (9)$$

式(9)给出了权重向量的正则最小二乘估计.

从式(7)可见,最佳权重 ω^* 是在最小化平均预测误差的意义下得到的,因此可提升参数估计的鲁棒性.其次,光伏电源暂态模型参数预测引入了正则项,可使权重系数稀疏化,这符合理想光伏电源的离散化暂态模型(4).选择正则系数 λ ,应同时考虑过拟合与预测精度.另外,可以证明,当预测误差 e 为均值为零的高斯白噪声时,式(9)给出的 ω^* 为最佳线性无偏估计.

3 基于递推 LS 的光伏电源模型预测

为解决模型参数非恒定的问题,本节提出基于递推 LS 的光伏电源暂态输出预测方案.

3.1 正则化递推 LS 预测模型

由正则 LS 得到的权重向量是固定不变的,然而,实际光伏电源的模型参数会随着外界环境、使用时间以及输出功率发生改变.因此,应用固定的权重向量难以获得精确的输出预测.

为此,采用递推更新的策略修改权重向量.具体地,令 $\omega(n-1)$, $I(n-1)$ 和 $e_N(n-1)$ 分别表示第 $n-1$ 步所得权重向量、电流观测矩阵和预测误差向量,其中,矩阵 $I(n-1)$ 的定义与矩阵 I 相同.在新数据 $i(n)$ 抵达后,应用长度为 N 的滑动窗更新策略,将 $I(n-1)$ 和 $e_N(n-1)$ 分别更新为 $I(n)$ 和 $e_N(n)$,即 $I(n) = [i_M(n-N), i_M(n-N+1), \dots, i_M(n-1)]^T$, $e_N(n) = \hat{i}_N(n) - i_N(n)$.然后,将 $w(n-1)$ 更新为 $w(n)$,目的是使目标函数 $\varepsilon(n)$ 最小, $\varepsilon_N(n) = \frac{1}{2} \|e_N(n)\|^2 + \frac{\lambda}{2} \|\omega(n)\|^2$.该更新过程将在后文给出.图3为权重向量更新的方框图.

显然,采用递推 LS 预测模型,每当新数据到达时,都需更新权重向量.因此,权重向量是非恒定的,而且具有自适应效果,同时,线性预测模型(5)也转

化为非线性预测模型.这可以更好地适应光伏电源暂态模型参数非恒定的情况.

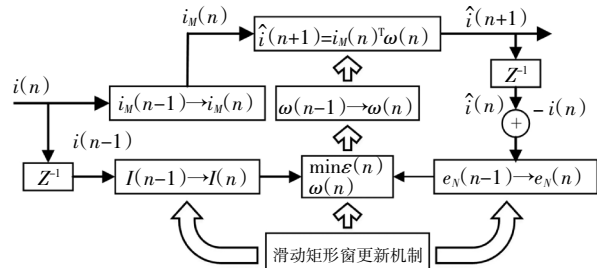


图3 正则化 RLS 预测模型

Fig.3 Regularized RLS prediction model

与标准递推 LS 预测模型不同,本文采用的是基于滑动窗的数据更新策略,可提升递推 LS 的跟踪性能.

3.2 正则化递推 LS 预测算法

基于上节定义的正则化递推 LS 模型,为最小化目标函数 $\varepsilon_N(n)$, $\omega(n)$ 须满足方程

$$\Phi(n) \omega(n) = \theta(n) \quad (10)$$

式中:

$$\Phi(n) = \lambda E + \sum_{k=n-N}^{n-1} i_M(k) i_M(k)^T$$

$$\theta(n) = \sum_{k=n-N}^{n-1} i_M(k-1) i_M(k)$$

式(10)推导过程与式(8)类似.

由公式(10),推导 $\omega(n)$,需计算矩阵 $P(n)$, $P(n) = \Phi(n)^{-1}$.为此,将矩阵 $\Phi(n)$ 与向量 $\theta(n)$ 写成如下递推形式,

$$\Phi(n) = \tilde{\Phi}(n) - i_M(n-N-1) i_M(n-N-1)^T \quad (11)$$

$$\theta(n) = \tilde{\theta}(n) - i_M(n-N-1) i_M(n-N) \quad (12)$$

式中:

$$\tilde{\Phi}(n) = \Phi(n-1) + i_M(n-1) i_M(n-1)^T \quad (13)$$

$$\tilde{\theta}(n) = \theta(n-1) + i_M(n-1) i(n) \quad (14)$$

根据式(10)~(14),由 $\omega(n-1)$ 递推 $\omega(n)$ 可分两步进行,先由 $\omega(n-1)$ 递推 $\tilde{\omega}(n)$, $\tilde{\omega}(n)$ 满足

$$\tilde{\Phi}(n) \tilde{\omega}(n) = \tilde{\theta}(n) \quad (15)$$

然后,再由 $\tilde{\omega}(n)$ 递推 $\omega(n)$.

