

基于随机模型预测控制的光伏系统最大功率点跟踪策略

张慧明, 张建华, 郭家旺

华北电力大学控制与计算机工程学院, 北京

收稿日期: 2025年3月5日; 录用日期: 2025年3月18日; 发布日期: 2025年4月16日

摘要

化石能源的储量有限且利用化石能源的过程会污染环境, 太阳能作为一种清洁且大量存在的能量而广受关注。光伏系统由于受太阳辐照度、环境温度等随机因素的影响, 往往很难实现最大功率点跟踪(maximum power point tracing, MPPT)。针对以上问题, 本文提出了一种基于随机模型预测控制(SMPC)的光伏MPPT控制策略, 以实现光伏系统在随机环境中的最大功率输出。首先建立了光伏系统受随机因素影响的非线性状态空间模型; 然后提出了一种改进开普勒优化算法(IKOA)用于快速定位最大功率点; 为应对太阳辐照度及环境温度对光伏系统带来的影响, 本文设计了一种基于场景树的SMPC控制器: 1) 提出一种场景树构建方法, 以概率的方式表征太阳辐照度、环境温度等因素; 2) 建立了马尔可夫跳变模型, 提高场景构建及切换的准确性。基于场景的SMPC的光伏MPPT策略保证了光伏系统在太阳辐照度和环境温度随机扰动下能获得最大功率输出。仿真实验表明了所提控制策略的有效性和优越性。

关键词

光伏系统, 最大功率点跟踪, 随机模型预测控制, 场景树生成, 马尔可夫跳变模型

Maximum Power Point Tracking Strategy for Photovoltaic System Based on Stochastic Model Predictive Control

Huiming Zhang, Jianhua Zhang, Jiawang Guo

School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing

Received: Mar. 5th, 2025; accepted: Mar. 18th, 2025; published: Apr. 16th, 2025

Abstract

The limited reserves of fossil fuels and their environmental pollution potential during utilization have driven significant interest in solar energy as a clean and renewable alternative. However, the inherent stochastic characteristics of photovoltaic (PV) systems, particularly those influenced by solar irradiance fluctuations and ambient temperature variations, pose significant challenges to achieving reliable maximum power point tracking (MPPT). To address the above problems, this study proposes a PV MPPT control strategy based on stochastic model predictive control (SMPC) to realize the maximum power output of PV systems in stochastic environments. First, a nonlinear state-space model is formulated to describe the PV system affected by stochastic factors. Subsequently, an improved Kepler optimization algorithm (IKOA) is proposed for quickly locating the maximum power point; in order to cope with the effects of the solar irradiance and the ambient temperature on the PV system, this paper designs a scenario-tree-based SMPC controller: 1) A scenario tree-based modeling framework is proposed to probabilistically represent solar irradiance, temperature variations and other factors; 2) A Markov jump model is established to improve the accuracy of scenario construction and transition. The PV MPPT strategy based on scenario-based SMPC ensures that the PV system can obtain the maximum power output under the stochastic perturbations of solar irradiance and ambient temperature. Simulation experiments demonstrate the effectiveness and superiority of the proposed control strategy.

Keywords

Photovoltaic (PV) System, Maximum Power Point Tracking, Stochastic Model Predictive Control, Scenario Tree Generation, Markov Jump Model

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

目前,能源电力系统的安全高效、绿色低碳转型及数字化智能化技术创新已经成为全球发展趋势[1]。光伏由于其清洁无污染的环境友好性和具备丰富的自然资源而广受关注,被认为是传统能源的最佳替代方案[2]。光伏系统将接收到的太阳能转换为电能,然而太阳辐照度随时间变化的特性导致了光伏发电过程的随机性、波动性及间歇性[3]。如何高效地利用太阳能是光伏发电系统运行的关键,最大功率点跟踪技术(maximum power point tracing, MPPT)是实现这一目标的重要方法[4]。

按照惯例,光伏 MPPT 技术大致分为经典、智能、优化等几类[5]。经典的 MPPT 技术,如,恒压法(CV) [6]、电导增量法(INC) [7]、开环电压法(OCV) [8]、短路电流法(SCC) [9]、扰动观察法(P&O) [10]、和查找表法[11]等。经典 MPPT 技术很容易实现,但它们只在太阳均匀照射条件下是有效的,无法应对变化的环境,导致无法跟踪真正的最大功率点。而基于智能的 MPPT 技术,比如,模糊逻辑控制(FLC) [12]、人工神经网络(ANN) [13]和滑模控制(SMC) [14]等,这些技术虽然可以用于动态天气变化条件下,且跟踪效率和跟踪速度都比较高,但这些方法存在控制算法复杂、需要对系统进行预先训练的大数据进行处理等问题。然而,基于优化 MPPT 技术,包括基于布谷鸟搜索(CS) [15]、粒子群优化(PSO) [16]、灰狼优化(GWO) [17]、蚁群优化(ACO) [18]和人工蜂群(ABC) [19]等,这些方法也倾向于在动态环境条件下寻找真

实的 MPP，但是这些方法难以应对随机多变的环境条件，仅能寻求当前环境条件下的 MPP，缺乏对未来环境条件的预测能力。

近年来，模型预测控制(model predictive control, MPC)作为一种先进控制算法，天生具有处理多变量和约束的能力[20]，已经被应用于光伏系统[21]-[23]。例如，文献[22]提出一种基于 MPC 的 MPPT 策略被应用于光伏系统以应对辐照度快速变化的情况。尽管基于 MPC 的 MPPT 策略希望实现光伏系统的最大功率跟踪目标，但 MPC 算法针对不确定系统或随机扰动，其确定性公式通常使其在系统处理不确定性方面存在固有的不足[24]，难以处理辐照度、温度实时变化的场景。

光伏系统中，不确定性主要来源于太阳辐照度和环境温度的随机变化，不确定性通常被认为是概率性质的，在控制设计方法中明确地考虑不确定性发生的概率是更自然的。因此，随机模型预测控制(SMPC)应运而生，其目的是系统地将不确定性的概率描述纳入随机优化控制问题[25]。现有的研究中，用场景法表征系统中的不确定性[26]-[28]，再用基于场景的 SMPC 控制该系统，便可有效缓解不确定性因素带来的影响。比如，文献[26]通过建立功率变结构情景树预测模型，将影响功率的随机因素考虑在优化控制问题中；Song 等[28]针对风向预测的不确定性，提出智能场景生成方法生成表征其特征的场景。SMPC 在处理随机扰动等不确定性因素时有着内在的优势，光伏系统由于环境温度、太阳辐照度的不确定性，导致系统具有随机特性，因此建立表征环境温度、太阳辐照度的光伏多场景模型，并应用 SMPC 策略，能有效降低随机因素对光伏系统的影响，最大程度地利用太阳能，即可以在环境条件随机变化下实现 MPPT 的控制目标。

综上所述，本文提出了一种基于改进 KOA (IKOA)和 SMPC 的 MPPT 控制策略，以实现光伏系统在随机环境中的最大功率输出。本文建立了光伏系统受随机因素影响的非线性状态空间模型；本文基于该模型利用 IPSO 快速定位最大功率点，并作为 SMPC 的参考信号；本文提出一种考虑环境温度、太阳辐照度的场景树构建方法，将影响系统的不确定性进行表征，依据历史数据建立了马尔可夫跳变模型，以提高场景间转换的精确性，同时为减小计算量，采用“剪枝”技术[29]，将场景树中对优化决策影响很小的分枝去除，最后利用基于上述场景的 SMPC 策略实现光伏系统最大功率点跟踪。基于新疆某地区历史数据的仿真结果表明本文控制策略的有效性和优越性。本文的贡献总结如下：

- 1) 分析了光伏系统受太阳辐照度、环境温度随机因素影响的功率输出特性，建立了光伏系统考虑随机因素的非线性状态空间方程。
- 2) 提出了一种改进 KOA 算法，以快速定位光伏系统在当前环境下的最大功率点。
- 3) 提出了一种场景树构建方法，表征影响光伏系统的太阳辐照度、环境温度等因素；建立了马尔可夫跳变模型，提高场景构建及切换的准确性。
- 4) 提出了一种基于场景的 SMPC 的光伏 MPPT 控制策略，实现光伏系统在太阳辐照度、环境温度随机变化情况下的最大功率输出。

本文其余章节的安排如下：第二章建立了光伏系统受随机因素影响的非线性状态空间模型；第三章详细阐述了本文所提出的控制策略；第四章以实际环境数据验证本文所提算法的有效性和优越性；第五章总结概述了本文研究内容。

