

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2208929

# SA-PSO 优化边界最速跟踪微分器 在光伏功率平滑中的应用\*

赵海成 李辉

(上海电力大学自动化工程学院 上海 200090)

**摘要:** 为了进一步减小光伏阵列并网的功率波动,本文提出了一种基于可变边界最速跟踪微分器的光伏并网功率平滑方法,并采用模拟退火粒子群算法优化边界参数。首先,根据可变边界理论构造广义可变边界最速跟踪微分器。随后,针对边界参数优化问题,本文提出基于短时间尺度波动率的适应度函数进行实时优化,提高了算法的平滑跟踪能力。以华东某地区光伏阵列为例,实验验证该策略比传统策略平滑效果更优越,功率的最大波动和平均波动分别降低了64%和16%,储能充放电能量减少了5%。

**关键词:** 跟踪微分器;可变边界理论;模拟退火粒子群算法;光伏功率平滑

**中图分类号:** TP29 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.060

## Application of variable boundary tracking differentiator optimized by SA-PSO in photovoltaic power smoothing

Zhao Haicheng Li Hui

(College of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

**Abstract:** In order to further reduce the power fluctuation of grid-connected photovoltaic arrays, this paper proposes a power smoothing method that used in photovoltaic array connecting to the grid based on variable-boundary tracking differentiator. Besides simulated annealing particle swarm optimization is used to optimize the boundary parameters. Firstly, a generalized form of variable-boundary tracking differentiator is constructed according to variable-boundary theory. Then, for the boundary parameter optimization problem, this paper proposes a fitness function based on short-time-scale volatility for real-time optimization, which improves the smooth ability of the algorithm. Taking a photovoltaic array in East China as an example, the experiment proves that this strategy has a better smoothing effect than the traditional strategy. The maximum fluctuation and average fluctuation of power are reduced by 64% and 16% respectively. And the charge and discharge energy of energy storage is reduced by 5%.

**Keywords:** tracking differentiator; varying boundary theory; SA-PSO; photovoltaic power smoothing

### 0 引言

光伏发电存在无污染、能源分布广等巨大优势,但其同时具有能量密度低、稳定性差、效率低等缺点。随着光伏电站大规模接入电网,光伏功率波动将对电网的安全性、稳定性以及电能质量造成不利影响。因此,控制光伏发电功率波动有较大意义。我国对于光伏并网功率波动大小提出了具体要求,光伏并网功率波动每分钟不超过10%的装机容量<sup>[1]</sup>。光伏功率的平滑方法可以大致分为三类,低通滤波器法、滑动平均法和斜率控制法。文献[2]比较了滑动平均

算法及其各种改进形式。为了改善滑动平均的滞后性,向其添加不同修正项,但缺点在于相位超前滞后情况与参数的关系不容易确定。文献[3]提出了一种基于自适应线性神经元的平滑方法,本方法没有滞后性,并采用了两种不同时间尺度的指标限制功率波动,缺点在于计算量大且结果与所输入的数据质量有较大关系。文献[4]采用最小二乘滤波器和滑动平均法结合进行平滑,当采用最小二乘法平滑波动率不符合要求时,将改采用滑动平均法。文献[5]通过更改小波分解层数得到波动率符合要求的光伏曲线,采用混合储能系统(hybrid energy storage system, HESS)对

收稿日期:2022-01-24

\* 基金项目:上海市科委重点项目(20dz1206100)、上海市军民融合发展专项(2019-jmrh1-kj40)资助

并网功率进行补偿并对其容量进行优化,但是该算法存在小波基底和分解层数的选择问题。文献[6]根据光伏功率波动提出了一种改进指数平滑的方法,改善了传统滑动平均法和指数平滑法充放电电能过大的缺点,但该方法并没有反应光伏波动的长期趋势。文献[7]采用两个一阶低通滤波器进行光伏功率平滑,通过自适应惯性权重粒子群算法(improved particle swarm optimization, IPSO)并结合储能状态对滤波器时间常数进行调节。文献[8]采用低通滤波器进行平滑,并在考虑荷电状态(state of charge, SOC)安全运行范围基础上调整滤波器参数。然而,若要获得波动较小的光伏并网功率曲线,上述滑动平均算法和低通滤波算法可能会引入较大的相位滞后。

