不确定风力发电系统的稳定随机模型预测控制

郭诗璠, 刘向杰†, 孔小兵, 马乐乐

(华北电力大学 新能源电力系统全国重点实验室 控制与计算机工程学院, 北京 102206)

摘要: 风速的随机不确定性为风力发电系统实现稳定功率控制带来了巨大挑战. 鉴于随机模型预测控制在处理概率形式不确定性方面的显著优势, 其已被广泛应用于风力发电系统的功率控制中. 然而, 风速的波动特性会导致风力发电系统工作点频繁变动, 而传统的随机模型预测控制方法通常仅能在预设的单一工作点下确保系统的可行性和稳定性. 为了解决上述问题, 本文提出了一种针对不确定风力发电系统的稳定随机模型预测控制策略, 旨在确保风力发电系统在全运行区域内, 无论工作点如何变化, 都能维持其可行性和稳定性. 通过集成Luenberger观测器来估计由线性化过程引入的模型失配, 并结合基于Tube的控制框架来应对随机风速扰动. 此外, 通过将人工稳态目标作为优化变量以确保随机模型预测控制策略的可行性, 并通过调整目标函数和扩展终端约束来保证风力发电系统的稳定性. 最后, 通过不同场景下的仿真和FAST实验验证了所提出策略的有效性.

关键词: 风力发电系统; 模型预测控制; 变工作点; 扰动抑制

引用格式: 郭诗璠, 刘向杰, 孔小兵, 等. 不确定风力发电系统的稳定随机模型预测控制. 控制理论与应用, 2025, 42(12): 2429 – 2438

DOI: 10.7641/CTA.2025.40353

Stable stochastic model predictive control for uncertain wind energy conversion system

GUO Shi-fan, LIU Xiang-jie†, KONG Xiao-bing, MA Le-le

(School of Control and Computer Engineering,
State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources,
North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: The stochastic uncertainty of wind speed presents a great challenge for achieving stable power control in wind energy conversion system (WECS). Due to the excellence in handling the uncertainties based on probabilistic descriptions, stochastic model predictive control (SMPC) has been widely applied in the power control of WECS. However, the fluctuation characteristic of wind speed can lead to frequent changes in the operating points of WECS, and the traditional SMPC can only ensure the feasibility and stability of WECS at one single predesigned operating point. To address the above issue, a stable SMPC strategy for uncertain WECS is proposed in this paper to ensure the feasibility and stability of WECS under changing operating points over the whole operating regions. A Luenberger observer is employed to estimate model-plant mismatch introduced by linearization process, while a tube-based control framework is deployed to cope with stochastic wind speed disturbance. The feasibility of SMPC is ensured by incorporating artificial steady targets as optimization variables, while the stability of WECS is guaranteed by modifying the cost function and extending the terminal constraint. The effectiveness of the proposed strategy is validated through simulations and experiments by fatigue, aerodynamics, structures and turbulence (FAST) under different scenarios.

Key words: wind energy conversion system; model predictive control; changing operating points; disturbance rejection

Citation: GUO Shifan, LIU Xiangjie, KONG Xiaobing, et al. Stable stochastic model predictive control for uncertain wind energy conversion system. *Control Theory & Applications*, 2025, 42(12): 2429 – 2438

收稿日期: 2024−07−03; 录用日期: 2025−07−04.

†通信作者. E-mail: liuxj@ncepu.edu.cn; Tel.: +86 10-61772103.

本文责任编委: 李德伟.

国家重点研发计划项目(2021YFE0190900), 国家自然科学基金项目(62473150, 62573192, 62573194), 中央高校基金项目(2023JC002, 2023YQ002)资助.

Supported by the National Key R&D Program of China (2021YFE0190900), the National Natural Science Foundation of China (62473150, 62573192, 62573194) and the Foundation Research Funds for Central Universities (2023JC002, 2023YQ002).

1 引言

在全球生态退化和化石燃料资源逐渐枯竭的双重危机下, 可再生资源的勘探与开发已跃升为全球议题的核心. 在众多可再生能源中, 风能凭借其技术成熟和资源丰富两大优势, 正逐步确立其在可再生能源发电行业中的主导地位. 据统计, 截至2023年底, 全球的风电装机容量已攀升至1023 GW, 占可再生能源总容量的26.4%[1]. 因此, 设计高效且稳定的风力发电系统(wind energy conversion system, WECS) 控制策略, 对于确保风力发电机组的盈利效能与运行可靠性具有举足轻重的意义.

风力发电系统通常运行于两个风速区域, 每个区域对应特定的控制目标[2]. 在低风速区域(在切入风速和额定风速之间), 主要目标是通过调节转子转速至最佳叶尖速比(tip speed ratio, TSR), 以实现最大功率点跟踪(maximum power point tracking, MPPT) 控制. 目前已开发出多种MPPT优化方法, 如叶尖速比控制、功率反馈控制和爬坡搜索控制等[3]. 而在高风速区域(在额定风速和切出风速之间), 风力发电系统则通过调节桨距角来确保输出功率稳定在其额定值. 目前常用的额定功率跟踪控制策略包括自适应控制[4]、模糊控制[5]、自抗扰控制[6]和H_∞鲁棒控制等[7].

模型预测控制 (model predictive control, MPC) 凭借其在处理具有严格约束和冲突目标的复杂系统时的显著优势[8], 在风力发电系统全风速区域内的功率控制中得到了广泛应用. 例如, 文献[9]提出了一种考虑风速不确定性的近似情景经济MPC策略, 显著提高了风力发电系统的经济效益. 文献[10]则针对风力涡轮机设计了一种容错经济MPC策略, 有效降低了由于执行器故障而导致的疲劳负载激增风险. 此外, 文献[11]和文献[12]分别探讨了MPC与分级控制以及级联神经网络的结合, 旨在优化风能捕获的同时最小化瞬态负载.

然而, 风力发电系统固有的不确定性会导致输出功率频繁波动, 从而给稳定可靠的功率控制带来严峻挑战. 这种系统不确定性主要源于两个方面[13]: 一是非线性风力发电系统与其线性化模型之间的失配, 二是外部风速扰动产生的随机波动. 鲁棒模型预测控制(robust MPC, RMPC)作为一种应对系统不确定性的有效方法, 能够通过其确定性描述以实现涉及不确定性的滚动时域优化. 主要方法包括考虑目标函数最坏情况的min-max RMPC[14], 以及采用参数化反馈控制律的基于Tube的RMPC[15]. 然而, 由于RMPC只能处理确定性有界扰动, 使得控制器的保守性过大, 通常难以满足风力发电系统高精度的功率控制要求. 随机模型预测控制(stochastic MPC, SMPC)因其能够明确利用风速扰动的随机特性而成为了一种保守性更低的选择[13]. 通过提取风速的概率信息并设置相应的概率约束, SMPC能够在预设的概率置信水平下达成实现控制目标和满足概率约束之间的权衡. 值得注意的是, 传统的SMPC方法通常仅能在预设的单一工作点下确保系统的可行与稳定, 而风力发电系统的工作点因风速的波动特性而时常变化, 因此传统SMPC方法难以直接应用于实际的风力发电系统控制中[13].

为了解决上述问题, 本文提出了一种针对不确定风力发电系统的稳定随机模型预测控制策略, 旨在确保风力发电系统在全运行区域内, 无论工作点如何变化, 都能维持其可行性和稳定性. 主要贡献概述如下:

1) 通过集成Luenberger观测器来估计由线性化过程引入的模型失配, 并结合基于Tube的控制框架来应对随机风速扰动;

2) 通过将人工稳态目标作为优化变量以允许其偏离期望值, 从而确保随机模型预测控制策略在任意工作点处的可行性;

3) 通过扩展终端约束以嵌入人工稳态目标, 并调整目标函数以惩罚人工稳态目标与期望稳态目标之间的偏差, 从而保证风力发电系统在变工况下的稳定性, 并促使系统输出收敛至期望值.

