

分时电价下用户侧光储系统优化控制策略

郑剑锋, 李天伦, 毛树人, 孔鹏程, 吴振裕

(常州大学 机械与轨道交通学院, 江苏 常州 213164)

摘要: 针对光伏发电不稳定所导致的光伏电能浪费, 以及储能设备充放电不合理导致电池损耗成本过高等问题, 在分时电价的背景下, 提出一种光储系统优化控制策略; 首先, 建立光储系统并网模型, 结合用户用电特征、光伏出力与分时电价情况, 在满足光储系统功率平衡与储能电池约束条件下, 综合考虑光储系统收益和储能电池损耗成本; 采用模糊处理法将多目标问题转为单目标问题求解, 以用户的经济效益最高为最终优化目标, 构建净收益优化模型, 并利用改进的灰狼算法进行优化求解; 最后, 通过仿真结果表明, 所提策略在分时电价情况下, 为用户带来了较高的经济效益。

关键词: 分时电价; 用户; 光储系统; 优化; 灰狼算法; 经济

Optimal Control Strategy of Customer-side Optical Storage System Under Time-of-use Electricity Price

ZHENG Jianfeng, LI Tianlun, MAO Shuren, KONG Pengcheng, WU Zhenyu

(College of Machinery and Rail Transit, Changzhou University, Changzhou 213164, China)

Abstract: In view of the waste of photovoltaic power caused by unstable photovoltaic power generation and the excessively high battery cost caused by unreasonable charging and discharging of energy storage batteries. In the context of time-of-use electricity prices, an optimized control strategy for photovoltaic storage systems is proposed. First, establish a grid-connected model of the optical storage system. Combining user power consumption characteristics, photovoltaic output and time-of-use electricity prices. Comprehensively considering the revenue of the optical storage system and the loss of energy storage batteries while meeting the power balance of the optical storage system and the constraints of energy storage batteries cost. On this basis, the fuzzy processing method is used to turn the multi-objective problem into a single-objective problem. Taking the user's highest economic benefit as the ultimate optimization goal, construct a net income optimization model. Then, the improved gray wolf algorithm is used to optimize the solution. Finally, the simulation results show that the proposed strategy brings higher economic benefits to users in the case of time-of-use electricity prices.

Keywords: time-of-use price; user; optical storage system; optimization; gray wolf algorithm; economy

0 引言

随着社会经济的快速发展, 能源与环境问题日益受到关注, 太阳能作为一种清洁能源越来越受到重视^[1]。目前, 许多国家政策上大力支持以太阳能光伏为代表的新能源产业^[2]。但是, 由于受到天气因素的影响, 光伏出力存在波动性、随机性等缺点, 影响配电网的稳定运行^[3]。储能系统具有抑制光伏功率波动、改善负荷特性、提高电能质量与供电可靠性等特点^[4-5]。光伏系统与储能系统连接, 不仅可以减少弃光, 提高光伏消纳率, 在与配电网连接时, 还可以通过合理调整储能系统的充放电时间, 利用分时电价差为用户赚取收益。

目前有许多学者对光储系统的优化控制进行了研究, 文献 [6] 通过神经网络算法控制储能设备充放电功率, 但是未考虑储能设备的荷电状态, 易造成储能电池的过充与

过放问题, 增加储能设备的损耗成本。文献 [7] 提出一种分布协调的控制策略, 用于充分发挥储能系统的作用。文献 [8] 介绍了一种应用于风光储系统的网格化分层控制策略, 可提升电网的消纳能力。文献 [9] 提出了一种光伏与混合储能系统协调平抑功率波动的策略, 但是会导致并网发电量减少。文献 [10] 考虑用户经济性需求, 提出一种多目标优化调度方法, 但是未考虑购电费用及储能成本。文献 [11] 提出一种模糊控制调度储能电池功率的方法, 但是未考虑用户用电的经济性。

上述文献中的光储系统主要用于平抑光伏功率波动, 保证配电网的安全可靠运行, 未对用户用电的经济性进行考虑。针对现有的光储系统成本高, 收益低等问题, 本文提出一种光储系统优化控制策略。通过采集到的光伏发电功率、用户的用电数据、储能电池的荷电状态等信息, 充分考虑储能电池损耗成本, 结合分时电价, 计算得出最优

收稿日期: 2020-11-24; 修回日期: 2021-01-19。

基金项目: 2020年江苏省研究生实践创新计划项目(SJ CX20_0933)。

作者简介: 郑剑锋(1978-), 男, 江苏常州人, 硕士生导师, 副教授, 主要从事计算机控制技术应用方向的研究。

引用格式: 郑剑锋, 李天伦, 毛树人, 等. 分时电价下用户侧光储系统优化控制策略[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(7): 106-110, 116.