微分器有着不依赖于模型特性的优势,韩京清教授根据离散时间最优控制理论提出了一种最速跟踪微分器(tracking differentiator, TD)。TD 具有无超调,无颤振等特点,并且由于其非线性结构相比较传统滤波器有很好的跟踪性能。文献[9]已经将 TD 运用至光伏功率平滑中并取得了较好的结果,但是该方法采用固定参数,且并未提出边界概念,在实际运用中缺少灵活性。文献[10]提出了一种可变边界的最速跟踪微分器,通过辅助线比较边界点与相平面中任意点的位置关系给出了一种简化的最速综合函数,并提出了一种可变的边界变换条件,改善了跟踪特性。文献[11]提出了简化边界变换的快速跟踪微分器(fast tracking differentiator, Fast-TD)由于采用零阶保持法进行离散化,减少了因为离散化导致的相位损失。文献[10-11]只给出了变换条件,并未展开对广义跟踪微分器的设计,且未结合光伏功率平滑过程提出相应的参数调整方法。

基于上述方法的不足,为了进一步改善功率平滑的效果,本文根据边界理论设计了可变边界 TD,并将其运用至光伏功率平滑中。因为引入了复杂的边界参数,不易调参,所以设计了短时间尺度适应度函数,并用模拟退火粒子群算法(simulated annealing particle swarm optimization, SA-PSO)对边界参数实时优化。所提的方法,最终将进一步降低光伏阵列并网时的功率波动。

## 1 光伏功率输出特性分析

光伏功率信号是一种间歇性强且波动性大的信号,阴天情况下功率的波动尤为明显。本文针对夏日某阴天情况下光伏功率的波动情况进行分析,如图 1 所示。

图 1 显示了某 7 kW 光伏阵列在阴天时从 5:00~20:00 的光伏功率,采样时间为 1 min,且显示了该日分钟级功率波动。可以看出,光伏功率波动在阴天情况下较严重。经过统计,可以发现功率波动超限次数共计 579 次,占统计时间的 11%。因此,通过合理的光伏功率调节,实现光伏按期望功率曲线并网,对电网安全稳定运行有着重要意义。

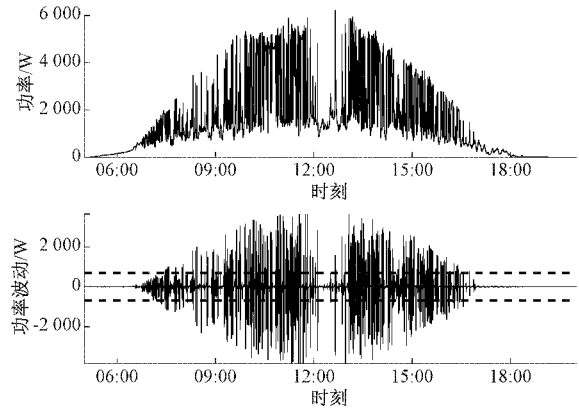


图 1 某日光伏功率及功率波动

## 2 TD 及 Fast-TD 简介

最速跟踪微分器因其非线性结构,比起低通滤波器有更好的幅频相频响应特性,可以用于安排过渡过程、滤波、配置零点等领域。离散化 TD 的核心是最速控制综合函数( $fhan$ ),  $fhan$  将相平面分为可达区、线性区等多个区域<sup>[12]</sup>,针对不同的区域采用不同的控制量, $fhan$  如式(1)所示。

$$\left\{ \begin{array}{l} d = rh_0 \\ d_0 = h_0 d \\ y = x_1 + h_0 x_2 \\ a_0 = \sqrt{d^2 + 8r|y|} \\ a = \begin{cases} x_2 + \frac{(a_0 - d)}{2} \text{sign}(y), & |y| > d_0 \\ x_2 + \frac{y}{h_0}, & |y| < d_0 \end{cases} \\ fhan = - \begin{cases} r \text{sign}(a), & |a| > d \\ r \frac{a}{d}, & |a| \leq d \end{cases} \end{array} \right. \quad (1)$$

式中: $x_1$  为  $fhan$  输出与原始信号之差, $x_2$  为  $fhan$  对原始信号导数的估计, $r, h_0$  分别表示速度因子和滤波因子。文献[11]对传统的  $fhan$  进行了改进,采用更简洁的边界判断条件,给出了一种离散最优时间控制准则(discrete time optimal control law, DTOC Law):

1) 设初始状态为  $M(x_1, x_2)$ , 当  $M$  在第一、三象限且满足条件  $x_1 x_2 \geq 0$  且  $M(x_1, x_2) \notin \Omega_2$  那么令  $u = -r \text{sign}(x_1 + h x_2)$