2 问题描述

2.1 风力发电系统随机模型

由美国国家可再生能源实验室(national renewable energy laboratory, NREL)提供的标准5 MW风力发电机组的非线性动力学可以描述为[2]

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t), u(t), v(t)), \\ y(t) = h(x(t), u(t)), \end{cases} \tag{1}$$

其中: $x = [x_1\ \ x_2\ \ x_3]^{\mathrm{T}} = [\omega_{\mathrm{g}}\ \ \omega_{\mathrm{r}}\ \ \theta]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^{n\mathrm{x}}$是状态变量, $u = [u_1\ \ u_2]^{\mathrm{T}} = [\beta\ \ T_{\mathrm{g}}]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^{n\mathrm{u}}$是控制输入, $y = [y_1\ \ y_2]^{\mathrm{T}} = [P_{\mathrm{g}}\ \ \omega_{\mathrm{g}}]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^{n\mathrm{y}}$是输出变量, $h(x(t), u(t)) = [\eta_{\mathrm{g}} x_1 u_2\quad x_1]^{\mathrm{T}}$, $f(x(t), u(t), v(t)) =$

$$\begin{bmatrix} -(\frac{B_\theta}{N_{\mathrm{g}}^2 J_{\mathrm{g}}})x_1 + (\frac{B_\theta}{N_{\mathrm{g}} J_{\mathrm{g}}})x_2 + (\frac{K_\theta}{N_{\mathrm{g}} J_{\mathrm{g}}})x_3 - (\frac{1}{J_{\mathrm{g}}})u_2 \\ (\frac{B_\theta}{N_{\mathrm{g}} J_{\mathrm{r}}})x_1 - (\frac{B_\theta}{J_{\mathrm{r}}})x_2 - (\frac{K_\theta}{J_{\mathrm{r}}})x_3 + (\frac{1}{J_{\mathrm{r}}})T_{\mathrm{r}}(x_2, u_1, v) \\ -(\frac{1}{N_{\mathrm{g}}})x_1 + x_2 \end{bmatrix}.$$

转子上的气动转矩$T_{\mathrm{r}}(x_2, u_1, v)$为

$$T_{\mathrm{r}}(x_2, u_1, v) = 0.5\rho\pi R^2 C_{\mathrm{p}}(\lambda, u_1)\frac{v^3}{x_2}, \tag{2}$$

其中$\lambda = \dfrac{x_2 R}{v}$为叶尖速比, 风能利用系数$C_{\mathrm{p}}$为

$$C_{\mathrm{p}} = 0.517\,6(\frac{116}{\lambda_i} - 0.4u_1 - 5)\mathrm{e}^{\frac{-21}{\lambda_i}} + 0.006\,8\lambda, \tag{3}$$

$$\frac{1}{\lambda_i}=\frac{1}{(\lambda+0.08u_1)}-\frac{0.035}{(u_1^3+1)},\tag{4}$$

风力发电系统中的术语命名如表1所示.

表 1 风力发电系统中的术语命名

Table 1 Nomenclatures of WECS

术语	命名	术语	命名
$\omega_{\rm g}$	发电机转速	$\omega_{\rm r}$	转子转速
θ	轴扭转角	β	桨距角
$T_{\rm g}$	发电机转矩	$P_{\rm g}$	发电机功率
B_θ	轴阻尼系数	K_θ	轴刚度系数
$N_{\rm g}$	齿轮箱传动比	$\eta_{\rm g}$	发电机效率
R	转子半径	ρ	空气密度
$J_{\rm r}$	转子惯性	$J_{\rm g}$	发电机惯性
$P_{\rm g,rated}$	额定发电机功率	$w_{\rm g,rated}$	额定发电机转速

此外, 实际风速$v\in\mathbb{R}^{n\rm v}$可以分解为两个分量[2]

$$v=v_{\rm m}+v_{\rm t},\tag{5}$$

其中: $v_{\rm m}$表示低频变化的平均风速, $v_{\rm t}$表示高频变化的风速扰动. 本文未对风速扰动$v_{\rm t}$的概率分布做出假设, 而是利用方差信息来刻画其随机波动特性, 即

$$\mathrm{E}(v_{\rm t}v_{\rm t}^{\rm T})=\sigma^2.\tag{6}$$

同时, 风速扰动$v_{\rm t}$的上界被假设为

$$|v_{\rm t}|\leqslant\alpha.\tag{7}$$

2.2 风力发电系统约束

在风力发电系统中, 输入量和输出量需遵循以下物理约束条件:

$$u^{\rm L}\leqslant u(t)\leqslant u^{\rm U},\tag{8}$$

$$\dot u^{\rm L}\leqslant \dot u(t)\leqslant \dot u^{\rm U},\tag{9}$$

$$0\leqslant y(t)\leqslant y_{\rm rated},\tag{10}$$

其中: $u^{\rm L}=[\beta_{\min}\ \ 0]^{\rm T}$, $u^{\rm U}=[\beta_{\max}\ \ T_{\rm g,rated}]^{\rm T}$, $\dot u^{\rm L}=[\dot\beta_{\min}\ \ \dot T_{\rm g,min}]^{\rm T}$, $\dot u^{\rm U}=[\dot\beta_{\max}\ \ \dot T_{\rm g,max}]^{\rm T}$, $y_{\rm rated}=[P_{\rm g,rated}\ \ w_{\rm g,rated}]^{\rm T}$, 其具体数值由国家可再生能源实验室(national renewable energy laboratory, NREL)提供[16]. 然而, 由于风速的随机波动, 输出量难以在高风速区域持续满足约束(10), 因此需对输出量的上限进行合理放宽, 即

$$0\leqslant y(t)\leqslant y_{\rm rated}+\varepsilon,\tag{11}$$

其中$\varepsilon=[\varepsilon_{\rm P}\ \ \varepsilon_{\rm w}]^{\rm T}$为引入的松弛变量, $\varepsilon_{\rm P}$和$\varepsilon_{\rm w}$通常设定为其额定值的10%[17].

基于Palmgren-Miner线性累积损伤准则[18], 风电机组部件的总累积损伤与过载应力循环次数呈正比. 为平衡电力生产的即时效益与风机维护的长期成本, 本文针对输出量设置了以下概率约束:

$$\Pr\{0\leqslant y(t)\leqslant y_{\rm rated}\}\geqslant p,\tag{12}$$

其中: Pr$\{\cdot\}$表示事件$(\cdot)$发生的概率; $y_{\rm rated}=[P_{\rm g,rated}\ \ \omega_{\rm g,rated}]^{\rm T}$; $p=[p_1\ \ p_2]^{\rm T}$, $p_1, p_2\in(0,1)$为概率置信水平.

2.3 风力发电系统随机优化问题

在低风速区域, 风力发电系统采用MPPT控制策略, 通过精确跟踪最佳转子转速$\omega_{\rm r}^*$来实现高效能量转换. 其中, TSR控制作为一种经典的MPPT方法, 其计算最佳转子转速$\omega_{\rm r}^*$的公式为

$$\omega_{\rm r}^*=\frac{\lambda_{\rm opt}v_{\rm m}}{R},\tag{13}$$

其中$\lambda_{\rm opt}$为最佳TSR. 该方法旨在每个风速条件下实现最大风能捕获, 然而由于风机动态性能受限于惯性影响, 调节过程中不可避免地会出现风能损失. 为此, 本文提出了基于滚动优化的MPPT方法(rolling optimization-based MPPT, RO-MPPT)[2], 即

$$\begin{aligned}&\max_{w_{\rm r}^*}\int_{t_0}^{t_2}P_{\rm t}{\rm d}t=\\&\max_{w_{\rm r}^*}\int_{t_0}^{t_2}\frac12\rho\pi R^2C_{\rm p}(\lambda,\beta)\,v_{\rm m}^3{\rm d}t=\\&\max_{w_{\rm r}^*}[\int_{t_0}^{t_1}\frac12\rho\pi R^2C_{\rm p}(w_{\rm r})v_1^3{\rm d}t+\\&\int_{t_1}^{t_2}\frac12\rho\pi R^2C_{\rm p}(w_{\rm r})v_2^3{\rm d}t],\\&{\rm s.t.}\ \ w_{\rm r}(t)=\\&\qquad w_{\rm r0}+(\frac{\rho\pi R^2}{2J_{\rm r}})\int_{t_0}^{t_2}[\frac{C_{\rm p}(w_{\rm r})v_{\rm m}^3}{w_{\rm r}}-\frac{C_{\rm p}(w_{\rm r})v_{\rm m}^3}{w_{\rm r}^*}]{\rm d}t,\end{aligned}\tag{14}$$

其中: $P_{\rm t}$为从风中捕获的气动功率, v_1和v_2分别为预测得到的t_1和t_2时刻的风速, $w_{\rm r0}$为 t_0时刻的转子转速.

在高风速区域, 风电系统的核心控制目标转变为确保输出功率稳定在额定值. 风电系统通过精确调节桨距角β和发电机转矩$T_{\rm g}$, 确保系统稳定运行于最佳工作点(x^*,u^*,v^*). 其中, $v^*=v_{\rm m}$, x^*和u^*分别是在$v^*=v_{\rm m}$情况下的最佳状态量和最佳输入量.

综上所述, 风电系统的随机优化问题可表述为

$$\begin{aligned}&\min_{u(t)}\ J_{t_k}(x(t),y(t);u(t))=\\&\int_{t_k}^{+\infty}{\rm E}\big[q_1(y_1(t)-y_1^*)^2+q_2(y_2(t)-y_2^*)^2+\\&r_1\dot x_3(t)^2+r_2\dot u_1(t)^2+r_3\dot u_2(t)^2\big]\,{\rm d}t,\\&{\rm s.t.}\ \ 式(1)\ 式(8)-(9)\ 式(11)-(12),\end{aligned}\tag{15}$$

其中: E代表期望值; t_k为当前时间步长; y^*为最佳输出量; q_1, q_2, r_1, r_2和r_3为非负权重系数.