2. 光伏系统描述

光伏系统主要由光伏阵列、DC-DC 变换器、负载以及控制器组成，如图 1 所示，主要能量来源为太阳辐照度。光伏系统具有复杂的非线性特性，且受太阳辐照度环境温度的随机变化影响，现建立光伏系统考虑随机因素的非线性状态空间模型。

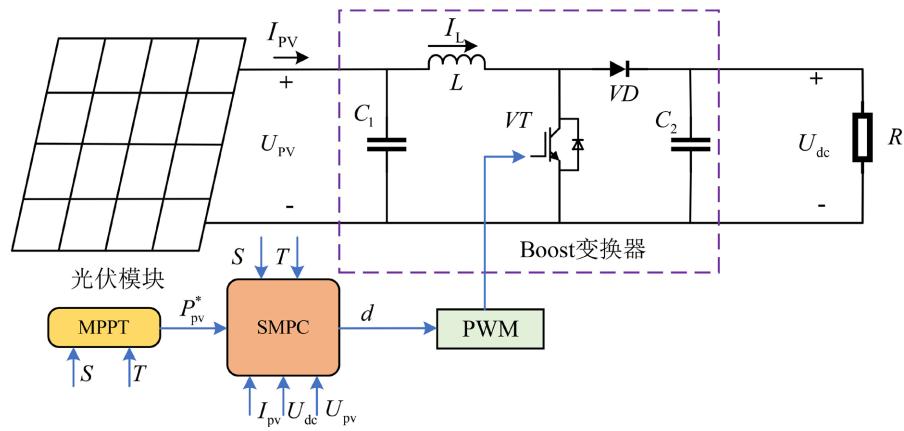


Figure 1. Block diagram of photovoltaic system
图 1. 光伏系统方框图

2.1. 光伏阵列建模

光伏阵列的基本组成单元为光伏电池。光伏电池的原理是基于半导体的一般称为光伏效应的能量转换，将太阳辐照的能量直接转换为电能[30]。简言之，光伏效应就是当物体受到光照时，物体内的电荷分布状态发生变化而产生电动势和电流的一种效应。光伏电池实际上就是一个大面积平面二极管，其工作原理可以用图 2 的单二极管等效电路来描述。

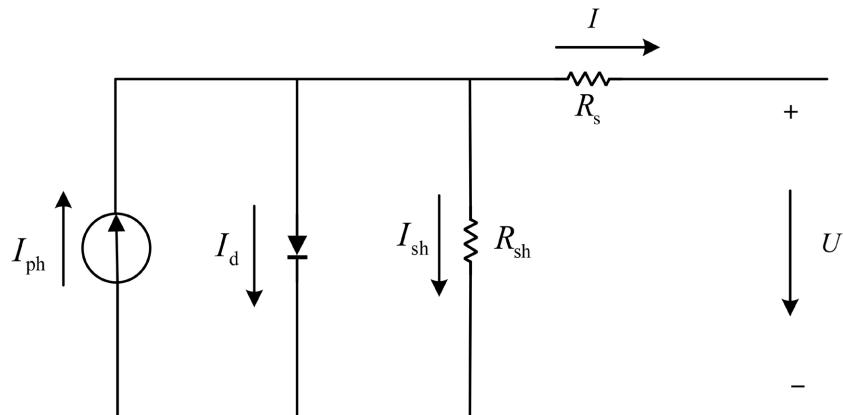


Figure 2. Single diode equivalent circuit for photovoltaic cells
图 2. 光伏电池的单二极管等效电路

光伏电池输出电流与电压的关系[31]可表示为：

$$I = I_{ph} - I_0 \left(e^{\frac{q(U+IR_s)}{AKT}} - 1 \right) - \frac{U + IR_s}{R_{sh}} \quad (1)$$

式中， U 为光伏电池输出端电压； I 为光伏电池输出端电流； I_{ph} 为光生电流，其值正比于光伏电池的面积和入射光的辐照强度，而且会随着环境温度的升高而略有上升； I_0 为二极管反向饱和电流； I_{sh} 为光伏电池的漏电流； R_s 和 R_{sh} 分别为等效串联阻抗和并联阻抗； T 为光伏电池温度； q 为电荷常量， $q = 1.6 \times 10^{-19} \text{ C}$ ； K 为玻尔兹曼常量， $K = 1.38 \times 10^{-23} \text{ J/K}$ ； A 为二极管特性参数且 $1 \leq A \leq 2$ ，当光伏电池输出高电压时， $A = 1$ ，当输出低电压时， $A = 2$ 。

上述根据物理机理建立的光伏电池模型,其准确度较高,可真实反映电池在不同环境下的输出特性。但模型中涉及的光生电流、反向饱和电流等参数与电池的外特性参数没有对应关系,难以通过实际测量获取,且这些参数与环境因素有关,通常为一定的取值范围。工程上常采用非机理建模的方式仅模拟电池的外部特性,而不对光伏电池的物理本质进行描述。建模时根据电池的短路电流和开路电压等实测参数构建出光伏阵列输出特性表达式[32]:

$$\begin{cases} I_{pv} = n_p I'_{sc} \left[1 - C_1 \left(\exp \left(\frac{U_{pv}}{n_s C_2 U'_{oc}} \right) - 1 \right) \right], \\ C_1 = (1 - I'_m / I'_{sc}) \exp \left(\frac{-U'_m}{C_2 U'_{oc}} \right), \\ C_2 = (U'_m / U'_{oc} - 1) \left[\ln \left(1 - I'_m / I'_{sc} \right) \right]^{-1}, \\ \Delta I = \left[1 + \alpha (T - T_{ref}) \right] S / S_{ref}, \\ \Delta U = \left[1 - \gamma (T - T_{ref}) \right] \left[1 + \beta (S / S_{ref} - 1) \right], \\ I'_{sc} = I_{sc} \Delta I, I'_m = I_m \Delta I, U'_{oc} = U_{oc} \Delta U, U'_m = U_m \Delta U, \end{cases} \quad (2)$$

式中, U_{pv} 和 I_{pv} 为电池的输出电压和电流; I_{sc} 、 U_{oc} 、 I_m 、 U_m 分别表示标准条件下(辐照度 $S_{ref} = 1000 \text{ W/m}^2$, 温度 $T_{ref} = 25^\circ\text{C}$)的光伏电池板的短路电流、开路电压、最大功率点电流和最大功率点电压。 S 和 T 为实际的光照强度和环境温度; I'_{sc} 、 U'_{oc} 、 I'_m 、 U'_m 分别为实际环境下的短路电流、开路电压、最大功率点电流和最大功率点电压; α, β, γ 为经验常数, 分别取典型值 $\alpha = 0.0025^\circ\text{C}^{-1}$ 、 $\beta = 0.0005 \text{ (W/m}^2\text{)}^{-1}$ 、 $\gamma = 0.00288^\circ\text{C}^{-1}$ [32]。

由于 I_{sc} 、 U_{oc} 、 C_1 和 C_2 均与光照强度 S 、环境温度 T 有关, 所以 I_{pv} 也与光照强度 S 、环境温度 T 有关, 同时还与当前时刻光伏阵列输出端电压 U_{pv} 有关。式(3)可表示为如下非线性关系:

$$I_{pv} = f_{pv}(U_{pv}, S, T) \quad (3)$$

光伏阵列输出电流 I_{pv} 和输出功率 P_{pv} 在温度 T 为 25°C 时随辐照度 S 的变化曲线如图 3(a)所示; 光伏阵列输出电流 I_{pv} 和输出功率 P_{pv} 在辐照度 S 为 1000 W/m^2 时随温度 T 的变化曲线如图 3(b)所示。