2) 当  $M(x_1, x_2)$  在第二、第四象限时,则根据  $M$  与边界的关系可以得到  $|x_1| \geq x_{B-}, u = -r \text{sign}(x_1); |x_1| \leq x_{A+}, u = r \text{sign}(x_2)$ 。

3) 当  $M(x_1, x_2)$  位于线性区中:

$$\left\{ \begin{array}{l} u = -r \alpha \text{sign}(x_2), \alpha = \frac{x_{C+} - |x_1|}{x_{C-} - x_{A+}}, x_{A+} \leq |x_1| \leq x_{C+} \\ u = r \beta \text{sign}(x_2), \beta = \frac{|x_1| - x_{C1}}{x_{B+} - x_{C-}}, x_{C1} \leq |x_1| \leq x_{B1} \end{array} \right. \quad (2)$$

4) 当  $M(x_1, x_2)$  位于可达区内, 即  $M(x_1, x_2) \in \Omega_2$

$$u = -\frac{z_2}{h^2} \quad (3)$$

上述 DTOC Law 中  $\Omega_2$  为可达区, 表示为式(4):

$$\Omega_2 = \{(x_1, x_2): z_1 = x_1 + \lambda h x_2 < \pm h^2 r \cap z_2 = z_1 + h x_2 < \pm h^2 r\} \quad (4)$$

DTOC Law 中  $x_1, x_2$  与  $fhan$  中类似, 分别表示输出与输入信号之差和对原始信号导数的估计。DTOC Law 的最速轨线为  $x_A, x_B, x_C$ , 由于三条曲线具有对称性所以在上述流程 2)、3) 中可以采用曲线  $x_1 > 0$  部分即  $x_{A1}, x_{B1}, x_{C1}$  进行判断。 $x_A, x_B, x_C$  表示为式(5)<sup>[19]</sup>:

$$\begin{cases} x_A = \frac{x_2^2}{2r} + \frac{1}{2}h |x_2| \\ x_B = \frac{x_2^2}{2r} + \frac{5}{2}h |x_2| + h^2 r \\ x_C = \frac{x_2^2}{2r} + \frac{3}{2}h |x_2| \end{cases} \quad (5)$$

DTOC Law 采用与  $fhan$  相同的相平面规划思想, 却采用了更简单的边界条件, 相平面图如图 2 所示。

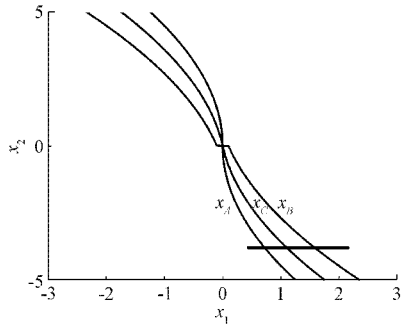


图 2 DTOC Law 相平面图

根据 DTOC Law 构建了 Fast-TD, Fast-TD 中选择参数  $\lambda = 0.5$ , Fast-TD 中上述式(5)改变为式(6)。

$$\begin{cases} x_A = \frac{x_2^2}{2r} \\ x_B = \frac{x_2^2}{2r} + 2h |x_2| + h^2 r \\ x_C = \frac{x_2^2}{2r} + h |x_2| \end{cases} \quad (6)$$