控制策略, 提高用户经济效益。

1 光储系统并网模型:

本文的光储系统并网模型如图 1 所示。光储系统主要由光伏系统、储能系统、交流电网以及储能控制器组成, 储能电池组与光伏面板经过变换器汇流至公共直流母线, 再经过 DC/AC 变换器与配电线路连接。在整个光储系统中, 储能控制器是核心要素, 通过与光伏系统、储能系统、配电网以及用户用电系统连接, 利用得到的分时电价、用电负荷功率、光伏输出功率、储能电池 SOC 状态等数据, 综合考虑光伏出力情况、用户用电负荷需求以及储能电池荷电状态等信息, 优化计算得出最优控制策略, 合理控制储能设备的充放电时间以及用户购电时间, 使用户获得最大化的用电收益。

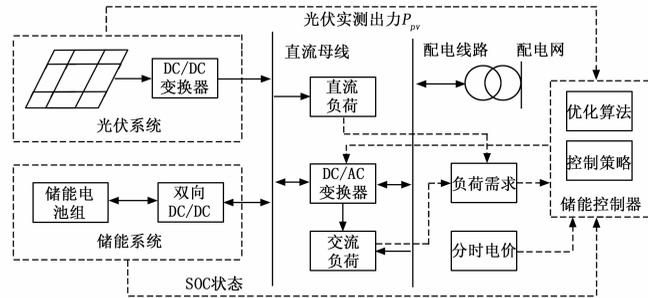


图 1 光储系统并网模型

2 光储动态优化模型

2.1 目标函数

1) 光储系统收益最大:

在分时电价的情况下, 电网电价会随着负荷变化情况, 将一天中的不同时段制定不同的电价水平, 以鼓励用电客户合理安排用电时间。光储系统利用不同时段电价的差异, 结合用户自身的用电需求, 在满足系统安稳运行的情况下, 尽可能地为用户提高经济收益。本文根据用户一天的用电负荷情况, 建立光储系统收益模型的目标函数:

$$\begin{cases} f_1 = \max V = \max(V_{pv} + V_{sp}) \\ V_{pv} = R \sum_{t=1}^{24} [W_{tPVG} p_t + W_{tPVC} (p_t + p_d i_s)] \\ V_{sp} = R \sum_{t=1}^{24} [W_{tPVB} (p_{tB} + p_{dis}) + W_t B (p_{tB} - p_t C)] \end{cases} \quad (1)$$

式中, V_{pv} 为某一典型日光伏发电一天获得的收益; W_{tPVG} 为某一典型日中光伏系统在 t 时刻直接传输给用户负载的电能; W_{tPVC} 为某一典型日中 t 时刻光伏发电的上网电量; p_t 为某一典型日中 t 时刻的上网电价; V_{sp} 为某一典型日中储能系统通过分时电价获得的电价差收益; W_{tPVB} 为某一典型日中储能系统在 t 时刻存储的光伏电能; $W_t B$ 为某一典型日中储能系统 t 时刻从电网购买存入的电能; R 为相似日; p_{tB} 为某一典型日 t 时刻储能系统放电时的上网电价; p_{dis} 为光伏售电补贴; p_c 为某一典型日中 t 时刻储能系统从电网购电时的电价。

2) 储能电池损耗成本最低:

在光储系统中, 光伏发电的运维成本与环境因素有关, 且存在诸多不可抗因素, 所以本文在成本模型中不考虑光伏系统的安装与维护成本, 仅考虑储能电池的损耗成本。

储能电池的寿命受到其运行方式的影响, 每次储能电池的循环充放电深度是影响电池寿命的关键因素^[14]。随着储能电池的放电深度增加, 电池损耗也加剧, 当储能电池损耗到一定程度时将会影响光储系统充放电时间, 对用户用电收益产生影响。当储能电池损耗到不能满足日常需要时, 应更换储能电池以确保光储系统的稳定运行。为了降低储能电池的损耗成本, 需要对储能电池的放电深度与充放电次数进行合理的控制。本文采用 N 阶函数法对磷酸铁锂电池的放电深度与循环寿命数据进行拟合^[15], 得出所示的四阶函数:

$$N_D = -3278D_{OD}^4 - 5D_{OD}^3 + 12823D_{OD}^2 - 14122D_{OD} + 5112 \quad (2)$$