基于式(10)与式(13)~(15),由 $\omega(n-1)$ 递推 $\tilde{\omega}(n)$ 可应用指数窗递推 LS 的结论^[7],得到

$$\tilde{\omega}(n) = \omega(n-1) + \tilde{g}_1(n) \tilde{\xi}_1(n) \quad (16)$$

$$Q(n) = (E - \tilde{g}_1(n) i_M(n-1)^T) P(n-1) \quad (17)$$

式中: $Q(n)=\tilde{\Phi}(n)^{-1}$, $\tilde{g}_1(n)$ 和 $\tilde{\xi}_1(n)$ 分别为

$$\tilde{g}_1(n)=\frac{P(n-1)i_M(n-1)}{1+i_M(n-1)^T P(n-1)i_M(n-1)} \quad (18)$$

$$\tilde{\xi}_1(n)=i(n)-i_M(n-1)^T \omega(n-1) \quad (19)$$

基于式(10)(11)(12)与(15),由 $\tilde{\omega}(n)$ 递推 $\omega(n)$ 可再次应用指数窗递推LS的结论,得到

$$\omega(n)=\tilde{\omega}(n)+\tilde{g}_2(n)\tilde{\xi}_2(n) \quad (20)$$

式中:

$$\tilde{g}_2(n)=\frac{Q(n)i_M(n-N-1)}{1-i_M(n-N-1)^T Q(n)i_M(n-N-1)} \quad (21)$$

$$\tilde{\xi}_2(n)=i_M(n-N-1)^T \tilde{\omega}(n)-i(n-N) \quad (22)$$

最后,根据式(23)更新矩阵 $P(n)$,

$$P(n)=(E+\tilde{g}_2(n)i_M(n-N-1)^T)Q(n) \quad (23)$$

为完成权重向量 $\omega(n)$ 的迭代更新过程,需设定其初值.本文采用2.2节给出的正则化LS方案估计最佳权重向量,作为 $\omega(n)$ 的初值.由于采样点 n 应满足 $n>M+N$,因此, $\omega(n)$ 的初值即为 $\omega(N+M)$,通过公式(9)获得.相应的,矩阵 $\Phi(n)$ 和 $P(n)$ 的初值分别为 $\Phi(N+M)$ 和 $P(N+M)$,并将式(9)中的矩阵 Φ 作为 $\Phi(N+M)$,于是矩阵 $P(n)$ 的初值可由 $P(N+M)=\Phi^{-1}(N+M)$ 确定.表1总结了正则化递推LS算法的过程.可看出本文算法的复杂度近似为标准RLS的2倍,但这有利于提升跟踪性能与精度.

表 1 基于滑动矩形窗遗忘规则的正则化递推LS算法

Tab.1 Summary of regularized SRW-RLS

Initialization:

compute $\omega(N+M)$ by (9);

compute $\omega(N+M)$ by $\omega(N+M)=\Phi^{-1}(N+M)$;

For $n=N+M+1, N+M+2, \dots$

compute $\tilde{\xi}_1(n)$ by (19);

compute $\tilde{g}_1(n)$ by (18);

compute $Q(n)$ by (17);

compute $\tilde{\omega}(n)$ by (16);

compute $\tilde{\xi}_2(n)$ by (22);

compute $\tilde{g}_2(n)$ by (21);

compute $\omega(n)$ by (20);

compute $P(n)$ by (23);

End

4 实验结果及分析

为检验本文方案的有效性,我们进行了大量的

仿真实验,对该方案的预测性能进行了全面评估,并分析了参数选择对预测性能的影响.所有仿真实验由MATLAB R2014a完成.

4.1 光伏电源的暂态过程与参数设置

光伏电源的真实暂态过程数据由Msx-60及KC200GT太阳能电池产生.具体实验设置如下:1)当照度为 10^3 W/m^2 时,在 0°C 与 50°C 条件下,测量Msx-60的实际 $I-U$ 特性曲线,如图4所示.2)当温度为 25°C 时,在 10^3 W/m^2 与 200 W/m^2 的照度条件下,测量KC200GT的实际 $I-U$ 特性曲线,如图5所示.3)在照度为 10^3 W/m^2 条件下,当温度由 0°C 逐渐跳变到 50°C 时,测量Msx-60的实际 $I-U$ 特性曲线,如图6所示.4)在温度为 25°C 条件下,当照度由 10^3 W/m^2 跳变到 200 W/m^2 时,测量KC200GT的实际 $I-U$ 特性曲线,如图7所示.

实验设置1)与2)可测试本文方案在各种固定光伏电源参数条件下的性能.实验设置3)与4)可测试本文方案在光伏电源变参数情况下的性能.

4.2 预测方案的参数设置与评价指标

实验采用基于LS的暂态模型预测方案与递推LS的光伏电源暂态输出预测方案获得光伏电源的输出预测,并与实际光伏电源的输出数据进行比较,以评估预测性能.如无特殊声明,预测方案的参数设置如下: $U=0.1 \text{ V}$, $M=5$, $N=10$.