本文采用扫频法对其幅频和相频响应进行分析, 其中 Fast-TD 与 TD 采用相同的速度因子  $r=2000$  与滤波因子  $h_0 = 0.02$ 。

由图 3 可以看出随着  $r$  的增大, 跟踪速度变快, 滤波效果变差。但是相同参数之下, 对于跟踪相同信号 Fast-TD 相比之下有更快的跟踪速度。

### 3 构建广义可变边界 TD

通过 DTOC Law 的构建可以发现, DTOC Law 的边界条件以及可达区的表达形式并非固定的, 已有文献[11]给出

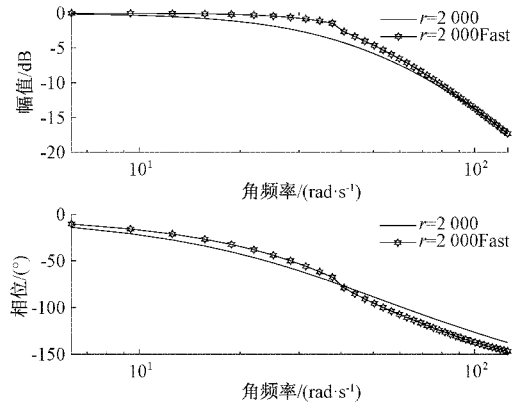


图 3 Fast-TD 与 TD 幅频相频响应

了边界曲线的一种广义形式如式(7)。本文在边界通式的基础上进行了进一步分析, 推导得到了一种可变边界 TD。

$$\begin{cases} x_2 + 0.5 \times (\sqrt{\Phi^2 h^2 r^2 + 8r |y|} - \Phi hr) \text{sign}(y) = \Phi hr \\ x_2 + 0.5 \times (\sqrt{\Phi^2 h^2 r^2 + 8r |y|} - \Phi hr) \text{sign}(y) = -\Phi hr \\ y = x_1 + \lambda h x_2 \end{cases} \quad (7)$$

其中, 边界参数为  $\lambda$  和  $\Phi$ , 当  $\lambda = 1$  且  $\Phi = 1$  时, 得到的为  $fhan$  的边界特征曲线。参数  $\lambda$  分别可以用于改变可达区和线性区的  $x_1$  轴方向宽度, 其意义为当状态到达可达区后, 最后一步选择的控制量为  $\lambda r (\lambda \in [0, 1])$ 。 $\lambda$  对可达区的影响, 如图 4 所示。可达区为图 4 中的菱形区域, 可以看出当减小  $\lambda$  可以减小可达区  $x_1$  轴方向的宽度。

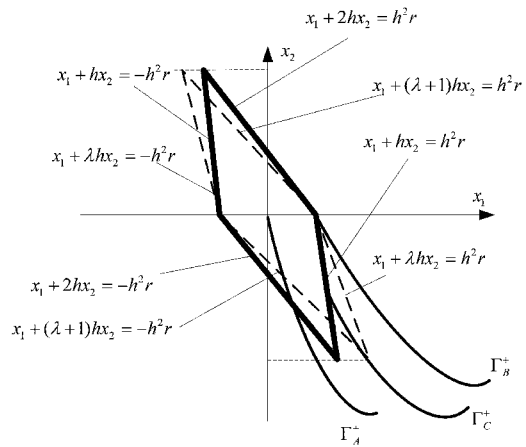
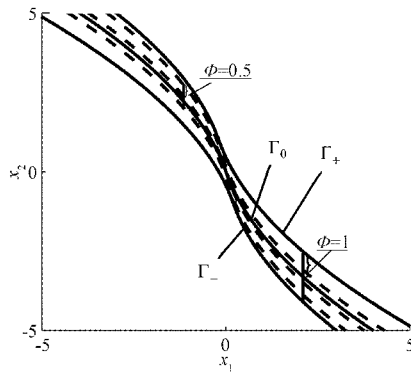


图 4 参数  $\lambda$  对可达区的影响

$\Phi hr$  表示线性区的宽度, 其物理意义为将  $\Gamma_0: x_2 + \frac{\sqrt{\Phi^2 h^2 r^2 + 8r |y|} - \Phi hr}{2} \text{sign}(y) = 0$  作为参考, 固定  $x_1, \Gamma_+, \Gamma_-$  与  $\Gamma_0 x_2$  轴方向之差分别为  $\Phi hr$  和  $-\Phi hr$ 。参数  $\Phi$  可以控制了线性区  $x_2$  方向的宽度和整个线性区的形状, 如图 5 所示。图 5 解释了当  $\Phi = 0.5$  和  $\Phi = 1$  两种情况下线性区的不同, 线性区为  $\Gamma_+, \Gamma_-$  所围区域,  $\Gamma_+, \Gamma_-$  为两条边界曲线, 边界曲线由图 2 中  $x_A, x_B$  拼接所得。

图 5 参数  $\Phi$  对线性区的影响

当采用边界固定 TD 跟踪信号时,较大的边界将会加快跟踪速度但是可能将会引入较多的噪声干扰,而较小的边界虽然噪声抑制能力加强,但可能将会导致状态在边界附近波动,所以在信号跟踪过程中选择合适的边界有着重要意义。