3 风力发电系统SMPC策略

本节提出了一种针对不确定风力发电系统的稳定SMPC策略, 如图1所示. 首先, 对不确定风力发电系统(1)进行线性化处理, 构建其无偏随机模型; 随后,

将稳态目标参数化并作为决策变量纳入到随机优化问题中, 以允许优化后的人工稳态目标偏离其期望值, 从而确保了SMPC策略的可行性; 同时, 将关于输出量的概率约束(12)转化为易于处理的确定性等价形式; 最后, 通过扩展终端约束以包括人工稳态目标, 从而确保风力发电系统在变工况下的稳定性. 此外, 调整目标函数以惩罚人工稳态目标与期望稳态目标之间的偏差, 进而促使风力发电系统向期望值收敛.

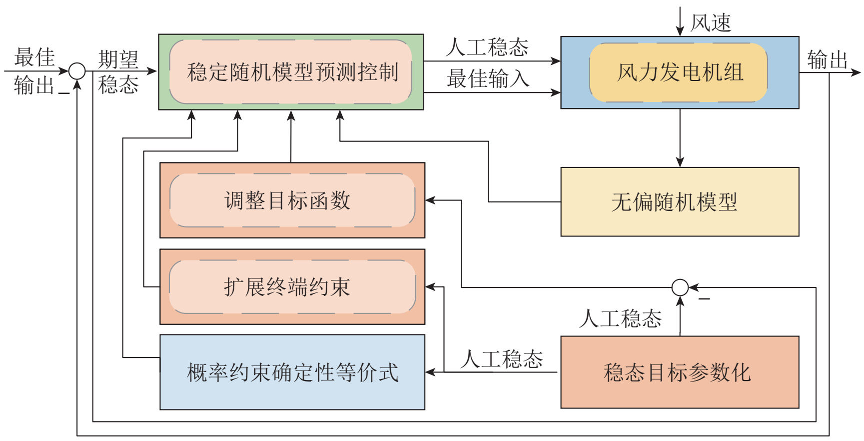


图 1 不确定风力发电系统的稳定SMPC控制框架

Fig. 1 Stable SMPC control framework for uncertain WECS

3.1 模型线性化

通过在最佳工作点(x^*,u^*,v^*)处泰勒展开非线性项$T_{\rm r}(x_2,u_1,v)$, 可以得到风力发电系统(1)的近似线性化形式, 即

$$\begin{cases} \dot{\bar{x}}(t)=A_{\rm l}\bar{x}(t)+B_{\rm l}\bar{u}(t)+W_{\rm l}\bar{v}(t),\\ \bar{y}(t)=C_{\rm l}\bar{x}(t)+D_{\rm l}\bar{u}(t), \end{cases} \tag{16}$$

其中: $\bar{\cdot}$表示变量$\cdot$与最佳稳态值$\cdot^*$之间的偏差,

$$A_{\rm l}=\begin{bmatrix} -B_\theta/(N_{\rm g}^2J_{\rm g}) & B_\theta/(N_{\rm g}J_{\rm g}) & K_\theta/(N_{\rm g}J_{\rm rmg})\\ B_\theta/(N_{\rm g}J_{\rm r}) & (\alpha_1-B_\theta)/J_{\rm r} & -K_\theta/J_{\rm r}\\ -1/N_{\rm g} & 1 & 0 \end{bmatrix},$$

$$B_{\rm l}=\begin{bmatrix} 0 & -1/J_{\rm g}\\ \alpha_2/J_{\rm r} & 0\\ 0 & 0 \end{bmatrix}, C_{\rm l}=\begin{bmatrix} \eta T_{\rm g}^* & 0 & 0\\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, W_{\rm l}=\begin{bmatrix} 0\\ \alpha_3/J_{\rm r}\\ 0 \end{bmatrix},$$

$$D_{\rm l}=\begin{bmatrix} 0 & \eta w_{\rm g}^*\\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \alpha_1\\ \alpha_2\\ \alpha_3 \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} \dfrac{\partial T_{\rm r}}{\partial x_2}|_*\\ \dfrac{\partial T_{\rm r}}{\partial u_1}|_*\\ \dfrac{\partial T_{\rm r}}{\partial v}|_* \end{bmatrix}.$$

风力发电系统的线性化模型(17)的离散形式为

$$\begin{cases} \bar{x}(k+1)=A\bar{x}(k)+B\bar{u}(k)+W\bar{v}(k),\\ \bar{y}(k)=C\bar{x}(k)+D\bar{u}(k), \end{cases} \tag{17}$$

其中: $[A\ \ B]=[\bar{A}\ \ (\bar{A}-I)\ A_{\rm l}^{-1}B_{\rm l}], W=(\bar{A}-I)\times A_{\rm l}^{-1}W_{\rm l}, C=C_{\rm l}, D=D_{\rm l}, \bar{A}=\exp(A_{\rm l}T_{\rm s}), T_{\rm s}$为采样时间.

为了实现无偏移跟踪, 引入一个常值扰动模型$d(k+1)=d(k)\in\mathbb{R}^{nd}$, 对上述线性化离散模型(18)进行增广[13], 即

$$\begin{bmatrix} \bar{x}(k+1)\\ d(k+1) \end{bmatrix}= \begin{bmatrix} A & B_{\rm d}\\ 0 & I \end{bmatrix}\begin{bmatrix} \bar{x}(k)\\ d(k) \end{bmatrix}+\begin{bmatrix} B\\ 0 \end{bmatrix}\bar{u}(k)+\begin{bmatrix} W\\ 0 \end{bmatrix}\bar{v}(k),$$
$$\bar{y}(k)=[C\ \ 0]\begin{bmatrix} \bar{x}(k)\\ d(k) \end{bmatrix}+D\bar{u}(k), \tag{18}$$

其中$B_{\rm d}=[0\ \ 1\ \ 0]^{\rm T}$.

接着, 利用标准的Luenberger观测器, 状态量$\bar{x}$和扰动量d的估计值可由下式得到:

$$\begin{bmatrix} \hat{\bar{x}}(k+1)\\ \hat{d}(k+1) \end{bmatrix}= \begin{bmatrix} A & B_{\rm d}\\ 0 & I \end{bmatrix}\begin{bmatrix} \hat{\bar{x}}(k)\\ \hat{d}(k) \end{bmatrix}+\begin{bmatrix} B\\ 0 \end{bmatrix}\bar{u}(k)+ \begin{bmatrix} L_1\\ L_2 \end{bmatrix}(\bar{y}(k)-([C\ \ 0]\begin{bmatrix} \hat{\bar{x}}(k)\\ \hat{d}(k) \end{bmatrix}+D\bar{u}(k))), \tag{19}$$

其中, L_1和L_2为离线选择的估计器增益矩阵, 使得$\begin{bmatrix} A & B_{\rm d}\\ 0 & I \end{bmatrix}-\begin{bmatrix} L_1\\ L_2 \end{bmatrix}[C\ \ 0]$是严格稳定的. 因此, 估计误差方程可表述为

$$\bar{\varepsilon}(k+1)= \begin{bmatrix} \bar{x}(k+1)\\ d(k+1) \end{bmatrix}-\begin{bmatrix} \hat{\bar{x}}(k+1)\\ \hat{d}(k+1) \end{bmatrix}= (\begin{bmatrix} A & B_{\rm d}\\ 0 & I \end{bmatrix}-\begin{bmatrix} L_1\\ L_2 \end{bmatrix}[C\ \ 0])\bar{\varepsilon}(k)+\begin{bmatrix} W\\ 0 \end{bmatrix}\bar{v}(k), \tag{20}$$

其中$\bar{\varepsilon}(k)=[\bar{x}(k)\ \ d(k)]^{\rm T}-[\hat{\bar{x}}(k)\ \ \hat{d}(k)]^{\rm T}$是估计误差.

3.2 稳态目标参数化

风力电系统的任意稳态$\bar{z}^{\rm s}=(\bar{x}^{\rm s},\bar{u}^{\rm s})$均满足[13]

$$[A-I_{nx}\ \ B]\begin{bmatrix}\bar{x}^{\rm s}\\ \bar{u}^{\rm s}\end{bmatrix}=0_{nx*1},\tag{21}$$

基于(A,B)是可控的假设, 式(22)的稳态解可被表征为

$$\bar{z}^{\rm s}=M_\theta\bar{\theta},\tag{22}$$

其中$\bar{\theta}$为可表征任意稳态解的参数向量. 因此, 风力发电系统的稳态输出可由下式给出:

$$\bar{y}^{\rm s}=N_\theta\bar{\theta},\tag{23}$$

其中$N_\theta=[C\ \ D]M_\theta$.