为评估光伏电源输出预测算法的准确性,本文采用统计检验法,其性能指标主要包括平均绝对误差(Mean absolute error, MAE)、平均绝对百分比误差(Mean absolute percentage error, MAPE)、均方根误差(Root mean square error, RMSE)和归一化均方根误差(Normalized root mean square error, NRMSE),定义分别如下:

$$\text{MAE} = \frac{1}{L} \sum_{n=1}^L |\hat{i}(n) - i(n)|$$

$$\text{MAPE} = \frac{1}{L} \sum_{n=1}^L \frac{|\hat{i}(n) - i(n)|}{i(n)} \times 100\%$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{n=1}^L (\hat{i}(n) - i(n))^2}$$

$$\text{NRMSE} = \sqrt{\frac{1}{L \text{Var}(i(n))} \sum_{n=1}^L (\hat{i}(n) - i(n))^2}$$

式中: L 表示预测信号的采样个数; $\text{Var}(i(n))$ 表示信号真实值的样本方差.

4.3 预测性能评估

首先,在 0°C 和 50°C 条件下,利用本文提出的

两种预测方案计算光伏电池 M_{sx}-60 在各个电压采样点上的输出电流预测值. 图 4 显示了 M_{sx}-60 的实际 *I-U* 特性曲线与预测的 *I-U* 特性曲线. 表 2 给出了在 0 °C 和 50 °C 条件下, 上述两种方案的预测性能指标.

图 4 表明, 在 0 °C 时, 由 LS 方案获得的预测 *I-U* 特性曲线与实际曲线非常接近, 尤其在电流变化缓慢的区间, 即电压位于区间 [0 20] V 时. 当电压继续增大时, 预测误差开始变大, 但误差绝对值仍很小. 由 RLS 方案得到的预测曲线有类似行为, 但是, 在整个感兴趣的电压区间, RLS 可获得更高的预测精度. 在 50 °C 的条件下, 这两个方案同样可获得良好的预测性能, 而且, 可再次观测到 RLS 预测方案的性能优于 LS 方案. 表 2 进一步清晰地显示了 RLS 方案在所有测试的性能指标上都明显优于 LS 方案, 而且随温度升高, 一些指标的优势会扩大.

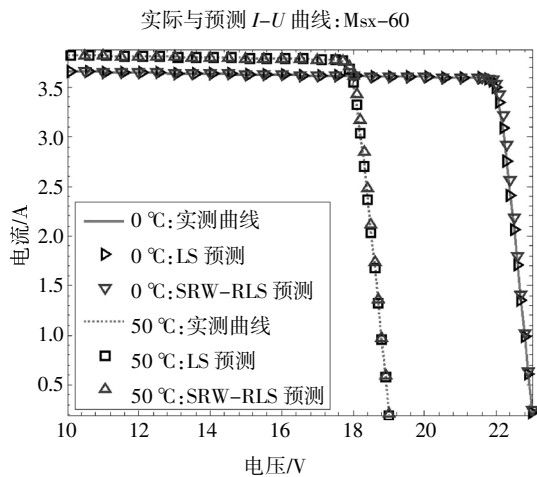


图 4 两种温度下 M_{sx}-60 的实测 *I-U* 特性曲线与预测
Fig.4 Observed and predicted *I-U* curves for M_{sx}-60 under two typical temperatures

表 2 利用 M_{sx}-60 评估 LS 与 SRW-RLS 方案的预测性能
Tab.2 Prediction performance assessment for LS and SRW-RLS on M_{sx}-60

温度 / °C	LS/(10 ⁻³)				SRW-RLS/(10 ⁻³)			
	MAE	MAPE	RMSE	NRMSE	MAE	MAPE	RMSE	NRMSE
0	4.2	2.1	21.8	51.1	1.2	0.5	6.5	15.2
50	5.1	2.4	22.6	44.3	1.3	0.5	6.1	11.8
0~50	—	—	—	—	3.5	1.1	20.5	42.1

然后, 1 000 W/m² 与 200 W/m² 的照度条件下, 利用本文提出的两种预测方案计算光伏电池 KC200GT 在各个电压采样点上的输出电流预测值.

图 5 显示了 KC200GT 的实际 *I-U* 特性曲线与预测的 *I-U* 特性曲线. 表 3 给出了在两种照度条件下, 上述预测方案的预测性能指标.

图 5 表明, 对于 KC200GT, 在不同的照度条件下, 两种预测方案都可得到很好的预测性能, 只是当光伏电源的输出电流开始显著下降时, 预测误差会略有增加. 该测试表明, 对于不同的光伏电源, 我们的预测方案都具有良好的适应性. 表 3 再一次清晰地显示了在给定的测试条件下 RLS 方案的所有预测性能指标都明显优于 LS 方案, 而且照度下降时, 一些指标的优势会扩大.