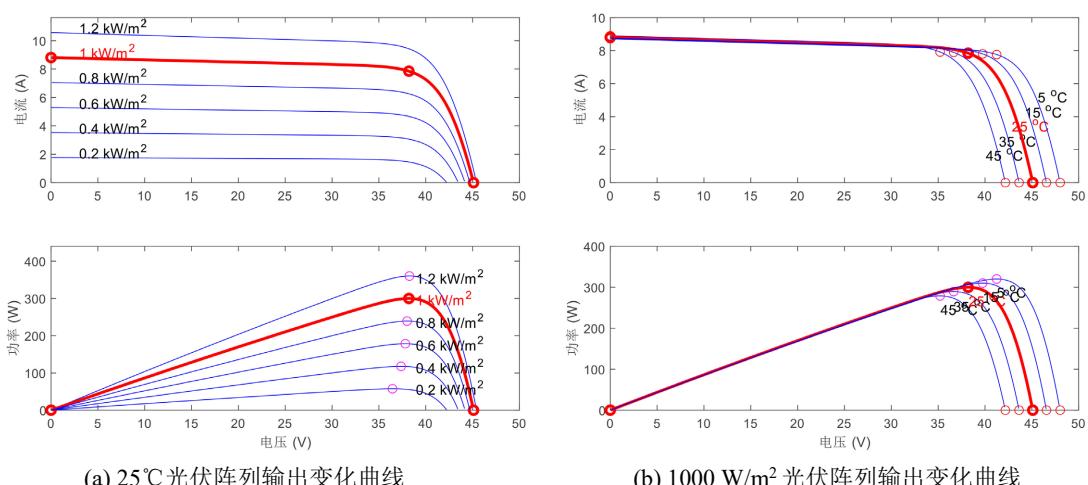


Figure 3. PV array current, power and voltage, irradiance, temperature relationship curve

图 3. 光伏阵列电流、功率与电压、辐照度、温度关系曲线图

2.2. DC-DC 变换器建模

相对于 Buck 降压电路, Boost 升压电路可使其输出电压提升到一个更加宽泛的电压等级, 使得光伏阵列的输出功率范围较宽, 更加适合光伏发电系统, 因此选用 Boost 升压电路作为 DC-DC 变换电路。

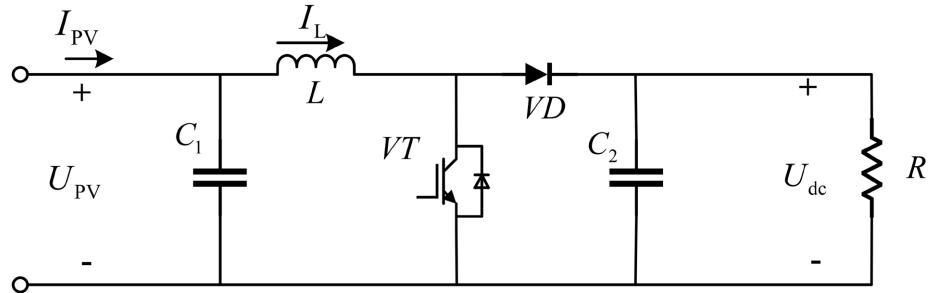


Figure 4. Boost circuit diagram
图 4. Boost 升压电路图

图 4 所示为 Boost 升压电路图, Boost 电路存在开关断开和导通两种状态, 由于开关切换频率较高, 可以用占空比 d 等效 Boost 电路的工作状态, 得到数学表达式如下:

$$\begin{cases} \frac{dI_L}{dt} = -(1-d)\frac{1}{L}U_{dc} + \frac{1}{L}U_{pv} \\ \frac{dU_{dc}}{dt} = (1-d)\frac{1}{C_2}I_L - \frac{1}{RC_2}U_{dc} \\ \frac{dU_{pv}}{dt} = \frac{1}{C_1}f_{pv}(U_{pv}, S, T) - \frac{1}{C_1}I_L \end{cases} \quad (4)$$

式中, L 为滤波电感值; C_1 、 C_2 分别为光伏阵列侧、负载侧滤波电容值; R 为负载电阻值; d 为占空比; I_L 为通过电感的电流值; U_{dc} 为负载端电压; U_{pv} 为光伏阵列输出电压。

选取状态变量 $x = [I_L \ U_{dc} \ U_{pv}]^T$, 控制变量 $u = d$, 太阳辐照度 S 和温度 T 为系统随机变量, 用 w 表示, 输出变量选为光伏阵列输出功率, 即 $y = U_{pv} \cdot I_{pv}$ 。得到如下式所示的非线性系统模型表达式:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x, u, w) \\ y &= g(x, w) \end{aligned} \quad (5)$$

式中, $f(\cdot)$ 表示式(3)所示的系统动力学方程的非线性关系, $g(\cdot)$ 表示系统输出非线性关系。采样时间为 T_s 时, 上述非线性系统模型表达式可表示为:

$$\begin{aligned} x(k+1) &= f(x(k), u(k), w(k)) \\ y(k) &= g(x(k), w(k)) \end{aligned} \quad (6)$$

3. 提出的光伏最大功率跟踪策略

光伏系统的输出功率 P_{pv} 与辐照度 S 、温度 T 有关。为使系统的输出功率最大, 本文提出基于 IKOA 和基于场景的 SMPC 光伏 MPPT 控制策略: 1) 基于光伏非线性状态空间模型利用 IKOA 依据当前环境的辐照度和温度快速定位光伏系统功率最大点值作为参考信号; 2) 基于太阳辐照度、环境温度对光伏系统的影响划分场景, 基于历史数据建立马尔可夫跳变模型, 构建场景树, 表征光伏系统受随机因素干扰, 设计基于场景的 SMPC 控制器跟踪参考信号, 实现光伏系统输出功率最大。控制策略如图 5 所示。

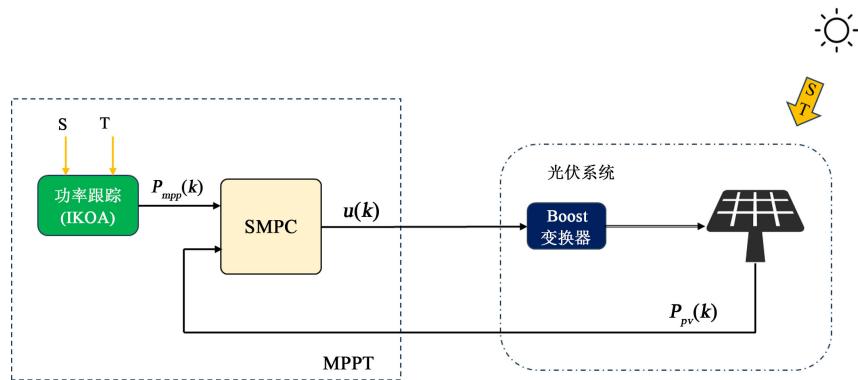


Figure 5. Control strategy block diagram
图 5. 控制策略框图

3.1. 基于 IKOA 定位光伏最大功率点

光伏最大功率点的寻找，多数情况下使用扰动观察法(P&O)或电导增量法(INC)实现[33]，在温度、辐照度变化较小的情况下，上述方法可以得到较为满意的跟踪效果，但是当温度、辐照度变化较快时，难以实现最大功率的跟踪，并且扰动观察法和电导增量法在得到参考信号的过程中，由于其步长为固定值，多数情况下难以恰好调节至最大功率点，而是在其附近震荡。针对以上问题，本文采用 IKOA 基于光伏系统非线性状态空间模型式(7)寻求最大功率点并求得对应的参考功率值。

寻求最大功率点可表述为以下优化问题：

$$\begin{aligned}
 P_{mpp} = \max_{U_{pv}} U_{pv} \cdot I_{pv} \\
 \text{s.t.} \\
 0 \leq U_{pv} \leq U_{oc} \\
 0 \leq I_{pv} \leq I_{sc}
 \end{aligned} \tag{7}$$

式中， U_{oc} 为光伏阵列开路电压； I_{sc} 为光伏阵列短路电流； P_{mpp} 为寻求到的最大功率点。

开普勒优化算法[34]依据开普勒三定律，模拟行星围绕太阳在椭圆轨道旋转，其中每一颗行星都代表了一个可能的解，太阳代表最优解，整个太阳系视为解空间，行星在不同时间与太阳的不同位置关系可以更有效地探索和利用搜索空间。行星的位置由其自身位置、质量、与太阳之间的引力及公转速度决定。开普勒优化算法在本文中，太阳指光伏最大功率点，行星代表最大功率点所对应的电压值，改进开普勒优化算法的迭代过程，使其更适用于光伏系统。

为了保证对解空间的充分搜索，每颗行星的初始位置为约束范围内的一组随机值，如下式所示：

$$X = X_{\min} + r \cdot (X_{\max} - X_{\min}) \tag{8}$$

式中， X_{\min} 、 X_{\max} 分别为行星位置的下限值和上限值； r 为 0~1 的随机值。

每颗行星的位置更新由下式计算：

$$X(k+1) = \begin{cases} X(k) + f \times V(k) + (F(k) + |r_n|) \times U \times (X_s - X(k)) & r_1 \leq r_2 \\ X(k) \times U_1 + (1 - U_1) \times \left(\frac{X(k) + X_s + X_a(k)}{3.0} + h \times \left(\frac{X(k) + X_s + X_a(k)}{3.0} - X_b(k) \right) \right) & \text{Else} \end{cases} \tag{9}$$