基于上述的稳态目标参数化, 风力发电系统的控制律遵循双模控制器的设计理念, 具体表述如下:

$$\begin{aligned}&\bar{u}(k+i|k)=\\&\bar{u}^{\rm s}(k)+K(\hat{\bar{x}}(k+i|k)-\bar{x}^{\rm s}(k))+c(k+i|k)=\\&K\hat{\bar{x}}(k+i|k)+L_\theta\bar{\theta}(k)+c(k+i|k),\end{aligned}\tag{24}$$

其中, K是离线确定的线性状态反馈增益矩阵, 使得$A+BK$是严格稳定的, 且$L_\theta=[-K\ \ I_{\rm m}]M_\theta$. 定义$\xi(k+i|k)=[\hat{\bar{x}}^{\rm T}(k+i|k)\ \ \hat{d}^{\rm T}(k+i|k)\ \ \bar{\varepsilon}^{\rm T}(k+i|k)]^{\rm T}$. 在$k$时刻, 增广状态$\xi$的预测值可由下式计算得到:

$$\begin{aligned}\xi(k+i+1|k)=\varPhi\xi(k+i|k)+\tilde{B}c(k+i|k)+\\ \tilde{B}L_\theta\bar{\theta}(k)+\tilde{W}\bar{v}(k+i|k),\end{aligned}\tag{25}$$

其中:

$$\varPhi=\begin{bmatrix}A+BK & B_{\rm d} & L_1C & 0_{nx*nd}\\ 0_{nd*nx} & I_{nd*nd} & L_2C & 0_{nd*nd}\\ 0_{nx*nx} & 0_{nx*nd} & A-L_1C & B_{\rm d}\\ 0_{nd*nx} & 0_{nd*nd} & -L_2C & I_{nd*nd}\end{bmatrix},$$

$$\tilde{B}=\begin{bmatrix}B\\ 0_{(nx+2nd)*nu}\end{bmatrix},\ \tilde{W}=[0_{(nx+nd)*nv}\ \ W\ \ 0_{nd*nv}]^{\rm T}.$$

接着, 增广状态$\xi(k+i|k)$被进一步分解为标称分量$z(k+i|k)$和不确定分量$e(k+i|k)$两部分:

$$\xi(k+i|k)=z(k+i|k)+e(k+i|k),\tag{26}$$

$$z(k+i+1|k)=\varPhi z(k+i|k)+\tilde{B}c(k+i|k)+\tilde{B}L_\theta\bar{\theta}(k),\tag{27}$$

$$e(k+i+1|k)=\varPhi e(k+i|k)+\tilde{W}\bar{v}(k+i|k),\tag{28}$$

其中: $z(k)=[\hat{\bar{x}}^{\rm T}(k)\ \ \hat{d}^{\rm T}(k)\ \ 0]^{\rm T}$, $e(k)=0$.

3.3 概率约束确定性等价式

基于上述状态分解, 概率约束(12)可等价转化为其确定性线性形式[19]:

$$\begin{aligned}&\left(g_0^{\rm T}H_i+g_{\rm c}^{\rm T}E_i\right)\tilde{c}(k)+G_iL_\theta\bar{\theta}(k)+g_0^{\rm T}\varPhi^iz(k)\leqslant\\&y_{\rm rated}-y^*-\gamma^i,\end{aligned}\tag{29}$$

其中:

$g_{\rm c}^{\rm T}=(C+DK)B+DE_1$,

$H_i=[\varPhi^{i-1}\tilde{B}\ \ \cdots\ \ \tilde{B}\ \ 0\ \ \cdots\ \ 0]$,

$g_0^{\rm T}=[(C+DK)(A+BK)\ \ \ (C+DK)B_{\rm d}$
$\quad CA+DKL_1C\ \ CB_{\rm d}]$,

$E_i\tilde{c}(k)=c(k+i|k)$,

$G_i=g_0^{\rm T}\sum\limits_{j=1}^{i}\varPhi^{j-1}\tilde{B}+(C+DK)B+D$,

$\tilde{c}(k)=[c^{\rm T}(k|k)\ \ c^{\rm T}(k+1|k)\ \ \cdots\ \ c^{\rm T}(k+N-1|k)]^{\rm T}$是摄动序列, γ^i是满足下式的最小值:

$$\begin{aligned}&{\rm Pr}\{g_0^{\rm T}[\varPhi^{i-1}\tilde{W}\bar{v}(k)+\cdots+\tilde{W}\bar{v}(k+i-1|k)]+\\&g_1^{\rm T}\tilde{W}\bar{v}(k+i|k)\leqslant\gamma^i\}=p,\end{aligned}\tag{30}$$

其中$g_1^{\rm T}=[C\ \ 0\ \ C\ \ 0]$.

切比雪夫单边不等式不依赖于具体的概率分布信息, 可直接用于确定式(31)中γ^i的上界[19],

$$\gamma^i\leqslant\kappa\sqrt{g_0^{\rm T}P_ig_0+g_1^{\rm T}P_1g_1},\ \kappa^2=\frac{p}{1-p},\tag{31}$$

其中:

$P_1=\tilde{W}{\rm E}(\bar{v}\bar{v}^{\rm T})\tilde{W}^{\rm T}, P_{i+1}=\varPhi P_i\varPhi^{\rm T}+\tilde{W}{\rm E}(\bar{v}\bar{v}^{\rm T})\tilde{W}^{\rm T}$, $i=1,2,\cdots$.

为了保证递归可行性, 将条件(30)进一步收紧为

$$\begin{aligned}&\left(g_0^{\rm T}H_i+g_{\rm c}^{\rm T}E_i\right)\tilde{c}(k)+G_iL_\theta\bar{\theta}(k)+g_0^{\rm T}\varPhi^iz(k)\leqslant\\&y_{\rm rated}-y^*-\xi^i,\end{aligned}\tag{32}$$

其中ξ^i是下述矩阵中第i列的最大元素,

$$\begin{pmatrix}\gamma^1 & \gamma^2 & \gamma^3 & \gamma^4 & \cdots\\ 0 & \gamma^1+d_1 & \gamma^2+d_2 & \gamma^3+d_3 & \cdots\\ \vdots & 0 & \gamma^1+d_1+d_2 & \gamma^2+d_2+d_3 & \cdots\\ \vdots & \vdots & 0 & \gamma^1+d_1+d_2+d_3 & \cdots\\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \end{pmatrix},\tag{33}$$

且$d_i=\max\limits_{|\bar{v}|\leqslant\alpha}g_0^{\rm T}\varPhi^i\tilde{W}\bar{v}=|g_0^{\rm T}\varPhi^i\tilde{W}|\alpha$.

类似地, 硬约束(8)–(9)及式(11)可改写为

$$\begin{aligned}&u^{\rm L}-u^*-\chi_{\rm u}^i\leqslant\\&\left(f_0^{\rm T}H_i+E_i\right)\tilde{c}(k)+G_{i,{\rm u}}L_\theta\bar{\theta}(k)+f_0^{\rm T}\varPhi^iz(k)\leqslant\\&u^{\rm U}-u^*-\chi_{\rm u}^i,\end{aligned}\tag{34}$$

$$\begin{aligned}&\dot{u}^{\rm L}T_{\rm s}-\chi_{\rm u}^i+\chi_{\rm u}^{i-1}\leqslant\\&\left(f_0^{\rm T}(H_i-H_{i-1})+(E_i-E_{i-1})\right)\tilde{c}(k)+\\&f_0^{\rm T}\varPhi^{i-1}L_\theta\bar{\theta}(k)+f_0^{\rm T}(\varPhi^i-\varPhi^{i-1})z(k)\leqslant\\&\dot{u}^{\rm U}T_{\rm s}-\chi_{\rm u}^i+\chi_{\rm u}^{i-1},\end{aligned}\tag{35}$$

$$\begin{aligned}&-y^*-\chi_{\rm y}^i\leqslant\\&\left(g_0^{\rm T}H_i+g_{\rm c}^{\rm T}E_i\right)\tilde{c}(k)+G_iL_\theta\bar{\theta}(k)+g_0^{\rm T}\varPhi^iz(k)\leqslant\\&y_{\rm rated}+\varepsilon-y^*-\chi_{\rm y}^i,\end{aligned}\tag{36}$$

其中: $f_0^{\rm T}=[K\ \ 0]$, $G_{i,{\rm u}}=f_0^{\rm T}\sum\limits_{j=1}^{i}\varPhi^{j-1}\tilde{B}+I_\theta$, $\chi_{\rm u}^0=0$, H_0是一个适当维数的零矩阵, 当$i\geqslant1$时, $\chi_{\rm u}^i=\sum\limits_{j=0}^{i-1}|f_0^{\rm T}\varPhi^j\tilde{W}|\alpha$, $\chi_{\rm y}^i=\sum\limits_{j=0}^{i-1}|g_0^{\rm T}\varPhi^j\tilde{W}|\alpha+|g_1^{\rm T}\tilde{W}|\alpha$.