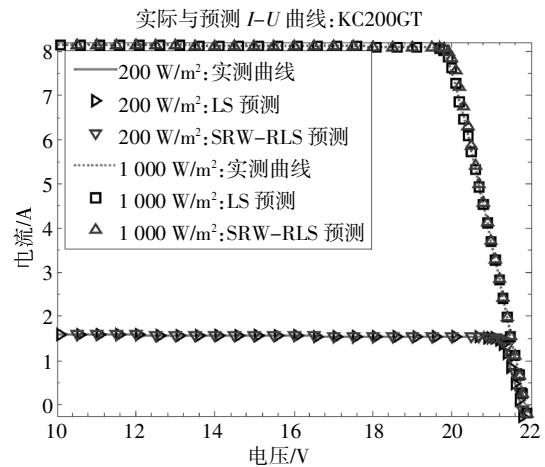


图 5 两种照度下 KC200GT 的实测 *I-U* 特性曲线与预测
Fig.5 Observed and predicted *I-U* curves for KC200GT under two typical irradiances

表 3 利用 KC200GT 评估 LS 与 SRW-RLS 方案的预测性能

Tab.3 Prediction performance assessment for LS and SRW-RLS on KC200GT

照度 / (W·m ⁻²)	LS/(10 ⁻³)				SRW-RLS/(10 ⁻³)			
	MAE	MAPE	RMSE	NRMSE	MAE	MAPE	RMSE	NRMSE
200	6.0	14.6	34.3	180.3	1.5	2.1	9.4	49.3
1 000	10.3	2.0	47.6	32.7	3.0	0.5	13.9	9.5
200~1 000	—	—	—	—	154.8	19.1	1036.2	368.0

接着, 对光伏电源 M_{sx}-60, 当温度由 0 °C 逐渐升高到 50 °C 时, 我们仅测试了 RLS 的预测性能. 结果如图 6 所示. 在该实验中, 光伏电源的参数受温度影响而发生改变, LS 预测方案无法自适应改变预测模型参数, 因而在温度升高后, 必然产生很大的预测误差. 这是显然的, 所以我们没测试 LS 的预测性能. 对 RLS, 在电源模型参数改变后, 我们看到它可快速

地调整预测参数,跟踪实际的 $I-U$ 特性曲线,获得良好的预测性能.表 3 显示了在该实验条件下 RLS 方案的预测性能指标.由表 3 可见,RLS 对模型参数变化有良好的适应性,达到了很高的预测精度.

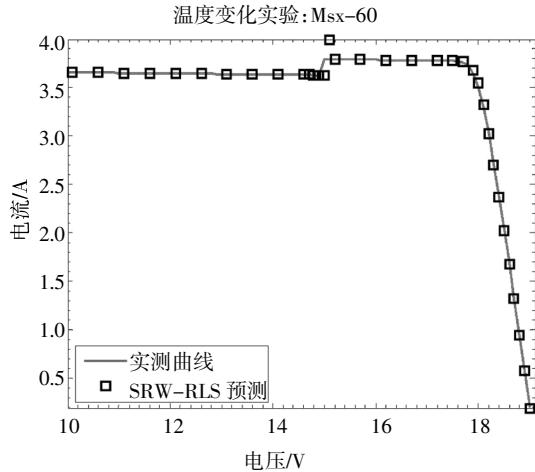


图 6 改变温度时 Msx-60 的实测 $I-U$ 特性曲线与预测
Fig.6 Observed and predicted $I-U$ curves for Msx-60 while the temperature varies

同时,对电源 KC200GT,当照度由 10^3 W/m^2 逐渐下降到 200 W/m^2 时,我们也测试了 RLS 的预测性能,结果如图 7 所示.表 4 显示了在该实验条件下 RLS 方案的预测性能指标.由图 7 与表 4 可再次观测到 RLS 对模型参数变化的良好适应性,而且,该实验验证了对不同的光伏电源,RLS 获得预测性能是类似的.

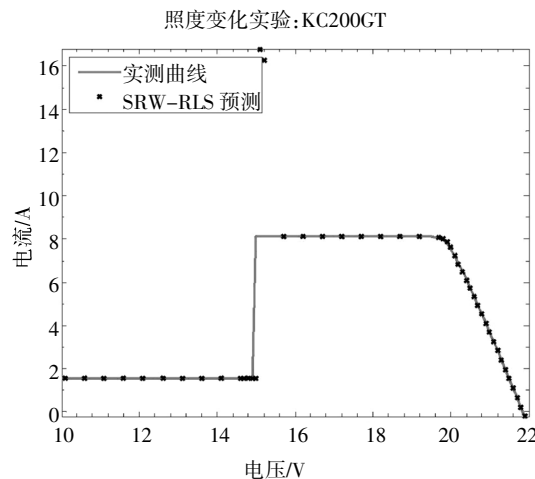


图 7 改变温度时 KC200GT 的实测 $I-U$ 特性曲线与预测
Fig.7 Observed and predicted $I-U$ curves for KC200GT while the temperature varies