式中， X_s 为行星运行中找到的最优解； f 表示与当前行星搜索方向是否一致的标志； $V(k)$ 表示当前行星运行速度； $F(k)$ 为行星受到太阳及其他行星万有引力的作用； r_n 为符合正态分布的随机值； h 为一个

表征太阳和行星间距离的自适应参数; r_1 和 r_2 是 0~1 的随机值。上式表明该算法中行星位置的更新有两种方式, 这两种方式的随机进行更有利于探索解空间, 避免陷入局部最优。

受粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)的启发, KOA 可以通过 PSO 的参考, 利用单个粒子的历史经验和群体的集体历史经验来提高信息共享能力。PSO 更新公式如下:

$$\mathbf{X}_i(k+1) = \mathbf{X}_i(k) + \mathbf{V}_i(k+1) \quad (10)$$

$$\mathbf{V}_i(k+1) = \mathbf{V}_i(k) + c_1 r_3 [\mathbf{X}_{best} - \mathbf{X}_i(k)] + c_2 r_4 [\mathbf{G}_{best} - \mathbf{X}_i(k)] \quad (11)$$

位置和速度的更新可以通过参考粒子自身和群体的历史经验来获得最优解信息。将粒子群算法与式(11)中的速度更新规则相结合, 可以得到以下改进:

$$\mathbf{V}_i(k+1) = \mathbf{V}_i(k) + \Delta \mathbf{V}_i(k) + c_1 r_3 [\mathbf{X}_{best} - \mathbf{X}_i(k)] + c_2 r_4 [\mathbf{G}_{best} - \mathbf{X}_i(k)] \quad (12)$$

该算法的巧妙之处在于它以开普勒三定律为依据, 描述太阳系中太阳和行星之间的位置关系, 以遵循物理原则的方式更新待求解的值, 直至在解空间中得到最优值。本文使用 IKOA 算法寻求系统最大功率输出点对应的参考功率值。

3.2. 基于场景的 SMPC 控制器设计

SMPC 是随机优化理论与标准 MPC 方法相结合形成[24], 利用该方法处理光伏系统中的随机性问题。基于场景的随机模型预测控制的基本思想是通过场景枚举的方法, 将预测时域内所有可能的扰动实现用场景树的形式列举出来, 从而使不确定性的随机模型预测控制问题转化为确定性的模型预测控制问题[27]。

由于环境温度与太阳辐照度的随机特性, SMPC 的目标是最小化给定目标函数的期望值, 即:

$$\min_u E \left[\sum_{k=0}^{N_p} (y(k) - r(k))^T Q (y(k) - r(k)) + \sum_{k=0}^{N_c-1} \Delta u(k)^T R \Delta u(k) \right] \quad (13)$$

式中, $N_p, N_c \in \mathbb{Z}_+$ 为预测时域、控制时域; Q 、 R 分别是偏差权重系数和输入变化量权重系数。

本文综合考虑场景的实现及其概率, 即: 1) 用场景 i 普通二次型性能指标乘以其实现概率, 便得到场景 i 的期望 E_i , $i \in \{1, 2, 3, \dots, s\}$; 2) 将所有场景的 E_i 累加, 便得到整个场景树的期望 E 。通过上述两步处理, 可以得到问题(17)的简明求解方法。通过这种方法, 可以将不确定性的随机模型预测控制问题转化为确定性的模型预测控制问题。

基于场景树的 SMPC 算法的总体思想是根据随机扰动序列的预测确定的情景计算闭环策略。由于因果关系, 预测状态和相关控制序列结果排列成树状结构。在随机情景中, 每个树节点下一步的情况与概率相关联, 对于辐照度、温度等随机变量, 常规的随机分布难以进行表征, 因此, 本文基于光伏电站历史数据, 构建 Markov 转移矩阵以表征由辐照度、温度构成的场景的转移概率。

Markov 转移矩阵可以用概率大小很好地表示每个树节点下一步的情况。这里使用 Markov 转移概率矩阵来预测未来时刻的辐照度和温度。基于历史数据依据辐照度和温度的变化范围划分出 s 个不同的场景, 于是有 $w(k) \in \{w_1 \ w_2 \ \dots \ w_s\}$, 统计历史数据中不同场景之间的变化次数, 可得到辐照度、温度的 Markov 一步转移概率矩阵。

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1s} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2s} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{s1} & p_{s2} & \cdots & p_{ss} \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中, p_{ij} 表示 k 时刻辐照度和温度的状态为 w_i , $k+1$ 时刻辐照度和温度状态为 w_j , 即:

$$p_{ij} = \Pr[\omega(k+1) = j | \omega(k) = i] \quad (15)$$

可由下式计算得出:

$$p_{ij} = \frac{n(w(k+1) = w_j | w(k) = w_i)}{\sum_{j=1}^s n(w(k+1) = w_j | w(k) = w_i)} \quad (16)$$

因为场景数量有限, $p(k)$ 已知, 且 $p(k+1)$ 只能基于 k 时刻的信息来预测, 所以可以枚举沿有限时域的随机扰动序列的所有可允许的实现及其相应的概率。为了解释基于场景树的方法, 引入以下符号[35]:

- $\mathcal{T} = \{\mathcal{N}_1, \mathcal{N}_2, \dots, \mathcal{N}_n\}$: 树节点的集合。节点在被添加到树中时被逐步索引, 即 \mathcal{N}_1 是根节点, \mathcal{N}_n 是最后添加的节点;
- $pre(\mathcal{N}) \in \mathcal{T}$: 节点 \mathcal{N} 的父节点;
- $succ(\mathcal{N}, w) \in \mathcal{T}$: 节点 \mathcal{N} 的子节点, $w \in \{w_1 \quad w_2 \quad \dots \quad w_s\}$;
- $\pi_{\mathcal{N}} \in [0, 1]$: 从 \mathcal{N} 到达 \mathcal{N}_1 的概率;
- $\mathbf{x}_{\mathcal{N}} \in \mathbb{R}^{n_x}$, $u_{\mathcal{N}} \in \mathbb{R}^{n_u}$, $w_{\mathcal{N}} \in \mathcal{W}$: 与节点相关联的状态、输入和扰动值, 其中 $\mathbf{x}_{\mathcal{N}_1} = \mathbf{x}(t)$, $w_{\mathcal{N}_1} = w(t)$;
- $\mathcal{C} = \{\mathcal{C}_1, \mathcal{C}_2, \dots, \mathcal{C}_c\}$: 候选节点的设置, 如, $\mathcal{C} = \{\mathcal{N} \notin \mathcal{T} | \exists (i, j) : \mathcal{N} = succ(\mathcal{N}_i, w_j)\}$;
- $\mathcal{S} \subset \mathcal{T}$: 叶子节点的集合, 其个数等于叶子节点数和场景轨迹数, 基数用 $n_{leaf} = |\mathcal{S}|$ 表示, 即 $\mathcal{S} = \{\mathcal{N} \in \mathcal{T} | succ(\mathcal{N}, w_j) \notin \mathcal{T}, \forall j \in \{1, \dots, s\}\}$ 。