3.4 稳定SMPC策略

本节旨在通过调整目标函数和扩展终端约束以确保风力发电系统在SMPC策略下的稳定性. 首先, 基于$\bar{x}(k)$和$\hat{\bar{y}}^{\mathrm{t}}(k)$, 目标函数可被重新定义为

$$\begin{aligned}&J_k(\bar{x}(k),\hat{\bar{y}}^{\mathrm{t}}(k);\tilde{c}(k),\bar{\theta}(k))=\\&\sum_{k=0}^{N-1}\mathrm{E}[q_1(\bar{y}_1(k)-\bar{y}_1^{\mathrm{s}}(k))^2+q_2(\bar{y}_2(k)-\bar{y}_2^{\mathrm{s}}(k))^2+\\&q_3(\bar{y}^{\mathrm{s}}(k)-\hat{\bar{y}}^{\mathrm{t}}(k))^2+r_1\Delta\bar{x}_3(k)^2+\\&r_2\Delta\bar{u}_1(k)^2+r_3\Delta\bar{u}_2(k)^2],\end{aligned}\tag{37}$$

其中: $\Delta\bar{x}_3(k)=\bar{x}_3(k+1)-\bar{x}_3(k)$, $\Delta\bar{u}(k)=\bar{u}(k+1)-\bar{u}(k)$, $\hat{\bar{y}}^{\mathrm{t}}$可根据$\hat{\bar{y}}^{\mathrm{t}}=\bar{y}^{\mathrm{t}}-(C+DK)(I-(A+BK))^{-1}B_{\mathrm{d}}\hat{d}(k|k)$进行在线修正[20].

同时, 终端不变集$S_{\hat{N},n*}$被定义为

$$\begin{aligned}&S_{\hat{N},n*}=\\&\{z_N|\forall j=0,1,\cdots,\hat{N}:g_0^{\mathrm{T}}\varPhi^jz(k+N|k)+\\&G_jL_\theta\bar{\theta}(k)\leqslant y_{\mathrm{rated}}-y^*-\xi^{N+j},\\&u^{\mathrm{L}}-u^*-\chi_{\mathrm{u}}^{N+j}\leqslant\\&f_0^{\mathrm{T}}\varPhi^jz(k+N|k)+G_{j,\mathrm{u}}L_\theta\bar{\theta}(k)\leqslant\\&u^{\mathrm{U}}-u^*-\chi_{\mathrm{u}}^{N+j},\\&\dot{u}^{\mathrm{L}}T_{\mathrm{s}}-\chi_{\mathrm{u}}^{N+j}+\chi_{\mathrm{u}}^{N+j-1}\leqslant\\&f_0^{\mathrm{T}}(\varPhi^j-\varPhi^{j-1})z(k+N|k)+f_0^{\mathrm{T}}\varPhi^{j-1}L_\theta\bar{\theta}(k)\leqslant\\&\dot{u}^{\mathrm{U}}T_{\mathrm{s}}-\chi_{\mathrm{u}}^{N+j}+\chi_{\mathrm{u}}^{N+j-1},\\&-y^*-\chi_{\mathrm{y}}^{N+j}\leqslant\\&g_0^{\mathrm{T}}\varPhi^jz(k+N|k)+G_jL_\theta\bar{\theta}(k)\leqslant\\&y_{\mathrm{rated}}+\varepsilon-y^*-\chi_{\mathrm{y}}^{N+j};\\&\forall j=\hat{N}+1,\hat{N}+2,\cdots,\hat{N}+n^*:\\&g_0^{\mathrm{T}}\varPhi^jz(k+N|k)+G_jL_\theta\bar{\theta}(k)\leqslant\\&y_{\mathrm{rated}}-y^*-\gamma^1-\sum_{j=1}^{n-1}d_j-(\frac{\eta^n}{1-\eta})\|g_0\|_S,\\&u^{\mathrm{L}}-u^*-\chi_{\mathrm{u}}^n-(\frac{\eta^n}{1-\eta})\|f_0\|_S\leqslant\\&f_0^{\mathrm{T}}\varPhi^jz(k+N|k)+G_{j,\mathrm{u}}L_\theta\bar{\theta}(k)\leqslant\\&u^{\mathrm{U}}-u^*-\chi_{\mathrm{u}}^n-(\frac{\eta^n}{1-\eta})\|f_0\|_S,\\&\dot{u}^{\mathrm{L}}T_{\mathrm{s}}-\chi_{\mathrm{u}}^n+\chi_{\mathrm{u}}^{n-1}+\eta^{n-1}\|f_0\|_S\leqslant\\&f_0^{\mathrm{T}}(\varPhi^j-\varPhi^{j-1})z(k+N|k)+f_0^{\mathrm{T}}\varPhi^{j-1}L_\theta\bar{\theta}(k)\leqslant\\&\dot{u}^{\mathrm{U}}T_{\mathrm{s}}-\chi_{\mathrm{u}}^n+\chi_{\mathrm{u}}^{n-1}+\eta^{n-1}\|f_0\|_S,\\&-y^*-\chi_{\mathrm{y}}^n-(\frac{\eta^n}{1-\eta})\|g_0\|_S\leqslant\\&g_0^{\mathrm{T}}\varPhi^jz(k+N|k)+G_jL_\theta\bar{\theta}(k)\leqslant\\&y_{\mathrm{rated}}+\varepsilon-y^*-\chi_{\mathrm{y}}^n-(\frac{\eta^n}{1-\eta})\|g_0\|_S\},\end{aligned}\tag{38}$$

其中: $\hat{N}$和n^*是离线选择的预测时域[19], n是任意的非负整数, $\|g_0\|_S=\sqrt{g_0^{\mathrm{T}}Sg_0}$, η和S满足

$$\max_{|\bar{v}|\leqslant\alpha}\|\tilde{W}\bar{v}\|_{S^{-1}}\leqslant1,\varPhi S\varPhi^{\mathrm{T}}\leqslant\eta^2S,\ \eta\in(0,1).$$

综上所述, 针对风力发电系统设计的随机优化问题(16)可被重新表述为

$$\begin{aligned}&\min_{\tilde{c}(k),\bar{\theta}(k)}J_k(\bar{x}(k),\hat{\bar{y}}^{\mathrm{t}}(k);\tilde{c}(k),\bar{\theta}(k)),\\&\text{s.t.}\quad \text{式(19)式(33)式(37)},\ i=1,\cdots,N,\\&\qquad\text{式(35)}-\text{(36)},\ i=0,\cdots,N,\\&\qquad(z(k+N|k),\bar{\theta}(k))\in S_{\hat{N}+n*},\end{aligned}\tag{39}$$

其中, 优化变量是摄动序列$\tilde{c}(k)$以及可表征为任意稳态的参数向量$\bar{\theta}(k)$.

4 性能分析

定理 1 定义$\bar{\varUpsilon}^{\mathrm{t}}$为风电系统可达的稳态输出集. 若条件(33)中的约束参数ξ^i按照式(34)中所述进行选择, 则在反馈控制律(25)的作用下, 风电系统能够保证:

i) 若存在初始可行解$\tilde{c}(0)$, 则对于所有后续时刻$k>0$, 稳定SMPC策略均能保持递归可行性;

ii) 若期望目标可达, 即$\hat{\bar{y}}^{\mathrm{t}}\in\bar{\varUpsilon}^{\mathrm{t}}$, 则输出量$\bar{y}$将渐近收敛至$\{\hat{\bar{y}}^{\mathrm{t}}\}\oplus(C+DK)\phi_K^\infty$, 其中$\phi_K^\infty$是在控制律$\bar{u}=K\hat{\bar{x}}+L_\theta\bar{\theta}$下风力发电系统的最小鲁棒不变集;

iii) 若期望目标不可达, 即$\hat{\bar{y}}^{\mathrm{t}}\notin\bar{\varUpsilon}^{\mathrm{t}}$, 则输出量$\bar{y}$将渐近收敛至$\{\tilde{y}^{\mathrm{s}}\}\oplus(C+DK)\phi_K^\infty$. 其中$\tilde{y}^{\mathrm{s}}=\arg\min\limits_{\bar{y}^{\mathrm{s}}\in\bar{\varUpsilon}^{\mathrm{t}}}q_3\times(\bar{y}^{\mathrm{s}}-\hat{\bar{y}}^{\mathrm{t}})^2$表示在最小化跟踪误差成本时, 风力发电系统所能达到的稳态输出值.

证 1) 递归可行性.

基于预测范式(29), 在$k+j$时刻预测的$k+j+i$时刻的状态量中的不确定部分为

$$\begin{aligned}&e(k+j+i|k+j)=\\&\varPhi^ie(k+j|k+j)+\varPhi^{i-1}\tilde{W}\bar{v}(k+j|k+j)+\cdots+\\&\tilde{W}\bar{v}(k+j+i-1|k+j),\end{aligned}\tag{40}$$

接着, 根据k时刻可获得的信息, 在$k+j$时刻预测的$k+j+i$时刻的输出量$y(k+j+i|k+j)$为

$$\begin{aligned}&y(k+j+i|k+j)=\\&g_0^{\mathrm{T}}\varPhi^{j+i}z(k)+(g_0^{\mathrm{T}}H_{j+i}+g_{\mathrm{c}}^{\mathrm{T}}E_{j+i})\tilde{c}(k)+\\&G_{j+i}L_\theta\bar{\theta}(k)+g_0^{\mathrm{T}}\varPhi^ie(k+j|k+j)+\psi_i,\end{aligned}\tag{41}$$

其中$\psi_i=g_1^{\mathrm{T}}\tilde{W}\bar{v}(k+j+i|k+j)+g_0^{\mathrm{T}}[\varPhi^{i-1}\tilde{W}\bar{v}(k+j|k+j)+\cdots+\tilde{W}\bar{v}(k+j+i-1|k+j)]$.