另外,改变边界能够改善滤波能力和跟踪速度的矛盾。光伏信号是一种波动性较大的信号,一组特定的参数在其平滑过程中可能并不具有普适性,所以在进行平滑时适合采用可变边界类型 TD。基于上述理论,本文提出一种广义可变边界 TD,广义可变边界 TD 边界可以表示为:

$$\begin{cases} (x_2 + s \frac{\Phi hr}{2} - s\Phi hr)^2 = \frac{\Phi^2 h^2 r^2 - 8r_{ys}}{4}, & |y| \geq h^2 r \\ (x_2 + s \frac{\Phi hr}{2} + s\Phi hr)^2 = \frac{\Phi^2 h^2 r^2 - 8r_{ys}}{4}, & |y| \geq h^2 r \end{cases} \quad (8)$$

其中,  $y = x_1 + \lambda h x_2$ , 进一步反推可以得到,可变边界 TD 的最速轨线可以表示为:

$$\begin{cases} x_A: x_1 = \frac{-s x_2^2}{2r} + (\frac{1}{2}\Phi - \lambda) h x_2 \\ x_B: x_1 = \frac{-s x_2^2}{2r} - (\frac{3}{2}\Phi + \lambda) h x_2 - \Phi^2 h^2 r \text{sign}(x_2) \end{cases} \quad (9)$$

式(9)中  $s = \text{sign}(x_1 + h x_2)$ 。此外,还应该考虑因为参数  $\lambda$  对可达区  $G(2)$  范围内控制量的选取造成的改变。 $G(2)$  可以表示为:

$$\Omega_2 = \{(x_1, x_2): y_1 = x_1 + \lambda h x_2 < \pm h^2 r \cap y_2 = y_1 + h x_2 < \pm h^2 r\} \quad (10)$$

所给控制量需要满足方程组:

$$\begin{cases} x_1(1) = x_1(0) + h x_2(0) \\ x_2(1) = x_2(0) + hu(0) \\ x_1(2) = x_1(1) + h x_2(1) \\ x_2(2) = x_2(1) + hu(1) \end{cases} \quad (11)$$

因为  $G(2)$  满足两步之内到达原点,即  $x_1(2) = 0$ 、 $x_2(2) = 0$ , 那么反推控制量为:

$$u = -\frac{x_1 + (\lambda + 1)h x_2}{h^2} \quad (12)$$

实际应用中可以根据不同的条件调整边界参数来改变其滤波能力或跟踪能力。

## 4 SA-PSO 优化边界最速跟踪微分器

### 4.1 SA-PSO 算法

PSO 算法通过群体经验和粒子的个体经验不断迭代,选择出目标函数的最优值。目前已将 PSO 算法运用到了各个领域解决含有约束的优化问题,如电机设计优化<sup>[14]</sup>、配电网区间故障定位<sup>[15]</sup>、控制器调参<sup>[16]</sup>等问题。粒子的速度和位置通过式(13)进行迭代。

$$\begin{aligned} v_{ij}(t+1) &= v_{ij}(t) + c_1 r_1 (pbest_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 r_2 (gbest_{gj}(t) - x_{ij}(t)) \\ x_{ij}(t+1) &= x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \end{aligned} \quad (13)$$

式(13)中  $c_1, c_2$  为学习因子,  $v_{ij}$  是第  $i$  个粒子在  $j$  维空间中的速度,  $x_{ij}$  是第  $i$  个粒子在  $j$  维空间中的位置,  $pbest_{ij}$  是第  $i$  个粒子在  $j$  维空间中的个体最优位置,  $gbest_{gj}$  为  $j$  维空间中的群体最优位置。

SA-PSO 在传统的 PSO 算法加入模拟退火的思想,以一定概率接受差解而避免陷入了局部最优解的情况。SA-PSO 通过比较新解与旧解之间适应度的差值  $\Delta E$  选择性接受差解,当  $\Delta E < 0$  则接受新解;当  $\Delta E > 0$ , 只接受当满足条件式(14)的特定解。

$$e^{-\Delta E/T} > \text{rand}(0, 1) \quad (14)$$

若接受新解,则以系数  $\lambda_1$  开始降温,相比较普通粒子群算法增大了搜索范围,所以改善了粒子群算法容易陷入局部最优解的问题。

### 4.2 短时间尺度适应度函数

适应度函数是粒子群算法优化的目标,为了得到一条平滑度较好的期望曲线,如果仅采用分钟级的波动情况并不能够反应短时间尺度的功率波动。本文对原有的波动率评价指标进行了改进,提出了一种短时间尺度的波动率描述指标,采用时间窗的概念将分钟级的波动描述转变成 10 s 级的波动描述,评价指标如式(15)所示。

$$f = \begin{cases} \max_{k \in [0, 5]} (P_{smooth}(i-k)) - P_{PV}(i), P_{PV}(i) - P_{smooth}(i-1) < 0 \\ P_{PV}(i) - \min_{k \in [0, 5]} (P_{smooth}(i-k)), P_{PV}(i) - P_{smooth}(i-1) > 0 \end{cases} \quad (15)$$