从根节点到叶节点的每条路径都是树中的一个场景, 描述了将在优化问题中考虑的扰动实现。构建场景树的过程如下。

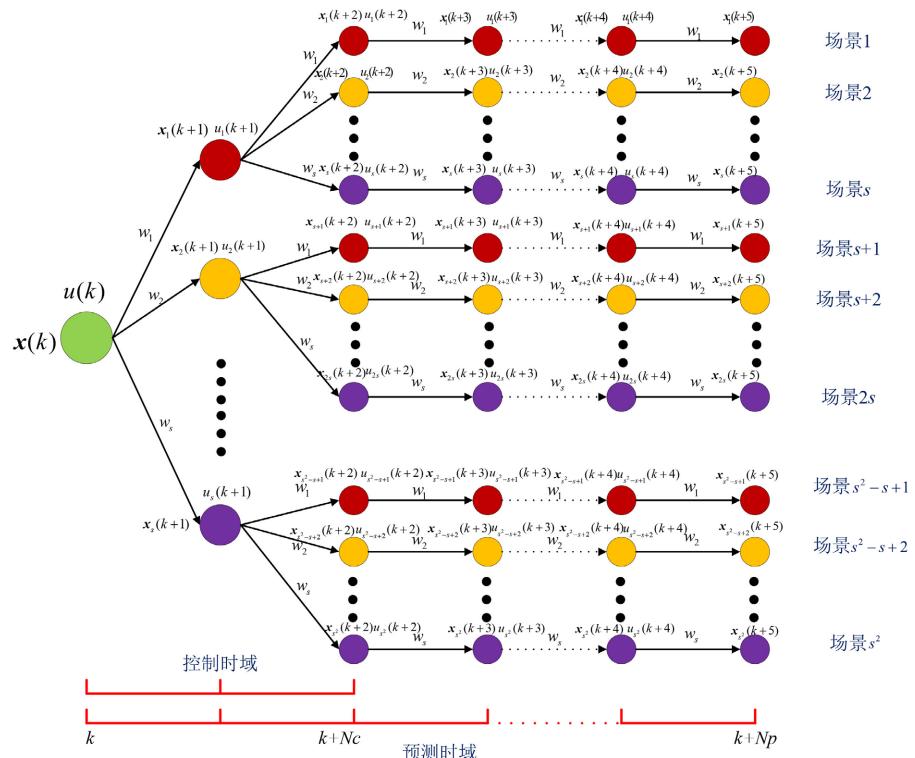


Figure 6. SMPC scene tree structure diagram

图 6. SMPC 场景树结构图

从与 $w(t)$ 相关的根节点 \mathcal{N}_1 开始, 通过考虑干扰的所有可能的 s 个未来值及其实现概率, 构造候选节点的列表 \mathcal{C} 。到达一个节点的概率可以通过乘以从根节点到给定节点的路径上的条件转移概率来计算。当到达节点的概率满足预定条件时, 即 $\pi_{\mathcal{C}_i} > \pi_{\mathcal{C}_{\text{set}}}$, 将候选对象添加到树中并从候选列表中移除。通过在每一步添加新的候选节点作为添加到树中的最后一个节点的子节点, 重复该过程, 直到场景树考虑了所有可能的情况 n_{total} 。在算法 1 中总结的场景树构建, 是将树向最有可能实现的方向展开, 使得概率更高的路径在未来延伸的时间更长, 因为它们对整体性能的影响可能更大[27]。场景树如图 6 所示。

算法 1: 场景树生成程序

```

01: At any step  $k$ :
02: set  $\mathcal{T} = \{\mathcal{N}_1\}, \pi_{\mathcal{N}_1} = 1, n = 1, c = s;$ 
03: set  $\mathcal{C} = \bigcup_{j=1}^s \{ \text{succ}(\mathcal{N}_1, w_j) \}$ 
04: while  $n < n_{\text{total}}$  do
05:   for all  $i \in \{1, 2, \dots, c\}$ , do
06:     compute  $\pi_{\mathcal{C}_i}$ ;
07:     if  $\pi_{\mathcal{C}_i} > \pi_{\mathcal{C}_{\text{set}}}$ ;
08:       set  $\mathcal{N}_{n+1} = \mathcal{C}_i$ ;
09:       set  $\mathcal{T} = \mathcal{T} \cup \{\mathcal{N}_{n+1}\}$ ;
10:      set  $\mathcal{C} = \bigcup_{j=1}^s \{ \text{succ}(\mathcal{C}_i, w_j) \} \cup (\mathcal{C} \setminus \mathcal{C}_i)$ ;
11:      set  $c = c + s - 1, n = n + 1$ ;
12:    end if
13:  end for
14: end while

```

利用算法 1 构建的场景树来构建每个时刻 k 的 MPC 优化问题。为了简化符号, 下面我们分别使用 x_i 、 u_i 、 y_i 、 w_i 、 π_i 和 $\text{pre}(i)$ 来表示 $x_{\mathcal{N}_i}$ 、 $u_{\mathcal{N}_i}$ 、 $y_{\mathcal{N}_i}$ 、 $w_{\mathcal{N}_i}$ 、 $\pi_{\mathcal{N}_i}$ 和 $\text{pre}(\mathcal{N}_i)$ 。

基于场景树的 SMPC 执行以下操作:

- 1) 基于 $w(k)$ 构造树 $\mathcal{T}(k)$;
- 2) 基于 $\mathcal{T}(k)$ 求解如下确定性优化控制问题:

$$\begin{aligned}
& \min_u \sum_{i \in \mathcal{T}(k) \setminus \{\mathcal{N}_1\}} \pi_i (y_i - r_i)^\top Q (y_i - r_i) + \sum_{i \in \mathcal{T}(k) \setminus \mathcal{S}} \pi_i \Delta u_i^\top R \Delta u_i \\
& \text{s.t.} \\
& x_i = x(k) \\
& x_i = f(x_{\text{pre}(i)}, u_{\text{pre}(i)}, w(k)), \\
& y_i = g(x_i, w(k)) \\
& u_{\min} \leq u_i \leq u_{\max}
\end{aligned} \tag{17}$$

其中, $\mathbf{u} = \{u_i : \mathcal{N}_i \in \mathcal{T}(k, n_{\max}) / \mathcal{S}\}$ 为多时域输入序列; $w(k)$ 表示随机变量, 代表辐照度和温度。从根节点出发到叶子节点的每一条路径, 均为一种场景的实现, 即未来辐照度和温度可能情况的一种预测, 也是要求解的一个优化问题。根节点到叶子节点路径上每一个节点代表了系统的预测状态, 需要求解的便是当前状态找到“最佳”的控制 u , 使得输出值跟踪参考值。每一条路径的概率表示为 π_j , 其和为 1。

3) 优化控制问题的结果可以表示为 u :

$$u = [u(k) \ u(k+1) \ \cdots \ u(k+Nc-1)]^T \quad (18)$$

将结果中的第一个控制量 $u(k)$ 作用于系统。

重复上述过程, 便可实现光伏系统在太阳辐照度、环境温度随机变化条件下的最大功率输出。

4. 仿真实验

本文提出了基于 IKOA 和基于场景的 SMPC 光伏 MPPT 控制策略, 其中基于场景的 SMPC 利用辐照度、温度的概率信息进行预测, 而非线性 MPC (NMPC) 仅仅依靠自身的反馈机制应对环境的变化, 本文将 NMPC 与 SMPC 在相同的仿真模型、控制参数下进行对比, 同时将传统的最大功率点跟踪算法扰动观察法在相同的仿真模型下进行仿真对比。标准状况下($S = 1000 \text{ W/m}^2$, $T = 25^\circ\text{C}$)光伏组件参数、DC-DC 变换器中电子元件参数和控制器参数如表 1 所示。

Table 1. PV system simulation model parameter table

表 1. 光伏系统仿真模型参数表

参数名	参数值	参数名	参数值
开环电压 U_{oc} (V)	45.1	负载电阻 $R(\Omega)$	30
短接电流 I_{sc} (A)	8.81	预测时域 N_p	4
最大功率点电压 U_{mp} (V)	38.2	控制时域 N_c	2
最大功率点电流 I_{mp} (A)	7.85	偏差权重系数 Q	1
最大功率 P_{mp} (W)	300	输入变化量权重系数 R	0.1
Boost 变换器电容 C_1 (μF)	300	输入量下限值 u_{min}	0
Boost 变换器电容 C_2 (μF)	300	输入量上限值 u_{max}	1
Boost 变换器电感 L (μH)	200	采样时间 T_s (s)	0.01

根据新疆某地区历史辐照度和温度数据, 将辐照度划分为六个区间, 分别为 $0\sim300 \text{ W/m}^2$ 、 $300\sim600 \text{ W/m}^2$ 、 $600\sim900 \text{ W/m}^2$ 、 $900\sim1200 \text{ W/m}^2$ 、 $1200\sim1500 \text{ W/m}^2$ 、 $1500\sim1800 \text{ W/m}^2$, 将温度划分为六个区间, 分别为 $-20\sim-10^\circ\text{C}$ 、 $-10\sim0^\circ\text{C}$ 、 $0\sim10^\circ\text{C}$ 、 $10\sim20^\circ\text{C}$ 、 $20\sim30^\circ\text{C}$ 、 $30\sim40^\circ\text{C}$, 辐照度和温度分区两两组合为一个光伏发电场景, 共计 36 个场景, 统计历史数据, 得到 36 个场景之间的 Markov 一步转移概率矩阵 P , 如图 7 所示。