上述预测基于未来摄动序列$\tilde{c}(k+j)$通过$\tilde{c}(k)$的扩展得出, 即$\tilde{c}(k+j)=T^j\tilde{c}(k)$, 其中$T$是移位矩阵, 其超对角线上元素为1, 其余位置为0. 可以看出, 未来$k+j$时刻是否存在可行解, 这依赖于$e(k+j|k+j)$, 进而依赖于$\{\bar{v}(k),\bar{v}(k+1),\cdots,\bar{v}(k+j-1)\}$. 因此,

必须充分考虑$e(k+j|k+j)$的最不利取值.

如果约束参数ξ^i是矩阵(34)第1行中第i个元素, 那么条件(33)等价于条件(30), 因此$\tilde{c}(k)$是k时刻的一个可行解. 接下来, 将式(42)中的$e(k+1|k+1)$替换为其在所有潜在随机风速扰动下的最不利取值, 可以导出矩阵(34) 第2行中第i个元素, 从而确保了$T\tilde{c}(k)$在$k+1$时刻的可行性. 类似地, 矩阵(34)第$j+1$行对应于式(42)中$e(k+j|k+j)$的最不利取值, 进而保证了$T^j\tilde{c}(k)$在$k+1$时刻的可行性. 因此, 如果按照矩阵(34)中所述选择约束参数ξ^i, 那么条件(33)能够保证概率约束(12)的递归满足. 而针对硬约束(8)–(9)(11)来说, 若初始可行解$\tilde{c}(0)$存在, 则未来的硬约束便能以绝对的概率$p=1$得到满足. 综上所述, 条件(33)能够保证所提出的SMPC策略具备递归可行性, 即i)得证.

2) 稳定性.

若在k时刻存在最优摄动序列$\tilde{c}^*(k)$, 则$T\tilde{c}^*(k)$为$k+1$时刻的可行解, 根据式(38)可以得出

$$\begin{aligned}&J_k\left(\tilde{c}^*(k)\right)=\\&J_{k+1}\left(T\tilde{c}^*(k)\right)+\mathrm{E}[q_1(\bar{y}_1^*(k)-\bar{y}_1^{\mathrm{s},*}(k))^2+\\&q_2(\bar{y}_2^*(k)-\bar{y}_2^{\mathrm{s},*}(k))^2+q_3(\bar{y}^{\mathrm{s},*}(k)-\hat{\bar{y}}^{t,*}(k))^2+\\&r_1\Delta\bar{x}_3^*(k)^2+r_2\Delta\bar{u}_1^*(k)^2+r_3\Delta\bar{u}_2^*(k)^2].\end{aligned}\tag{42}$$

进一步地, 由于最优成本满足类随机李雅普诺夫条件[19], 从而可以推导出

$$\begin{aligned}&J_k\left(\tilde{c}^*(k)\right)-J_{k+1}\left(\tilde{c}^*(k+1)\right)\geqslant\\&\mathrm{E}[q_1(\bar{y}_1^*(k)-\bar{y}_1^{\mathrm{s},*}(k))^2+q_2(\bar{y}_2^*(k)-\bar{y}_2^{\mathrm{s},*}(k))^2+\\&q_3(\bar{y}^{\mathrm{s},*}(k)-\hat{\bar{y}}^{t,*}(k))^2+r_1\Delta\bar{x}_3^*(k)^2+r_2\Delta\bar{u}_1^*(k)^2+\\&r_3\Delta\bar{u}_2^*(k)^2]\geqslant\\&\mathrm{E}[q_1(\bar{y}_1^*(k)-\bar{y}_1^{\mathrm{s},*}(k))^2+\\&q_2(\bar{y}_2^*(k)-\bar{y}_2^{\mathrm{s},*}(k))^2]\geqslant 0.\end{aligned}\tag{43}$$

这意味着

$$\lim_{k\to\infty}\mathrm{E}\left\{\|\bar{y}^*(k)-\bar{y}^{\mathrm{s},*}(k)\|\right\}=0,\tag{44}$$

当$k\to\infty$时, 对于任意人工稳态目标, $c(k)=0$都是可行的, 因此可以分别探讨与目标函数(38)相关的各个部分的最优性. 为了确保跟踪误差成本最小化, 可以得到

$$\lim_{k\to\infty}\mathrm{E}\left\{\|\bar{y}^{\mathrm{s},*}(k)-\tilde{y}^{\mathrm{s}}\|\right\}=0.\tag{45}$$

因此, iii)可以从式(44)和式(45)中推导得出. 如果期望目标可达, 通过选择$\tilde{y}^{\mathrm{s}}=\hat{\bar{y}}^{\mathrm{t}}$, 可以将跟踪误差成本降至零, 从而ii)得证. 　证毕.

5　仿真及实验结果

鉴于风力发电系统在不同运行区域内控制目标有所不同, 本节分别在低风速和高风速区域进行了仿真模拟, 并借助高保真风机模拟器FAST进行了实验验证. 整个仿真及实验过程中, 风速数据由湍流风模拟器TurbSim生成[21], 控制器参数列于表2, 5 MW风力发电机组的详细参数见文献[16].

表 2 控制器参数

Table 2 Controller parameters

参数	值
预测时域	$N=6, \hat{N}=7, n^*=1$
采样时间	$T_{\mathrm{s}}=0.05\ \mathrm{s}$
低风速区域权重系数	$q_1=1, q_2=10, q_3=\mathrm{diag}\{100, 1000\}$, $r_1=2, r_2=3\times10^8, r_3=2\times10^4$
高风速区域权重系数	$q_1=3, q_2=3, q_3=\mathrm{diag}\{300, 300\}$, $r_1=2, r_2=7\times10^5, r_3=7\times10^3$

5.1　低风速区域仿真结果

在低风速区域, 平均风速在30 s时由8 m/s降至7 m/s, 随后在60 s时攀升至9 m/s. 风速扰动的标准差σ被设置为0.1 m/s. 生成的风速剖面如图2所示. 公式(7)中风速扰动v_{t}的上界为$\alpha=0.97$.

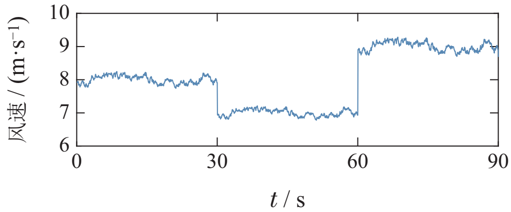


图 2 低风速区域风速剖面图

Fig. 2 Wind speed profile in low wind speed regions

根据式(20), 可以得到在初始工作点处的观测器增益矩阵L_1, L_2分别为

$$L_1=\begin{bmatrix}1.167\mathrm{e}^{-4} & 6.785\mathrm{e}^{-9}\\ 2.598\mathrm{e}^{-5} & 1.512\mathrm{e}^{-9}\\ 3.326\mathrm{e}^{-6} & 1.935\mathrm{e}^{-10}\end{bmatrix},$$

$$L_2=[1.095\mathrm{e}^{-7}\ \ 6.366\mathrm{e}^{-12}].$$

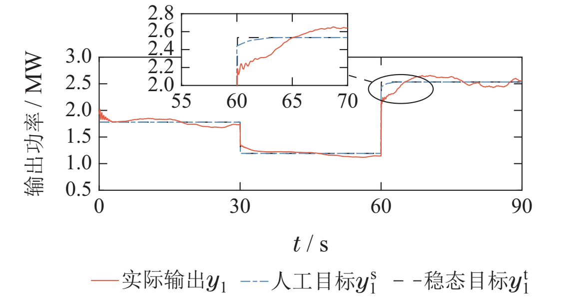
根据式(25), 可以得到线性反馈增益矩阵K为

$$K=\begin{bmatrix}-0.149 & 306.070 & 746.420\\ 0.003 & -0.024 & 0.597\end{bmatrix}.$$

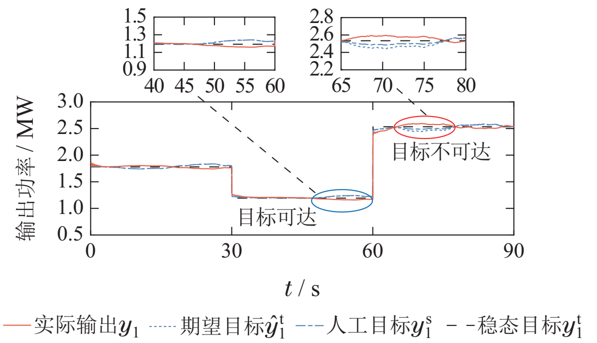
图3展示了无偏移抑制和有偏移抑制两种情况下的风力发电系统输出功率响应[22]. 在图3(a)中, 由于存在模型失配问题, 输出功率与稳态目标之间发生了显著偏移. 而在图3(b)中, 通过运用偏移抑制环路, 风力发电系统成功实现了对输出功率的精确跟踪. 这种精度的提升得益于对模型失配问题的实时观测与反馈补偿, 即根据$\hat{\bar{y}}^{\mathrm{t}}=\bar{y}^{\mathrm{t}}-(C+DK)(I-(A+BK))^{-1}\times B_{\mathrm{d}}\hat{d}(k|k)$ 在线校正期望稳态目标$\hat{\bar{y}}^{\mathrm{t}}$而得以实现[13].