4.4 与其它预测模型的性能比较

为显示本文方案的有效性,采用光伏电源理想

模型、单二极管模型^[18]和双二极管模型^[16]对实际光伏电源的输出进行拟合,然后,将它们的预测性能同本文方案的性能进行比较.单二极管模型可以表示为

$$i = I_{ph} - I_s \left(e^{\frac{u + iR_s}{\alpha u_0}} - 1 \right) - \frac{u + iR_s}{R_p}$$

式中:参数 I_{ph} 为太阳能电池的光生电流; I_s 为二极管的反向饱和电流; α 为二极管的理想化系数; u_0 为二极管的温度电压当量; R_s 为串联等效电阻; R_p 为并联等效电阻.双二极管模型可以表示为

$$i = I_{ph} - I_{s1} \left(e^{\frac{u + iR_s}{\alpha_1 u_{01}}} - 1 \right) - I_{s2} \left(e^{\frac{u + iR_s}{\alpha_2 u_{02}}} - 1 \right) - \frac{u + iR_s}{R_p}$$

式中:下标 1,2 用于区分两个二极管的参数,每个二极管参数的具体含义参照单二极管模型.上述模型中,除电压 u 和电流 i 外,都是需要估计的参数.

该比较实验在光伏电源 Msx-60 (温度为 0°C , 照度为 10^3 W/m^2) 上进行.图 8 显示了 Msx-60 的实测 $I-U$ 特性曲线与理想模型、单二极管模型、双二极管模型、LS 及 SRW-RLS 方案的预测曲线.可以看到,在电流变化缓慢的区间,用于比较的光伏电源模型输出与光伏电源真实输出拟合的都很好.当输出电压超过 20 V 时,输出电流开始急速下降,这几种模型的预测误差都开始变大,其中,理想光伏电源模型的性能最差,单二极管模型与双二极管模型的性能是相近的.还需要指出的是,这几个模型的参数估计都属于非线性拟合问题,初值选择不当,很容易陷入局部最优,因而导致模型的预测性能变得更差.我们提出的两种预测方案都没有初值选择的问题,而且预测效果明显比前述三种模型更优,特别是在电流急速变化的区间.

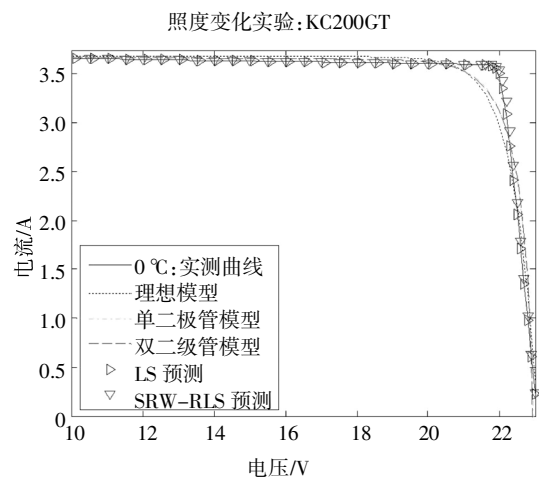


图 8 Msx-60 的实测 $I-U$ 特性曲线与理想模型、单二极管模型^[18]、双二极管模型^[16]、LS 及 SRW-RLS 的预测曲线
Fig.8 Observed and predicted $I-U$ curves with idea model, single-diode model^[18], two-diode model^[16], LS and SRW-RLS for Msx-60

进一步,表4列出了每种预测方案的性能指标值.显然,理想光伏电源模型的预测指标最低,所测的四项指标都低于其他方案.令人惊讶的是,单二极管模型的性能指标与双二极管模型的性能指标接近,并有微弱的性能优势.这是由于双二极管模型比单二极管模型更复杂,导致其模型参数估计很难获得最优值.本文提出的两种预测方案的预测指标都显著优于其他三种模型.例如,前三种预测模型的MAE在0.03和0.05之间,NRMSE在0.21和0.23之间,而我们方案的MAE都小于0.005,NRMSE都小于0.06.

表4 5种模型在M_{sx}-60光伏电源上测试的预测指标

Tab.4 Comparing the performance indices of five models

指标/ (10 ⁻³)	预测模型				
	理想模型	单二极管模型	双二极管模型	LS	SRW-RLS
MAE	49.0	35.0	38.1	4.2	1.2
MAPE	18.7	12.7	14.1	2.1	0.5
RMSE	89.2	75.8	83.0	21.8	6.5
NRMSE	210.8	209.7	229.7	51.1	15.2

4.5 参数变化对性能的影响

我们也评估了参数U,M和N的不同设置对本文方案性能的影响.该实验利用光伏电源M_{sx}-60(温度为0℃,照度为10³W/m²)和KC200GT(温度为25℃,照度为10³W/m²)产生真实电源暂态过程数据.首先,固定参数M=5,N=10,电压采样间隔U的取值范围为{0.1,0.2,0.3,0.4,0.5},在每种情况下,采用LS方案与RLS方案进行预测,并计算预测性能指标,结果显示在表5中.