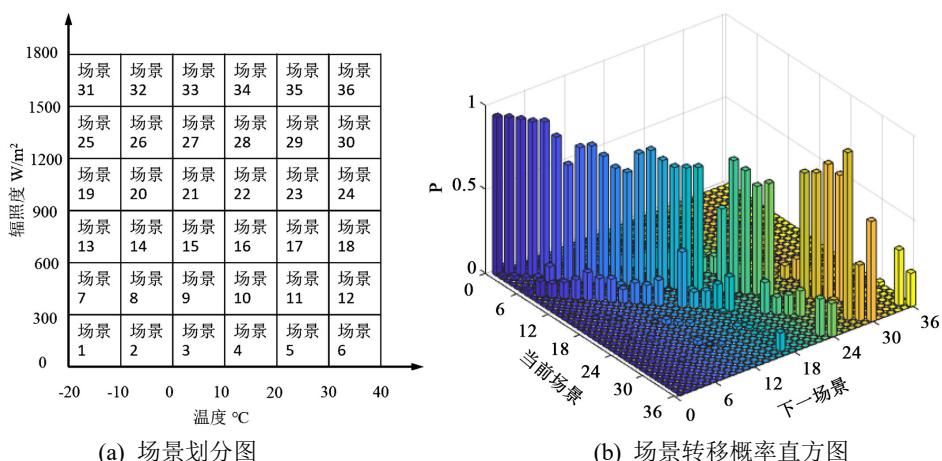


Figure 7. Scenario division and transition diagram

图 7. 场景划分及转移图

以典型天气状况晴天、雨天、阴天、雨天为算例 1~4, 验证算法的优越性, 如图 8~11 所示。

由图 8(a)可以看出, 晴天环境下, 太阳辐照度变化较为平缓, 温度变化范围较小; 图 8(b)显示, 由理论最大功率值点构成的曲线与太阳辐照度曲线变化趋势一致, 所提 MPPT 策略下光伏系统仿真曲线与理论曲线最为接近, 同时所提 MPPT 策略优化所得的控制量变化幅度最平缓, 即相比其他算法更节能。

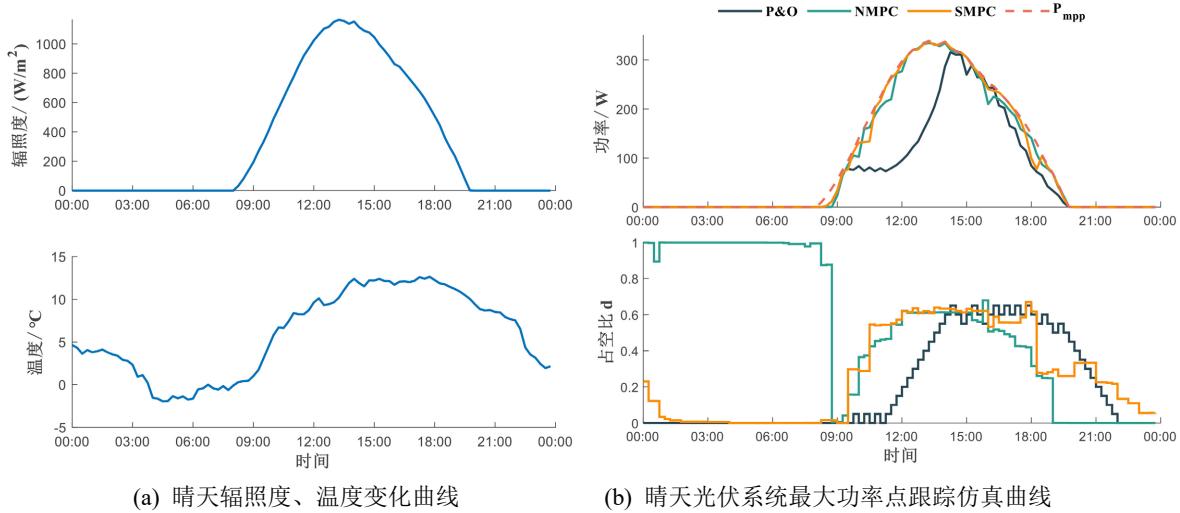


Figure 8. Example 1: Sunny day simulation result diagram
图 8. 算例 1: 晴天仿真结果图

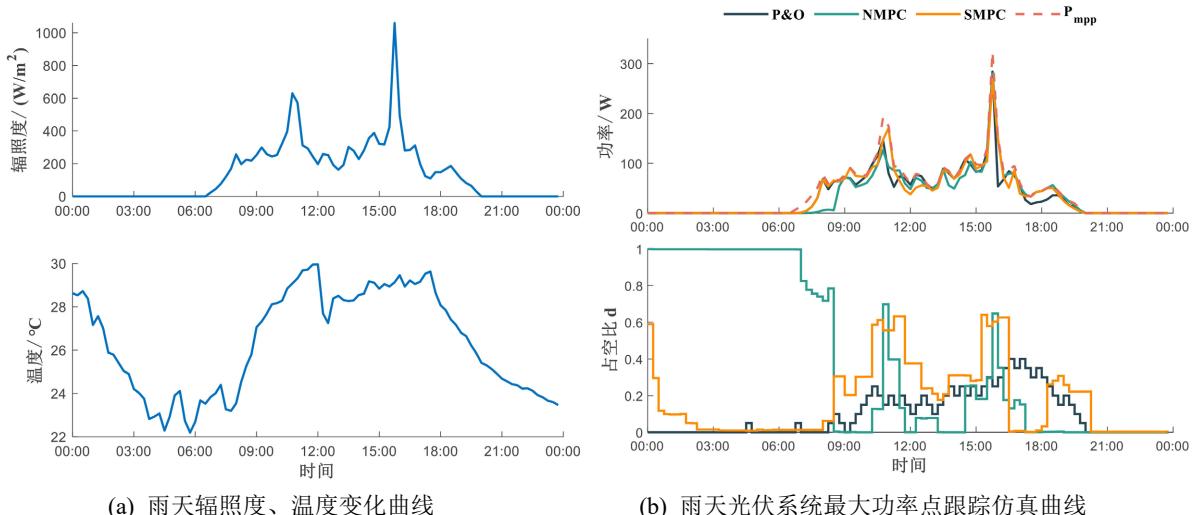


Figure 9. Example 2: Rainy day simulation result diagram
图 9. 算例 2: 雨天仿真结果图

由图 9(a)可知, 雨天环境下, 太阳辐照度大部分时间处于较低值, 当乌云散去, 太阳露出, 辐照度会迅速上升, 同时乌云来临, 辐照度又快速降低, 总体呈现出有尖峰的曲线, 温度变化范围较小, 维持在较高值; 图 9(b)显示, 理论最大功率点曲线也呈现有尖峰的曲线, 三种控制策略中, 只有本文所提的 MPPT 策略的仿真曲线与理论曲线接近, 控制量变化曲线也体现了所提策略更为节能。