式(15)中假设本时刻为  $i$ ,  $P_{smooth}(i-k)$  为历史时刻并网功率,  $P_{PV}(i)$  为当前时刻光伏原始出力。应用分钟级和 10 s 级两种评价指标对相同的光伏功率数据评价波动率,结果如图 6 所示。

采用分钟级别指标计算的波动率超限次数为 57 次,而采用 10 s 时间尺度计算的波动率超限次数为 299 次,可以看出缩短时间尺度后更能够有效描述光伏功率的波动情况,本文基于此指标构建短时间尺度适应度函数。

## 5 实验分析

可变边界 TD 因为在跟踪过程中增加了边界参数使得

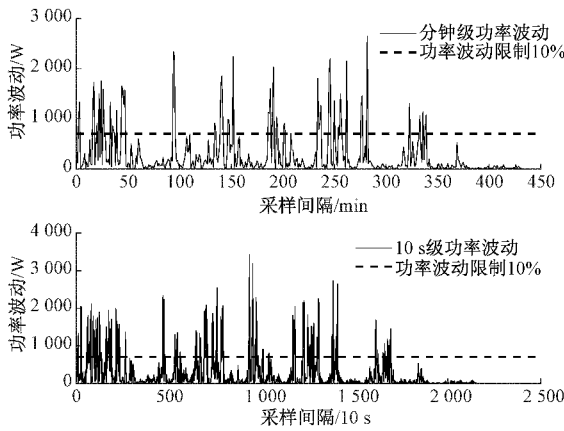


图 6 平滑指标分析

跟踪过程更加灵活,更有利于实际信号跟踪问题。为了验证可变边界 TD 在光伏平滑过程中的平滑效果,本文以华东地区某分布式光伏阵列为例,额定容量为 7 kW,储能容量为 10 kWh,选择夏季某一天多云典型日光伏功率曲线,对比所提算法与传统 TD 算法在减少光伏出力波动上的优势,通过 Matlab 平台验证其有效性。光伏功率数据时间段为 9:00~15:00,数据采样时间为 10 s,共 2 160 个数据点<sup>[17]</sup>。

由于在实际功率平滑过程中需要考虑 SOC 的限制和波动情况,在考虑实际 SOC 情况后所采用的充放电策略为式(16):

$$\begin{cases} P_{pcs,dis} = 0, P_{pcs,chr} = P_{pcs}, & SOC < 10\% \\ P_{pcs,dis} = P_{pcs,dis}, P_{pcs,chr} = P_{pcs,chr}, & 10\% \leq SOC \leq 90\% \\ P_{pcs,chr} = 0, P_{pcs,dis} = P_{pcs,dis}, & SOC > 90\% \end{cases} \quad (16)$$

式(16)中  $P_{pcs,dis}$  表示储能放电功率,  $P_{pcs,chr}$  表示储能充电功率。采用该充放电策略可以根据功率平滑过程中 SOC 的变化情况灵活调节储能充放电能量<sup>[18]</sup>,实验结果如图 7 所示。

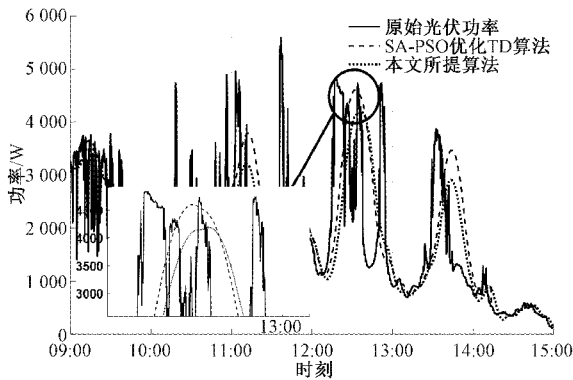


图 7 两种算法平滑效果对比

为了更好地看出改变边界后的效果,两种算法都采用了 SA-PSO 进行调参,可变边界 TD 调节参数为滤波因子

$h_0$ 、边界参数  $\lambda$ 、 $\Phi$ ,而传统 TD 只调节滤波因子  $h_0$ 。TD 算法与可变边界 TD 算法都选择相同的速度因子  $r = 2 000$ ,步长  $h = 0.01$ 。SA-PSO 算法参数为迭代次数  $M = 100$ 、粒子数目  $N = 200$ 、学习因子  $c_1 = c_2 = 2$ ,退火系数  $\lambda_1 = 0.8$ ,可变边界 TD 优化参数维度为 3,传统 TD 优化参数维度为 1。此外,两种算法所调参数需要在一定范围内。本文规定两种算法滤波因子  $h_0 \in [0.001, 0.5]$ ,  $\lambda \in [0.1, 1]$ ,  $\Phi \in [0.1, 5]$ ,参数的变化应当符合上述范围。