值得注意的是, 当校正后的稳态目标可达时(如图3(b)中蓝色圆圈所示), 风力发电系统将稳定至该稳态目标. 若校正后的稳态目标不可达(如图3(b)中红色圆圈所示), 系统将调整至最近的可达稳态目标, 此时

偏移量虽未完全消除, 但已被减至最小, 从而确保所提出的稳定SMPC策略的可行性. 为深入阐明稳定SMPC策略在确保任意工作点处的可行性方面的优势, 图4对比了稳定SMPC和传统SMPC的可行域[23]. 由于稳定SMPC在构建终端不变集时充分考虑了稳态目标变化的影响, 其在控制律$\bar{u}=K\hat{\bar{x}}+L_\theta\bar{\theta}$(暗红色椭球体)下的终端不变集显著大于传统SMPC在控制律$\bar{u}=K\hat{\bar{x}}$(暗蓝色椭球体)下的终端不变集. 因此, 稳定SMPC的可行域(浅红色椭球体)远大于传统SMPC(浅蓝色椭球体). 因此可以得出结论, 所提出的稳定SMPC相较于传统SMPC具有更大的可行域, 从而显著增强了风力发电系统在变工作点情况下的稳定性和收敛性.



(a) 无偏移抑制的风电系统输出功率响应



(b) 有偏移抑制的风电系统输出功率响应

图 3 无偏移抑制和有偏移抑制的风电系统输出功率响应

Fig. 3 Output power responses of WECS without and with offset cancellation

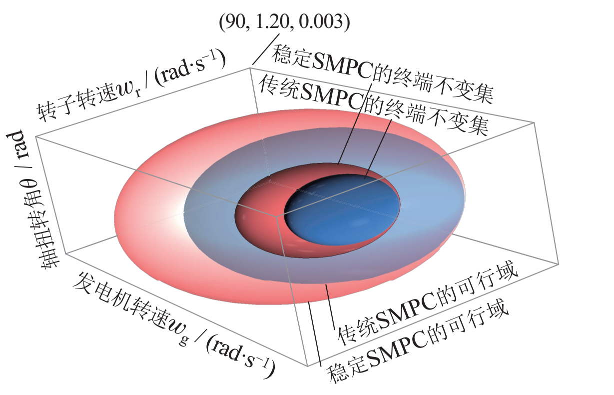


图 4 稳定SMPC和传统SMPC的可行域对比

Fig. 4 Comparison of feasible regions between stable SMPC and traditional SMPC

5.2 高风速区域仿真结果

在高风速区域, 平均风速在30 s时从19 m/s攀升至20 m/s, 然后在60 s时下降至18 m/s. 风速扰动的标准差σ与低风速区域保持一致, 所生成的风速剖面如图5所示. 式(7)中风速扰动v_t的上界为$\alpha=2.73$.

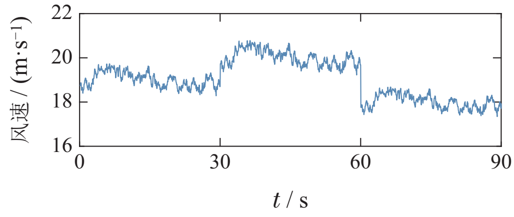


图 5 高风速区域风速剖面图

Fig. 5 Wind speed profile in high wind speed regions

根据式(20), 可以得出观测器增益矩阵L_1, L_2分别为

$$L_1=\begin{bmatrix}4.930\mathrm{e}^{-5} & 1.218\mathrm{e}^{-9}\\ 1.072\mathrm{e}^{-5} & 2.740\mathrm{e}^{-10}\\ 1.407\mathrm{e}^{-6} & 3.490\mathrm{e}^{-11}\end{bmatrix},$$

$$L_2=[4.629\mathrm{e}^{-8}\quad 1.189\mathrm{e}^{-12}].$$

根据式(25), 可以得出线性反馈增益矩阵K为

$$K=\begin{bmatrix}-0.294 & 321.317 & 1760.865\\ 0.002 & -0.019 & 0.703\end{bmatrix}.$$

图6对比了有概率约束和无概率约束(12)的风电系统输出功率响应, 即SMPC和RMPC[15]. 正如预期, 当风速高于额定值时, 两种控制算法均能实现有效的额定功率跟踪. 在SMPC和RMPC控制下, 输出功率超过额定值的比率分别为4.1%和12.6%. 在SMPC控制下, 超出额定值的比率能够保持在10%的安全阈值以内, 而RMPC控制下的比率则超出了这一阈值. 图7进一步对比了SMPC和RMPC的可行域. 可以看出, SMPC由于引入了概率约束而导致可行域略小, 但SMPC策略平衡了最大化输出功率和最小化风机负载, 确保了风力发电系统的安全稳定运行.

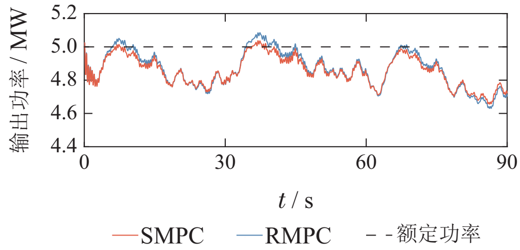


图 6 有概率约束和无概率约束的风电系统输出功率响应

Fig. 6 Output power responses of WECS with and without probabilistic constraint

为了深入研究湍流强度对违反率的影响, 在101个不同的标准差下进行了仿真模拟($\sigma=0.01i, i=0,1,\cdots,100$). 图8展示了各个标准差$\sigma$下随机风速的10次仿真结果中的输出功率违反率分布情况. 正如

预期, 两个控制器下的平均违反率均随着标准差σ(即湍流强度)的增加而逐渐上升. 值得注意的是, 在RMPC控制下, 违反率的增长尤为显著, 甚至接近30%. 然而, 在所提出的SMPC控制下, 违反率始终稳定在10%的目标阈值之内. 随着湍流强度的不断增加, 两种控制器在违反率上的差异愈发显著, 表明概率约束(12)对违反率的抑制作用越来越强. 因此, 可以得出结论, 概率约束在降低风力发电系统的维护成本、确保系统安全性方面发挥着至关重要的作用, 特别是在高湍流强度的高风速区域中.

5.3　FAST实验结果

为了验证所提出的稳定SMPC策略的有效性, 本文利用FAST模拟器在全运行区域内进行了实验验证. 本文在FAST模拟器中配置了一个具有24个自由度的高保真风机模型, 以精准模拟5 MW风力发电机组的动态响应性能. 如图9所示, 本文提出的SMPC策略在与FAST集成的Simulink环境中得以实现.

在本节中, 平均风速序列被设置为{7, 8, 10, 9,11, 12,14,13,16,18}, 风速扰动的标准差σ在0.1至1 m/s之间变化, 且遵循正态分布. 生成的空间风速剖面如图10所示. 图11展示了在FAST实验下的风力发电系统输出功率响应. 当风速低于额定值时, 风力发电系统的分数平均功率η为0.467. 而当风速高于额定值时, 系统的平均输出功率为4.864 MW, 其输出功率超过额定值的比率为8.95%. 如图11所示, 当期望目标可达时, 风力发电系统能够演变至稳态目标; 而当期望目标不可达时, 风力发电系统则朝着最近的可达稳态目标收敛. 这些实验现象表明所提出的稳定SMPC策略在全运行区域内, 无论工作点如何变化, 均能维持风力发电系统的可行性和稳定性.