由图 10(a)可知, 阴天环境下, 太阳辐照度维持在较低值, 温度变化范围较大; 图 10(b)显示, 理论最

大功率曲线与辐照度变化曲线相似, 对比算法中, 本文所提 MPPT 策略的仿真曲线与理论曲线最为接近, 控制量变化曲线最为平缓, 无较大波动, 更为节能。

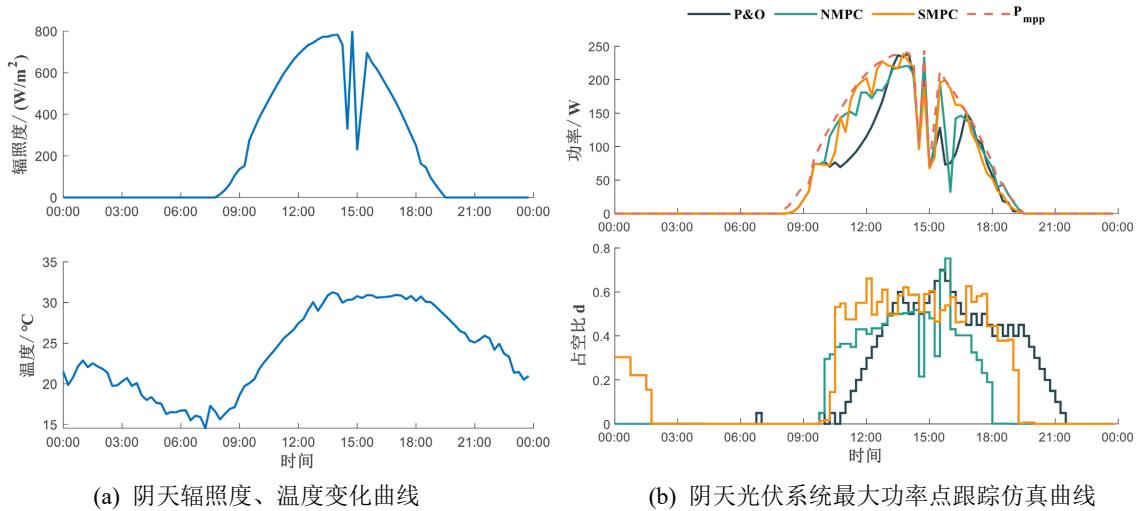


Figure 10. Example 3: Cloudy day simulation result diagram
图 10. 算例 3: 阴天仿真结果图

由图 11(a)可知, 雪天环境下, 太阳辐照度总体较小, 呈现中午大早晚小的特点, 温度变化范围较小, 总体处于较低值; 图 11(b)显示, 对比算法均能有效跟踪理论最大功率曲线, 所提 MPPT 策略跟踪效果最好, 控制量变化曲线中, P&O 算法变化更为平缓, 所提 MPPT 策略稍次之。

图 8(b)、图 9(b)、图 10(b)、图 11(b)为扰动观测法(P&O)、非线性模型预测控制、随机模型预测控制在 4 个算例下的仿真结果对比图, 从图中可以看出随机模型预测控制的仿真曲线跟踪参考信号更好, 并且抖振更少, 明显优于其他两种算法。同时, 从控制输入曲线也容易看出随机模型预测控制算法的仿真结果更为平稳, 这从能量消耗的角度也表明了该算法更节能。表 2 以 ITAE 为性能指标定量描述了三种 MPPT 策略的跟踪效果。

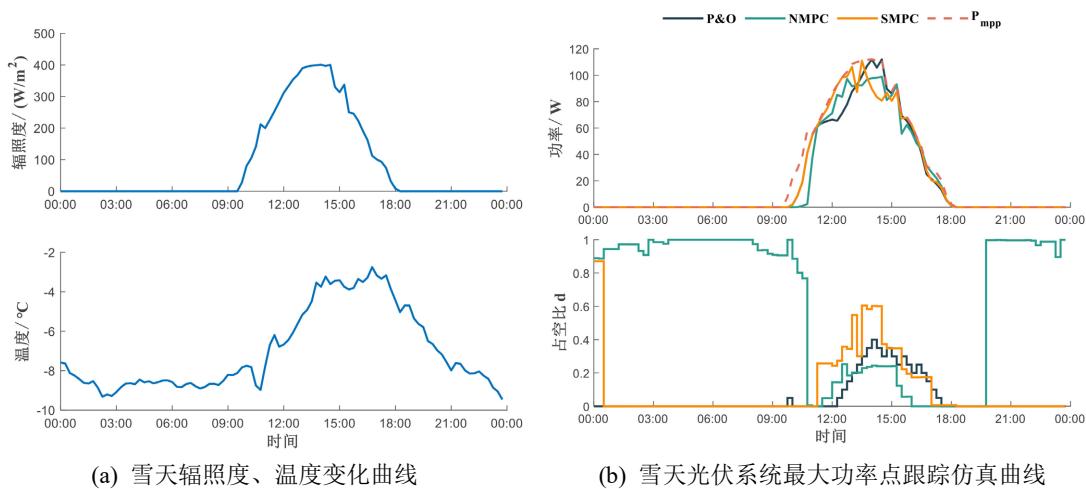


Figure 11. Example 4: Snow day simulation result diagram
图 11. 算例 4: 雪天仿真结果图

Table 2. Evaluation table for tracking results of different MPPT strategies
表 2. 不同 MPPT 策略跟踪结果评价表

算例	控制算法	ITAE
算例 1 晴天	IKOA + SMPC	2.2841
	PSO + NMPC	3.2383
	P&O	17.1119
算例 2 雨天	IKOA + SMPC	3.1319
	PSO + NMPC	4.2238
	P&O	4.2101
算例 3 阴天	IKOA + SMPC	4.3875
	PSO + NMPC	5.6619
	P&O	9.8178
算例 4 雪天	IKOA + SMPC	1.4754
	PSO + NMPC	2.0470
	P&O	1.6466

从表 2 对比结果可知, 本文所提出的 IKOA + SMPC 的 MPPT 策略在光伏系统最大功率点跟踪中效果优于其他算法。

5. 结论

针对随机辐照度、温度的实际环境中光伏系统快速准确最大功率点跟踪问题, 本文提出了基于 IKOA 和基于场景的 SMPC 光伏 MPPT 控制策略:

- 1) 基于光伏非线性状态空间模型利用 IKOA 依据当前环境的辐照度和温度快速定位光伏系统功率最大点值作为参考信号;
- 2) 基于太阳辐照度、环境温度对光伏系统的影响划分场景, 基于历史数据建立马尔可夫跳变模型, 构建场景树, 表征光伏系统受随机因素干扰;
- 3) 设计基于场景的 SMPC 控制器跟踪参考信号, 实现光伏系统输出功率最大。

本文提出的光伏 MPPT 控制器适用于任何环境条件, 如从天气角度而言的晴天、阴天、雨天及雪天等。此外, 从收敛速度和跟踪精度的角度来看, 所提 MPPT 策略在所有的比较算法中, 均获得了第一名。具体而言, 由于控制策略中加入了对环境条件随机特性的考虑, 不论是何种天气条件下(晴、阴、雨、雪), 本文所提出的 MPPT 策略的 ITAE 指标值均小于对比算法, 即在光伏系统最大功率点跟踪的过程中, 跟踪的快速性和准确性方面均优于其他对比算法。因此, 本文提出的 MPPT 策略在最大功率点的寻求和跟踪方面具有吸引力。

然而, 本文的研究也存在着不可避免的不足。首先, 作为基于场景 SMPC 执行的控制策略, 所提出的 MPPT 控制器结构相对复杂。其次, 在本文提出的 MPPT 中, 要充分注意不同场景的划分标准, 以获得满意的最大功率点跟踪结果。第三, 由于硬件设施不足, 目前的工作中没有进行实际的实验。因此, 在未来的工作中, 将努力降低这种两阶段 MPPT 的复杂性, 并在越来越多的光伏阵列在不同环境条件下验证所提出的 MPPT 的通用性, 为实际应用做好充分的准备。

基金项目

国家自然科学基金(62473151, 61973116)、国家重点研发计划(2019YFB1505400)、中央高校基本科研业务费专项资金(2023JC001)资助项目。