表5 光伏电源输出电压采样步长对预测性能的影响

Tab.5 Effect of the sampling step of the output voltage on the prediction performance

U	光伏 电源	LS/(10 ⁻³)				SRW-RLS/(10 ⁻³)			
		MAE	MAPE	RMSE	NRMSE	MAE	MAPE	RMSE	NRMSE
		0.1	M _{sx} -60	4.2	2.1	21.8	51.1	1.2	5.0
	KC200GT	6.0	14.6	34.3	180.3	1.5	2.1	9.4	49.3
0.2	M _{sx} -60	16.4	13.9	76.8	165.8	6.3	5.9	31.1	66.9
	KC200GT	15.6	40.5	90.8	422.2	7.5	16.1	40.1	185.9
0.3	M _{sx} -60	28.8	18.0	141.3	383.6	12.2	5.0	67.1	181.1
	KC200GT	13.7	24.3	89.7	636.3	10.7	18.1	66.0	465.8
0.4	M _{sx} -60	42.9	30.4	209.5	523.5	23.5	12.0	124.4	308.3
	KC200GT	22.8	44.8	147.8	927.0	21.3	41.6	135.4	842.5

从NRMSE指标可清楚看出,随着采样步长U的增大,两个被测试方案的预测性能随之下降.原因在于采样步长的增加,导致已观测到的数据与未来数据的相关性降低.其他三个指标存在先减小再增大的情况,但总的趋势是变大的.

另外,如果电压采样步长太小,会造成数据样本之间相关性太强,导致被预测数据只与最近的历史数据相关,从而出现过拟合现象.所以必须根据实际情况合理地选择采样间隔.

其次,固定参数,U=0.1V,N=10,权向量长度M的取值范围为{1,2,3,4,5},在每种情况下测试LS方案与RLS方案,获得的预测性能指标显示在表6中.

由表6可见,当权向量维度由1增长到5时,每个预测性能指标的总趋势都是先减小再增大.当M取3附近的数值时,两个被测试方案的预测性能是相对高的.这是因为当权向量维度很小时,预测模型的阶数降低,用较少的历史数据取预测下一个输出数据是不可靠的.当权向量维度过大,容易导致预测模型陷入局部最优问题.

表6 权向量长度对预测性能的影响

Tab.6 Effect of the length of the weight vector on the prediction performance

M	光伏 电源	LS/(10 ⁻³)				SRW-RLS/(10 ⁻³)			
		MAE	MAPE	RMSE	NRMSE	MAE	MAPE	RMSE	NRMSE
		1	M _{sx} -60	14.6	16.4	69.1	162.9	14.1	15.8
	KC200GT	8.1	26.1	48.5	256.7	8.0	25.7	47.6	251.7
2	M _{sx} -60	1.7	0.7	9.3	21.9	0.7	0.4	3.7	8.8
	KC200GT	1.7	3.1	9.7	51.5	1.4	2.6	8.3	43.9
3	M _{sx} -60	2.5	1.1	13.7	32.2	0.8	0.3	4.8	11.2
	KC200GT	2.8	5.7	16.1	84.8	0.7	0.9	4.7	24.9
4	M _{sx} -60	3.4	1.6	17.9	42.0	1.1	0.4	5.8	13.5
	KC200GT	4.7	10.9	26.8	141.3	1.1	1.4	7.4	39.1
5	M _{sx} -60	4.2	2.1	21.8	51.1	1.2	0.5	6.5	15.2
	KC200GT	6.0	14.6	34.3	180.3	1.5	2.1	9.4	49.3

最后,固定参数U=0.1V,M=5,预测次数N的取值范围为{5,10,15,20,25},在每种情况下计算LS方案与RLS方案的预测性能指标,如表7所示.

由表7可见,当观测次数由5增大到10时,就NRMSE而言,LS方案的预测性能明显提升了,相反,SRW-RLS的性能却微弱降低了.当N大于10时,LS的性能基本保持不变,表明LS的预测性能对

N 的变化是相对不敏感的. 对于 SRW-RLS 而言, 当 $N=15$ 时, 可获得最佳预测性能, 之后随 N 的增加, 其性能变化并不显著, 也表明 SRW-RLS 的预测性能对 N 的变化是相对不敏感的. 但是, 如果 N 选择过大, 必然在预测方案中引入更多的噪声, 从而不利于预测性能. 当然, 选择过小的 N 也是肯定不利的, 例如当 $N < M$ 时, 会导致预测方案有多个局部最优解.