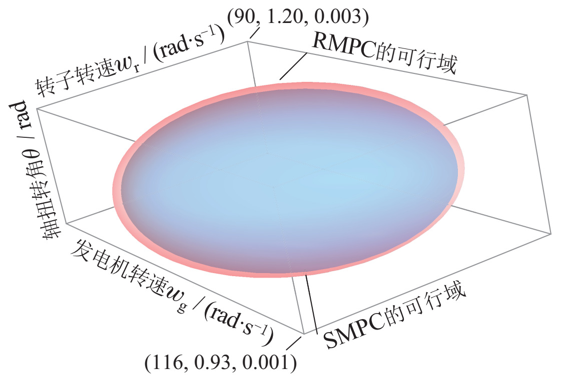


图 7　SMPC和RMPC的可行域对比

Fig. 7　Comparison of feasible region between SMPC and RMPC

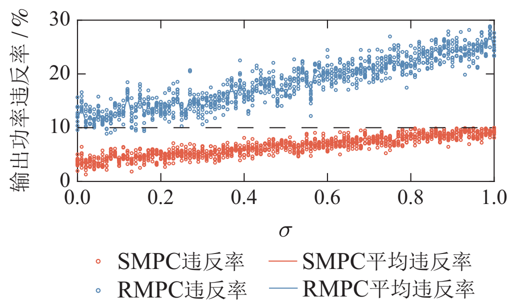


图 8　违反率与湍流强度之间的关系

Fig. 8　Relationship between violation rate and turbulence intensity

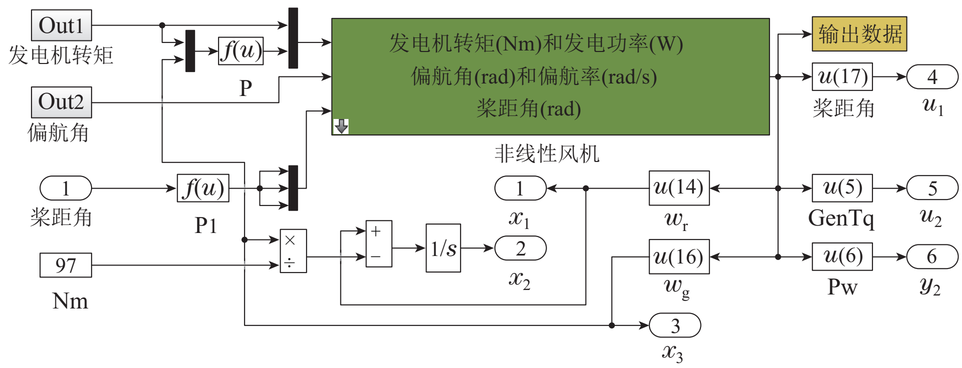


图 9　与FAST集成的Simulink接口

Fig. 9　The Simulink interface integrated with FAST

6　结论

为了突破传统SMPC策略仅能在预设的单一工作点下保障系统可行性与稳定性的局限, 本文提出了一种针对不确定风力发电系统在全运行区域内的稳定SMPC策略. 该策略将风力发电系统的不确定性分为非随机模型失配与随机风速扰动两种加型有界扰动, 利用Luenberger观测器来估计模型失配, 并结合基于Tube的控制框架来应对随机风速扰动. 通过在优化过程中纳入人工稳态目标作为决策变量以确保SMPC策略的可行性, 并通过调整目标函数和扩展终端约束以包括稳态目标变化的影响来保证风力发电系统的稳定性. 最后, 通过在5 MW风力发电机组上的仿真和实验验证了所提出的稳定SMPC策略的有效性: 其不仅能够确保风力发电系统在全运行区域内实现可靠的功率控制, 亦能在变工作点的情况下保障系统的可行性与稳定性.

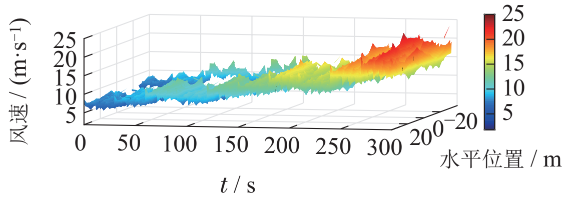


图 10 用于FAST实验的风速剖面图

Fig. 10 Wind speed profile for FAST experiment

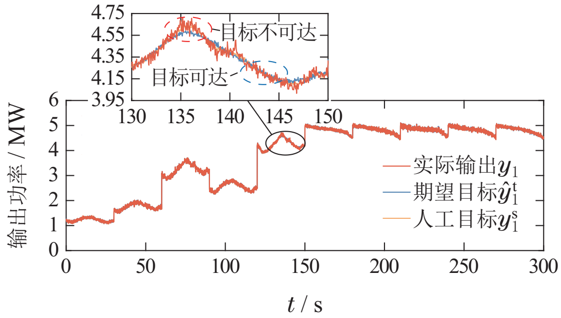


图 11 FAST下的风力发电系统输出功率响应

Fig. 11 Output power responses of WECS in FAST

参考文献:

[1] The Global Wind Energy Council. *Global Wind Report 2024*. [Online]. https://gwec.net/globalwindreport2024/.

[2] HUANG C, LI F X, JIN Z Q. Maximum power point tracking strategy for large-scale wind generation systems considering wind turbine dynamics. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, 62(4): 2530 – 2539.

[3] MOUSA H H H, YOUSSEF A R, MOHAMED E E M. State of the art perturb and observe MPPT algorithms based wind energy conversion systems: A technology review. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2021, 126: 106598 – 106622.

[4] LI J S, WANG S X, HOU Z S, et al. Multivariable model-free adaptive controller design with differential characteristic for load reduction of wind turbines. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2022, 37(2): 1106 – 1114.

[5] ABDELBAKY M A, LIU X J, JIANG D I. Design and implementation of partial offline fuzzy model-predictive pitch controller for large-scale wind-turbines. *Renewable Energy*, 2020, 145: 981 – 996.

[6] HUANG C Z, ZHUANG J N. Error-based active disturbance rejection control for pitch control of wind turbine by improved coyote optimization algorithm. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2022, 37(2): 1394 – 1405.

[7] QIN Shengsheng, HU Guowen, GU Chunlei, et al. Nonlinear H-infinity robust control of constant power for wind power system. *Control Theory & Applications*, 2012, 29(5): 617 – 622.
(秦生升, 胡国文, 顾春雷, 等. 风力发电系统的恒功率非线性H∞鲁棒控制. 控制理论与应用, 2012, 29(5): 617 – 622.)

[8] XI Yugeng, LI Dewei, LIN Shu. Model predictive control-status and challenges. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(3): 222 – 236.
(席裕庚, 李德伟, 林姝. 模型预测控制—现状与挑战. 自动化学报, 2013, 39(3): 222 – 236.)

[9] CUI J H, LIU X J, CHAI T Y. Approximate scenario-based economic model predictive control with application to wind energy conversion system. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(4): 5821 – 5829.

[10] JAIN T, YAMÉ J J. Fault-tolerant economic model predictive control for wind turbines. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2019, 10(4): 1696 – 1704.

[11] KONG X B, LIU X J, MA L L, et al. Hierarchical distributed model predictive control of standalone wind/solar/battery power system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2019, 49(8): 1570 – 1581.

[12] KAYEDPOUR N, SAMANI A E, KOONING J D M D, et al. Model predictive control with a cascaded Hammerstein neural network of a wind turbine providing frequency containment reserve. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2022, 37(1): 198 – 209.

[13] PAULSON J A, SANTOS T L M, MESBAH A. Mixed stochastic-deterministic tube MPC for offset-free tracking in the presence of plant-model mismatch. *Journal of Process Control*, 2019, 83: 102 – 120.

[14] ZHANG K W, LIU C X, SHI Y. Self-triggered adaptive model predictive control of constrained nonlinear systems: A min-max approach. *Automatica*, 2022, 142: 110424 – 110432.

[15] LI Dewei, XI Yugeng. Design of efficient robust model-predictive controller for systems with bounded disturbances. *Control Theory & Applications*, 2009, 26(5): 535 – 539.
(李德伟, 席裕庚. 有界扰动系统高效鲁棒预测控制器设计. 控制理论与应用, 2009, 26(5): 535 – 539.)

[16] JONKMAN B J, BUTTERFIELD S, MUSIAL W, et al. Definition of a 5-MW reference wind turbine for offshore system development. *National Renewable Energy Laboratory*. Golden, CO, USA, Rep. NREL/TP-500-38060, 2009.

[17] KONG X B, LIU X J, MA L L, et al. Wind turbine control using nonlinear economic model predictive control over all operating regions. *Energies*, 2020, 13(1): 184 – 204.

[18] VACCARO A, MAGNONE P. Influence of power cycling test methodology on the applicability of the linear damage accumulation rule for the lifetime estimation in power devices. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2023, 38(5): 6545 – 6554.

[19] CANNON M, CHENG Q F, KOUVARITAKIS B, et al. Stochastic tube MPC with state estimation. *Automatica*, 2012, 48(3): 536 – 541.

[20] MAEDER U, BORRELLI F, MORARI M. Linear offset-free model predictive control. *Automatica*, 2009, 45(10): 2214 – 2222.

[21] JONKMAN B J. TurbSim user's guide: Version 1.50. *National Renewable Energy Laboratory*, Golden, CO, USA, Rep. NREL/TP-500-46198, 2009.

[22] LIMON D, ALVARADO I, ALAMO T, et al. Robust tube-based MPC for tracking of constrained linear systems with additive disturbances. *Journal of Process Control*, 2010, 20(3): 248 – 260.

[23] LIU X J, FENG L, KONG X B, et al. Tube-based stochastic model predictive control with application to wind energy conversion system. *IEEE Transactions on Control System Technology*, 2023, 31(5): 2173 – 2187.

作者简介:

郭诗璠 博士研究生, 目前研究方向为随机模型预测控制及其在风力发电系统中的应用, E-mail: guoshifan@ncepu.edu.cn;

刘向杰 博士, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为先进控制策略在电力过程控制中的应用, E-mail: liuxj@ncepu.edu.cn;

孔小兵 博士, 副教授, 目前研究方向为模型预测控制理论及其在能源电力系统控制中的应用, E-mail: kongxiaobing@necpu.edu.cn;

马乐乐 博士, 副教授, 目前研究方向为迭代学习模型预测控制理论及其应用, E-mail: malele@ncepu.edu.cn.