参考文献

- [1] Shen, B., Hove, A., Hu, J., Dupuy, M., Bregnbæk, L., Zhang, Y., *et al.* (2024) Coping with Power Crises under Decarbonization: The Case of China. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, **193**, Article ID: 114294. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2024.114294>
- [2] Wang, B., Liu, Y., Wang, D., Song, C., Fu, Z. and Zhang, C. (2024) A Review of the Photothermal-Photovoltaic Energy Supply System for Building in Solar Energy Enrichment Zones. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, **191**, Article ID: 114100. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2023.114100>
- [3] Nunes Maciel, J., Javier Gimenez Ledesma, J. and Hideo Ando Junior, O. (2024) Hybrid Prediction Method of Solar Irradiance Applied to Short-Term Photovoltaic Energy Generation. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, **192**, Article ID: 114185. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2023.114185>
- [4] Ahmad, R., Murtaza, A.F. and Sher, H.A. (2019) Power Tracking Techniques for Efficient Operation of Photovoltaic Array in Solar Applications—A Review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, **101**, 82-102. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.10.015>
- [5] Bollipo, R.B., Mikkili, S. and Bonthagorla, P.K. (2020) Hybrid, Optimal, Intelligent and Classical PV MPPT Techniques: A Review. *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, **7**, 9-33.
- [6] Shams, I., Mekhilef, S. and Tey, K.S. (2021) Improved Social Ski Driver-Based MPPT for Partial Shading Conditions Hybridized with Constant Voltage Method for Fast Response to Load Variations. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, **12**, 2255-2267. <https://doi.org/10.1109/tste.2021.3088119>
- [7] Bhattacharyya, S., Kumar P. D.S., Samanta, S. and Mishra, S. (2021) Steady Output and Fast Tracking MPPT (SOFT-MPPT) for P&O and Inc Algorithms. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, **12**, 293-302. <https://doi.org/10.1109/tste.2020.2991768>
- [8] Hassan, A., Bass, O. and Masoum, M.A.S. (2023) An Improved Genetic Algorithm Based Fractional Open Circuit Voltage MPPT for Solar PV Systems. *Energy Reports*, **9**, 1535-1548. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2022.12.088>
- [9] Sher, H.A., Murtaza, A.F., Noman, A., Addoweesh, K.E., Al-Haddad, K. and Chiaberge, M. (2015) A New Sensorless Hybrid MPPT Algorithm Based on Fractional Short-Circuit Current Measurement and P&O MPPT. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, **6**, 1426-1434. <https://doi.org/10.1109/tste.2015.2438781>
- [10] Raiker, G.A., Loganathan, U. and Reddy B., S. (2021) Current Control of Boost Converter for PV Interface with Momentum-Based Perturb and Observe MPPT. *IEEE Transactions on Industry Applications*, **57**, 4071-4079. <https://doi.org/10.1109/tia.2021.3081519>
- [11] Kota, V.R. and Bhukya, M.N. (2017) A Novel Linear Tangents Based P&O Scheme for MPPT of a PV System. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, **71**, 257-267. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.12.054>
- [12] Li, X., Wen, H., Hu, Y. and Jiang, L. (2019) A Novel Beta Parameter Based Fuzzy-Logic Controller for Photovoltaic MPPT Application. *Renewable Energy*, **130**, 416-427. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.06.071>
- [13] Allahabadi, S., Iman-Eini, H. and Farhangi, S. (2022) Fast Artificial Neural Network Based Method for Estimation of the Global Maximum Power Point in Photovoltaic Systems. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, **69**, 5879-5888. <https://doi.org/10.1109/tie.2021.3094463>
- [14] Murtaza, A.F., Sher, H.A., Usman Khan, F., Nasir, A. and Spertino, F. (2022) Efficient MPP Tracking of Photovoltaic (PV) Array through Modified Boost Converter with Simple SMC Voltage Regulator. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, **13**, 1790-1801. <https://doi.org/10.1109/tste.2022.3172315>
- [15] Ahmed, J. and Salam, Z. (2014) A Maximum Power Point Tracking (MPPT) for PV System Using Cuckoo Search with Partial Shading Capability. *Applied Energy*, **119**, 118-130. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2013.12.062>
- [16] Kermadi, M., Salam, Z., Ahmed, J. and Berkouk, E.M. (2019) An Effective Hybrid Maximum Power Point Tracker of Photovoltaic Arrays for Complex Partial Shading Conditions. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, **66**, 6990-7000. <https://doi.org/10.1109/tie.2018.2877202>
- [17] Mohanty, S., Subudhi, B. and Ray, P.K. (2016) A New MPPT Design Using Grey Wolf Optimization Technique for Photovoltaic System under Partial Shading Conditions. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, **7**, 181-188. <https://doi.org/10.1109/tste.2015.2482120>
- [18] Sundareswaran, K., Vigneshkumar, V., Sankar, P., Simon, S.P., Srinivasa Rao Nayak, P. and Palani, S. (2016) Development of an Improved P&O Algorithm Assisted through a Colony of Foraging Ants for MPPT in PV System. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, **12**, 187-200. <https://doi.org/10.1109/tnii.2015.2502428>
- [19] Gong, L., Hou, G. and Huang, C. (2023) A Two-Stage MPPT Controller for PV System Based on the Improved Artificial Bee Colony and Simultaneous Heat Transfer Search Algorithm. *ISA Transactions*, **132**, 428-443. <https://doi.org/10.1016/j.isatra.2022.06.005>
- [20] Afram, A. and Janabi-Sharifi, F. (2014) Theory and Applications of HVAC Control Systems—A Review of Model Predictive

- Control (MPC). *Building and Environment*, **72**, 343-355. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2013.11.016>
- [21] Vanti, S., Bana, P.R., D'Arco, S. and Amin, M. (2022) Single-stage Grid-Connected PV System with Finite Control Set Model Predictive Control and an Improved Maximum Power Point Tracking. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, **13**, 791-802. <https://doi.org/10.1109/tste.2021.3132057>
- [22] Lashab, A., Sera, D. and Guerrero, J.M. (2019) A Dual-Discrete Model Predictive Control-Based MPPT for PV Systems. *IEEE Transactions on Power Electronics*, **34**, 9686-9697. <https://doi.org/10.1109/tpe.2019.2892809>
- [23] Kacimi, N., Idir, A., Grouni, S., et al. (2022) Improved MPPT Control Strategy for PV Connected to Grid Using IncCond-PSO-MPC Approach. *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, **9**, 1008-1020.
- [24] McAllister, R.D. and Rawlings, J.B. (2023) Nonlinear Stochastic Model Predictive Control: Existence, Measurability, and Stochastic Asymptotic Stability. *IEEE Transactions on Automatic Control*, **68**, 1524-1536. <https://doi.org/10.1109/tac.2022.3157131>
- [25] Van de Water, H. and Willems, J. (1981) The Certainty Equivalence Property in Stochastic Control Theory. *IEEE Transactions on Automatic Control*, **26**, 1080-1087. <https://doi.org/10.1109/tac.1981.1102781>
- [26] Yin, J., Peng, X., He, J., Huo, Q. and Wei, T. (2023) Energy Management Method of a Hybrid Energy Storage System Combined with the Transportation-Electricity Coupling Characteristics of Ports. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, **24**, 14663-14678. <https://doi.org/10.1109/tits.2023.3303497>
- [27] He, J., Shi, C., Wei, T. and Jia, D. (2022) Stochastic Model Predictive Control of Hybrid Energy Storage for Improving AGC Performance of Thermal Generators. *IEEE Transactions on Smart Grid*, **13**, 393-405. <https://doi.org/10.1109/tsg.2021.3111610>
- [28] Song, D., Li, Z., Wang, L., Jin, F., Huang, C., Xia, E., et al. (2022) Energy Capture Efficiency Enhancement of Wind Turbines via Stochastic Model Predictive Yaw Control Based on Intelligent Scenarios Generation. *Applied Energy*, **312**, Article ID: 118773. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.118773>
- [29] Kammammettu, S. and Li, Z. (2023) Scenario Reduction and Scenario Tree Generation for Stochastic Programming Using Sinkhorn Distance. *Computers & Chemical Engineering*, **170**, Article ID: 108122. <https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2022.108122>
- [30] Goetzberger, A., Hebling, C. and Schock, H. (2003) Photovoltaic Materials, History, Status and Outlook. *Materials Science and Engineering: R: Reports*, **40**, 1-46. [https://doi.org/10.1016/s0927-796x\(02\)00092-x](https://doi.org/10.1016/s0927-796x(02)00092-x)
- [31] Etezadinejad, M., Asaei, B., Farhangi, S. and Anvari-Moghaddam, A. (2022) An Improved and Fast MPPT Algorithm for PV Systems under Partially Shaded Conditions. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, **13**, 732-742. <https://doi.org/10.1109/tste.2021.3130827>
- [32] Wang, Q., Yao, W., Fang, J., Ai, X., Wen, J., Yang, X., et al. (2020) Dynamic Modeling and Small Signal Stability Analysis of Distributed Photovoltaic Grid-Connected System with Large Scale of Panel Level DC Optimizers. *Applied Energy*, **259**, Article ID: 114132. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.114132>
- [33] Linares-Flores, J., Hernández-Mendez, A., Juárez-Abad, J.A., Contreras-Ordaz, M.A., García-Rodríguez, C. and Guerrero-Castellanos, J.F. (2023) MPPT Novel Controller Based on Passivity for the PV Solar Panel-Boost Power Converter Combination. *IEEE Transactions on Industry Applications*, **59**, 6436-6444. <https://doi.org/10.1109/tia.2023.3274618>
- [34] Abdel-Basset, M., Mohamed, R., Azeem, S.A.A., Jameel, M. and Abouhawwash, M. (2023) Kepler Optimization Algorithm: A New Metaheuristic Algorithm Inspired by Kepler's Laws of Planetary Motion. *Knowledge-Based Systems*, **268**, Article ID: 110454. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2023.110454>
- [35] Mesbah, A. (2016) Stochastic Model Predictive Control: An Overview and Perspectives for Future Research. *IEEE Control Systems Magazine*, **36**, 30-44.