表 7 预测次数 N 对预测性能的影响Tab.7 Effect of the prediction times N on the prediction performance

N	光伏 电源	LS/(10^{-3})				SRW-RLS/(10^{-3})			
		MAE	MAPE	RMSE	NRMSE	MAE	MAPE	RMSE	NRMSE
5	Msx-60	8.1	4.4	41.8	97.8	2.3	1.0	11.7	27.3
	KC200GT	2.4	5.7	13.7	72.0	1.5	3.7	8.5	44.5
10	Msx-60	4.2	2.1	21.8	51.1	1.2	0.5	6.5	15.2
	KC200GT	6.0	14.6	34.3	180.3	1.5	2.1	9.4	49.3
15	Msx-60	4.2	2.1	21.8	51.1	1.2	0.5	6.5	15.2
	KC200GT	5.5	13.6	31.6	166.3	1.4	1.9	8.6	44.9
20	Msx-60	4.2	2.1	21.8	51.1	1.2	0.5	6.5	15.2
	KC200GT	5.7	13.9	32.2	169.3	1.4	2.0	8.7	45.6
25	Msx-60	4.2	2.1	21.8	51.1	1.2	0.5	6.5	15.2
	KC200GT	5.6	13.6	32.2	169.3	1.4	2.1	8.8	46.4

4.6 算法的执行效率

在许多实际应用中, 要求预测算法具有实时性. 为此, 我们进一步测试了 LS 与 SRW-RLS 的执行速度. 测试平台的配置如下: Intel Core i5 CPU, 4G 内存, 64 bit Windows 7 操作系统, 预测算法采用 MATLAB R2014a 实现. 测试所使用的真实数据仍然由光伏电源 Msx-60 (温度为 $0\text{ }^{\circ}\text{C}$, 照度为 10^3 W/m^2) 和 KC200GT (温度为 $25\text{ }^{\circ}\text{C}$, 照度为 10^3 W/m^2) 生成, 其中电压采样间隔为 0.1 V . 具体测试方法如下: 给定参数 (M, N) , 对每组电源输出数据, 分别用提出的 LS 方案与 SRW-RLS 方案进行 1 000 次预测, 然后, 计算每个预测算法完成一个采样点的预测所需要的平均时间, 其结果显示在表 8 中.

由于 LS 与 SRW-RLS 的预测过程主要进行矩阵运算, 因此它们的复杂度取决于这些矩阵的维度, 而矩阵维度取决于参数 M 和 N . 因此, 我们选择一

组不同的 M 和 N , 测试这两种算法的执行速度. 当 $N = 10$, M 由 1 增大到 5 时, LS 的计算速度变化并不显著, 而 SRW-RLS 的运行时间由 $64.3\text{ }\mu\text{s}$ 延长为 $133.1\text{ }\mu\text{s}$. 当 $M = 5$, N 由 5 增大到 25 时, LS 与 SRW-RLS 的运行时间都随之增加, 并在 $M = 5$, $N = 25$ 达到最大, 分别为 $11.4\text{ }\mu\text{s}$ 和 $173.7\text{ }\mu\text{s}$. 这些结果表明, 对于电源的输出数据变化不太剧烈的情况, 只要 M 和 N 选择合适, 这两个预测算法都可达到实时性的要求. 当然, SRW-RLS 的运行效率明显低于 LS, 这是因为 SRW-RLS 的迭代过程使用了更多的矩阵运算.

表 8 算法执行效率评估 (运行时间单位: μs)Tab.8 Evaluation of execution efficiency of the proposed methods (running time: μs)

方案	(M, N)					
	(1, 10)	(3, 10)	(5, 10)	(5, 5)	(5, 15)	(5, 25)
LS	13.0	10.4	10.3	10.1	10.9	11.4
SRW-RLS	64.3	65.8	133.1	79.1	141.8	173.7

5 结 论

本文提出了基于 LS 与 RLS 的光伏电源暂态输出的预测方案. 在分析光伏电源理想模型的基础上, 我们建立了相应的离散化模型与线性预测模型. 然后, 对于光伏电源模型参数不变的情况, 采用正则化 LS 预测暂态模型参数, 可使模型参数稀疏化, 使之符合理想光伏电源的离散化暂态模型.

对于光伏电源模型参数变化的情况, 采用 RLS 预测方案, 可实时更新预测模型的参数, 实现非线性的预测方案. 与标准 RLS 不同, 该方案采用了基于滑动矩形窗的数据更新策略, 可提升 RLS 的跟踪性能与预测精度.

对提出的两个算法进行了广泛的测试. 实验结果表明, 如果电源模型参数不变, LS 与 SRW-RLS 都可获得良好的预测精度. SRW-RLS 的性能优于 LS, 特别是对电源模型参数变化的情况. 预测参数电压采样步长与权系数向量长度的选择对两个方案的预测性能有显著影响, 应该根据具体应用需求进行选择.