由图 7 可以看出,正午时刻光伏功率波动剧烈,而 9:00~10:00 和 14:00~15:00 两个小时光伏功率波动明显减小。选择 13:00 附近的放大图进行观察,发现本文所提算法比传统 TD 算法有更好的平滑效果,功率变化更为平缓。这是由于在平滑过程中改进了原始的 TD 框架,增加了新的边界参数使得光伏功率平滑过程中 TD 算法的变化更加灵活,同时由于参数本身的工程意义不易描述,本文选择了 SA-PSO 对参数的调节进行了优化。因此,得到的结果相比下平滑程度更高,验证了所提方法的有效性。

图 8 给出了两种算法储能 SOC 对比图,其中 9:00~10:00 和 14:00~15:00 平滑所需能量较少,储能出力主要集中在中午时段。另外从图中还可以看出本文所提算法相比传统 TD 算法在储能 SOC 变化方面波动更小,所以在实际功率平滑过程中所提算法对储能电池的损害更小,且更有利于长时间充放电操作。

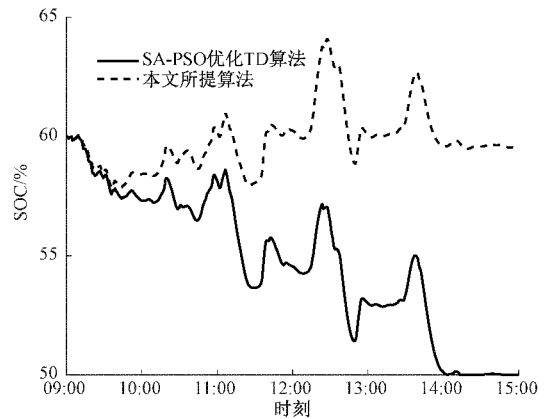


图 8 两种算法 SOC 变化对比

针对平滑后的波动分析,本文采用一分钟标准差作为衡量功率波动的指标,如式(17)所示。

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{t=1}^N (P_{smooth}(t) - P)^2} \quad (17)$$

式中:  $N = 6$ ,  $P$  为 1 min 功率平均值。由图 9 可以看出,本文所提算法和 TD 算法相比有更好的平滑效果,运行过程中大部分时刻结果比原始 TD 算法的功率波动更小,以 12:30 左右处放大图为例。因此,采用所提算法进行光伏功率平滑能够进一步降低光伏阵列并网功率波动。

本文采用 3 种不同指标对 SA-PSO 优化 TD 算法以及

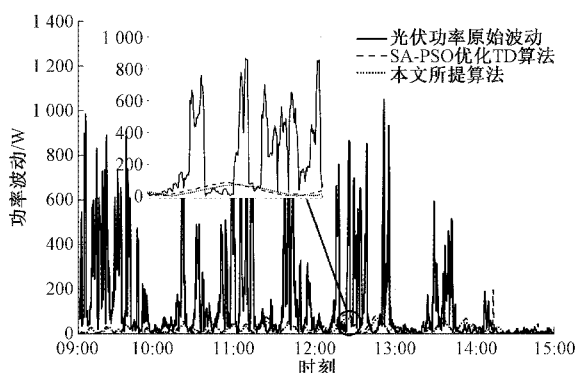


图 9 两种算法功率波动对比

本文所提算法所得结果进行对比,如表 1 所示。由表 1 可以看出,相比 SA-PSO 优化 TD 算法,本文所提算法在功率波动的平均值、波动最大值以及储能充放电电能方面均有所降低。因此,将本文所提算法应用在光伏功率平滑上效果较好,且储能电池充放电电能也有所降低。

表 1 两种算法性能指标对比

平滑算法	SA-PSO 优化 TD	本文所提算法
功率波动平均值/W	23.7	19.8
功率波动最大值/W	198.1	71.1
储能电池充放电总电能/kWh	4.01	3.79