式中, N_D 为储能电池的循环寿命; D_{OD} 为储能电池的放电深度。

利用储能电池循环寿命函数, 考虑储能电池一天中的充放电次数, 得到一天中第 i 次充放电的储能电池损耗率 λ_i 为:

$$\lambda_i = \frac{1}{N_{D,i}} \times 100\% \quad (3)$$

本文通过计算某一典型日中储能电池的循环充放电次数, 进而得到储能电池某一典型日的损耗成本, 建立储能电池损耗成本模型的目标函数:

$$f_2 = \min K = \min(R \sum_{i=1}^n \lambda_i C_B E_B) \quad (4)$$

式中, C_B 为储能电池的建造单价; E_B 为储能系统中电池的装机总容量; n 为某一典型日中储能电池的充放电次数。

2.2 约束条件

在光储系统中优化模型中, 为了使得模型求解的结果更加贴合实际情况, 对优化模型施加相应的约束条件, 具体如下:

(1) 功率平衡约束:

$$P_{pv} + P_G + \epsilon P_c - (1 - \epsilon) P_{dc} = P_{load} \quad (5)$$

式中, P_{pv} 为光伏系统的输出功率; P_G 为光储系统与公共电网的交换功率 (买电正, 卖电负); P_c 、 P_{dc} 分别为储能系统的充、放电功率; ϵ 为储能系统的充放电系数, 充电为 1, 放电为 0; P_{load} 为用户负载功率。

(2) 储能电池约束:

$$\begin{cases} E_B(t + \Delta t) = E_B(t) + \epsilon P_c(t) \Delta t \cdot \eta_c - (1 - \epsilon) P_{dc}(t) \Delta t / \eta_{dc} \\ S_{soc}(t + \Delta t) = E_B(t + \Delta t) / E_{BS} \\ 0.2 \leq S_{soc}(t) \leq 0.9 \\ D_{OD} \leq 0.8 \end{cases} \quad (6)$$

式中, $E_B(t)$ 为储能系统在 t 时刻的电容量; $P_c(t)$ 、 $P_{dc}(t)$ 分别为储能系统在 t 时刻的充、放电功率; η_c 、 η_{dc} 分别为储能系统的充放电效率; E_{BS} 为储能电池的额定总容量; $S_{soc}(t)$ 为储能电池在 t 时刻的荷电状态; D_{OD} 为储能电池

的放电深度。

2.3 模糊处理

2.3.1 目标函数处理

为了更有效地对多目标函数进行优化求解, 根据光储系统的实际情况, 分别确定光储系统收益最大的理想值 f_1^0 和储能电池损耗成本最低的理想值 f_2^0 , 计算目标函数与理想值之间的差值, 差值越小说明目标函数越接近理想值, 离所要求得的最优值越接近。本文综合考虑光储系统收益与电池损耗成本这两个目标函数, 采用平均偏差排序法确定两个目标函数的权重系数, 将多目标函数问题转化为单目标函数问题进行求解, 得出目标函数 F , 并求得使得 F 最小的最优值 f_i , 确定最终净收益最大的目标函数 L 。具体转换方式如下:

$$\begin{cases} \min F = \sum_{i=1}^2 \omega_i (f_i - f_i^0)^2 \\ \max L = f_1 - f_2 \end{cases} \quad (7)$$

式中, f_1^0 为收益最大的理想值; f_2^0 为成本最低的理想值; ω_i 为优化确定的权重系数。

为了避免收益与成本的目标函数值相差过大影响各个权重系数的确定, 分别对各个目标函数的值与其理想值的相对离差进行无量纲化处理, 具体处理结果如下:

$$\sigma_i^l = \frac{f_i - f_i^0}{f_i^0} \quad (i = 1, 2; l = 1, 2) \quad (8)$$

利用算数平均数计算各目标函数关于其理想值的平均相对离差:

$$\Delta_i = \sum_{l=1}^2 \sigma_i^l \quad (9)$$

设有 $\Delta_{i1} \geq \Delta_{i2} \geq \dots \geq \Delta_{in}$, 其中 $\Delta_{il} \in \{\Delta_1, \Delta_2\}$, 将权重系数规范化, 得到:

$$\omega_i = \frac{\Delta_j}{\sum_i \Delta_i} \quad (l = 1, \dots, i, i = 2) \quad (10)$$