参考文献

- [1] 董朝阳,赵俊华,文福拴,等.从智能电网到能源互联网:基本概念与研究框架[J].电力系统自动化,2014,38(15):1—11.
DONG C Y,ZHAO J H,WEN F S,*et al.* From smart grid to energy internet:basic concept and research framework [J]. Automation of Electric Power Systems,2014,38(15):1—11. (In Chinese)
- [2] 田世明,栾文鹏,张东霞,等.能源互联网技术形态与关键技术[J].中国电机工程学报,2015,35(14):3482—3494.
TIAN S M,LUAN W P,ZHANG D X,*et al.* Technical forms and key technologies on energy internet [J]. Proceedings of the CSEE,2015,35(14):3482—3494. (In Chinese)
- [3] 马钊,周孝信,尚宇炜,等.能源互联网概念、关键技术及发展模式探索[J].电网技术,2015,39(11):3014—3022.
MA Z,ZHOU X X,SHANG Y W,*et al.* Exploring the concept,key technologies and development model of energy internet [J]. Power System Technology,2015,39(11):3014—3022. (In Chinese)
- [4] HUANG A Q,CROW M L,HEYDT G T,*et al.* The future renewable electric energy delivery and management (FREEDM) system:the energy internet [J]. Proceedings of the IEEE,2011,99(1):133—148.
- [5] 黄蕙兰,陈强,李刚.低品位能源发电系统研究进展[J].热力发电,2015,44(8):8—13.
HUANG H L,CHEN Q,LI G. Research progress in low grade energy generation system [J]. Thermal Power Generation,2015,44(8):8—13. (In Chinese)
- [6] 李冬辉,王鹤雄,朱晓丹,等.光伏并网发电系统几个关键问题研究[J].电力系统保护与控制,2010,38(21):208—214.
LI D H,WANG H X,ZHU X D,*et al.* Research on several critical problems of photovoltaic grid-connected generation system [J]. Power System Protection and Control,2010,38(21):208—214. (In Chinese)
- [7] 张浙波,刘建政,梅红明.两级式三相光伏并网发电系统无功补偿特性[J].电工技术学报,2011,26(1):242—246.
ZHANG Z B,LIU J Z,MEI H M. Study of reactive power compensation characteristics on a three-phase double-stage grid-connected photovoltaic power system [J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2011,26(1):242—246. (In Chinese)
- [8] 孙建锋,焦连伟,吴俊玲,等.风电场发电机动态等值问题的研究[J].电网技术,2004,28(7):59—61.
SUN J F,JIAO L W,WU J L,*et al.* Research on multi-machine dynamic aggregation in wind farm [J].Power System Technology,2004,28(7):59—61. (In Chinese)
- [9] 王一波,许洪华.基于机会约束规划的并网光伏电站极限容量研究[J].中国电机工程学报,2010,30(22):22—28.
WANG Y B,XU H H. Research of capacity limit of grid-connected photovoltaic power station on the basis of chance-constrained programming [J]. Proceedings of the CSEE,2010,30(22):22—28. (In Chinese)
- [10] 王一波,伍春生,廖华,等.大型并网光伏发电系统稳态模型与潮流分析[J].清华大学学报(自然科学版),2009,49(8):1093—1097.
WANG Y B,WU C S,LIAO H,*et al.* Steady-state power flow analyses of large-scale grid-connected photovoltaic generation system [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology),2009,49(8):1093—1097. (In Chinese)
- [11] VARMA R K,KHADKIKAR V,SEETHAPATHY R. Nighttime application of PV solar farm as STATCOM to regulate grid voltage [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion,2009,24(4):983—985.
- [12] 姚致清,张茜,刘喜梅.基于PSCAD/EMTDC的三相光伏并网发电系统仿真研究[J].电力系统保护与控制,2010,38(17):76—81.
YAO Z Q,ZHANG Q,LIU X M. Research on simulation of a three-phase grid-connected photovoltaic generation system based on PSCAD/EMTDC [J]. Power System Protection and Control,2010,38(17):76—81. (In Chinese)
- [13] 栗然,李广敏.基于支持向量机回归的光伏发电出力预测[J].中国电力,2008,41(2):74—78.
LI R,LI G M. Photovoltaic power generation output forecasting based on support vector machine regression technique [J]. Electric Power,2008,41(2):74—78. (In Chinese)
- [14] 陈昌松,段善旭,殷进军.基于神经网络的光伏阵列发电预测模型的设计[J].电工技术学报,2009,24(9):153—158.
CHEN C S,DAN S X,YIN J J. Design of photovoltaic array power forecasting model based on neural network [J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2009,24(9):153—158. (In Chinese)
- [15] 吴大中,王晓伟.一种光伏MPPT模糊控制算法研究[J].太阳能学报,2011,32(6):808—813.
WU D Z,WANG X W. A photovoltaic MPPT fuzzy controlling algorithm [J]. Acta Energiæ Solaris Sinica,2011,32(6):808—813. (In Chinese)
- [16] 刘东冉,陈树勇,马敏,等.光伏发电系统模型综述[J].电网技术,2014,35(8):47—52.
LIU D R,CHEN S Y,MA M,*et al.* A review on models for photovoltaic generation system [J]. Power System Technology,2014,35(8):47—52. (In Chinese)
- [17] SIMON H. Adaptive filter theory[M]. 4th ed. Upper Saddle River, New Jersey 07458:Prentice Hall,2002.
- [18] SERA D,TEODORESCU R,RODRIGUEZ P. PV panel model based on datasheet values [C]//Proceedings of the IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE).2007:2392—2396.