## 6 结 论

本文基于可变边界理论提出了一种广义可变边界的最速跟踪微分器,并采用 SA-PSO 算法进行实时优化边界参数。通过实验得出结论:将该算法用于平滑光伏波动,相比传统 TD 算法有更好的平滑效果,光伏功率波动得到了明显的改善,功率波动的最大值和平均值明显减小,分别减小了 64% 和 16%,且在一定程度上能够节约部分电能。

同样本文仍然存在一定的不足之处,首先本文原理较复杂,参数物理意义较难理解,未来的工作可以简化整个算法过程。此外,文章未对跟踪的快速性进行探讨,未来可以加入快速性分析过程。

### 参考文献

[1] 张颖,雷鸣宇,杨子龙,等. 改进连续集模型预测控制策略在平抑光伏功率波动中的应用[J]. 电网技术, 2019, 43(5):1543-1549.

[2] KANEHIRA T, TAKAHASHI A, IMAI J, et al. A comparison of electric power smoothing control methods for distributed generation systems[C]. 2013 IEEE 10th International Conference on Power Electronics and Drive Systems(PEDS), Japan: IEEE, 311-316.

[3] JANNATI M, HOSSEINIAN S H, VAHIDI B, et al. Adaptive linear neuron based coordinated control for wind power fluctuations smoothing with reduced BESS (battery energy storage system) capacity[J]. Energy, 2016, 101(15):1-8.

[4] GAVRILUTA C, CANDELA I, ROCABERT J, et al. Storage system requirements for grid supporting PV-power plants[C]. 2014 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE), USA: IEEE, 5323-5330.

[5] 李凡,张建成,朱立刚. 平抑光伏功率波动的混合储能系统控制方法[J]. 电源技术, 2016, 40(2):397-399,472.

[6] SUKUMAR S, MOKHLIS H, MEKHILEF S, et al. Ramp-rate control approach based on dynamic smoothing parameter to mitigate solar PV output fluctuations[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2018, 96:296-305.

[7] WU T, YU W, GUO L. A study on use of hybrid energy storage system along with variable filter time constant to smooth DC power fluctuation in microgrid[J]. IEEE Access, 2019, 7:175377-175385.

[8] 李鑫,倪宵,邱亚,等. 基于全钒液流电池光储一体化波动抑制策略[J]. 控制工程, 2019, 26(7):1270-1275.

[9] 马翔,李辉,陈众励,等. 基于改进最速 TD 和 DOBC 的光储并网功率平滑策略[J]. 电气传动, 2019, 49(11):39-44.

[10] XIE Y, LI Y G, LONG Z Q, et al. Discrete second-order nonlinear tracking-differentiator based on boundary characteristic curves and variable characteristic points and its application to velocity and position detection system[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(5):952-964.

[11] ZHANG H, XIE Y. High-precision tracking differentiator via generalized discrete-time optimal control[J]. ISA Transactions, 2019(95):144-151.

[12] ZHANG H, XIE Y, XIAO G, et al. A simple discrete-time tracking differentiator and its application to speed and position detection system for a maglev train[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2018, 27(4):1728-1734.

[13] ZHANG H, XIAO G, YU X, et al. On convergence performance of discrete-time optimal control based tracking differentiator[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 68(4): 3359-3369.

[14] 刘勇智,李杰,鄱成龙,等. 基于 KELM-SAPSO 的开关磁阻电机优化设计[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(2):148-153.

- [15] 曹鲁成, 何晋, 赵太彪. 基于模拟退火的粒子群算法的配电网区问故障定位研究[J]. 电子测量技术, 2019, 42(23): 169-172.
- [16] 刘志坚, 陈潇雅. 基于 AGC 的高压互连网络频率协调控制[J]. 电子测量技术, 2019, 42(5): 11-17.
- [17] 郝宁, 王新娜, 宁博扬, 等. 基于 BP 神经网络的配网系统光伏输出功率平滑控制分析[J]. 电子测量技术, 2019, 42(16): 62-65.
- [18] 於跃, 高文根, 何飞帆, 等. 基于三频段分解的混合储能功率分配策略研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(9): 27-33.

#### 作者简介

赵海成, 硕士研究生, 主要研究方向为新能源微电网控制。

E-mail: zhcshdl@mail. edu. cn

李辉(通信作者), 博士, 副教授。研究方向为电力电子变换器控制、新能源微电网控制。

E-mail: lihui@shicp. edu. cn