2.3.2 约束条件处理

光储系统收益优化模型是一个具有复杂约束的多目标问题, 需要对功率平衡约束以及储能电池约束条件进行有效处理, 处理方式如下:

$$\begin{cases} \varphi_1 = P_{pv} + P_c - P_{dc} + P_G - P_{load} = 0 \\ \varphi_2 = P_c \Delta t \cdot \eta_c - \frac{P_{dc} \Delta t}{\eta_{dc}} - \Delta E_B = 0 \\ \varphi_3 = \frac{E_B(t)}{E_{BS}} \geq 0.2 \\ \varphi_4 = \frac{E_B(t)}{E_{BS}} \leq 0.9 \end{cases} \quad (11)$$

通过引入惩罚函数, 将难以处理的约束模型转换为无约束优化^[12], 可以使多目标约束问题转换为无约束问题来求解, 转换方式如下:

$$P = M \sum_{j=1}^p [(\max \text{ or } \min) (0, \varphi_j)]^2 \quad (12)$$

式中, M 为惩罚因子; φ_j 为约束条件。

2.4 模型求解方法

2.4.1 灰狼优化算法

灰狼优化算法 (GWO) 是求解多目标优化问题的有效

方法^[13], 通过模拟灰狼种群的捕食活动和社会支配等级, 利用灰狼在抓捕猎物的过程中进行的一系列搜索、包围以及最终捕食的行为来实现求解优化问题的目的。通过在规定的空间内随机生成一群灰狼, 将其分为 α 、 β 、 δ 、 ω 这 4 个阶梯层, 在这些种群中, 适应度最大的个体标记为 α , 为最优解, β 、 δ 分别为适应度排名第二与第三的次优解, 其余灰狼个体设定为 ω 并跟随着 α 、 β 、 δ 的位置进行位置更新。在灰狼搜索猎物的过程中, 其数学模型如下:

$$\begin{cases} X(T+1) = X_p(T) - A \times D \\ D = |C \times X_p(T) - X(T)| \\ A = 2ar_1 - a \\ C = 2r_2 \\ a = 2 - \frac{2T}{T_{max}} \end{cases} \quad (13)$$

式中, T 为算法当前迭代次数; $X(T)$ 为第 T 次迭代后灰狼的位置; $X_p(T)$ 为第 T 次迭代后猎物的位置; D 为灰狼与猎物之间的距离; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; 收敛因子 a 从 2 线性递减到 0, T_{max} 为最大迭代次数。

在灰狼群体中, 最优解 α 、 β 、 δ 的位置离猎物位置最近, 可通过这三条狼的位置更新来计算灰狼个体向猎物移动的位置, 最终更新灰狼个体的位置, 具体数学模型如下:

$$\begin{cases} D_\alpha = |C_1 \times X_\alpha(T) - X(T)| \\ X_1 = X_\alpha(T) - A_1 \times D_\alpha \\ D_\beta = |C_2 \times X_\beta(T) - X(T)| \\ X_2 = X_\beta(T) - A_2 \times D_\beta \\ D_\delta = |C_3 \times X_\delta(T) - X(T)| \\ X_3 = X_\delta(T) - A_3 \times D_\delta \\ X(T+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \end{cases} \quad (14)$$

式中, D_α 、 D_β 、 D_δ 分别为 α 狼、 β 狼、 δ 狼与其余灰狼成员 ω 的距离; $X(T)$ 为第 T 次迭代后 ω 狼群的位置; $X_\alpha(T)$ 、 $X_\beta(T)$ 、 $X_\delta(T)$ 为第 T 次迭代后 α 、 β 、 δ 狼的位置。

为了提高灰狼算法的全局搜索能力, 从而避免过早的陷入局部优化, 需要提高算法的随机性, 在算法的每次迭代中加入一定的随机数, 可以使得算法达到跳出局部最优的目的, 从而更容易求得出最优解。

2.4.2 改进的灰狼优化算法

为了提高种群的多样性, 加快收敛速度, 避免算法过早的陷入局部最优, 本文将加权因子引入到算法中。在算法的迭代寻优过程中, 随着狼群逐渐逼近猎物, 搜索范围逐步缩小, 加权因子线性增加。算法优化后的位置更新公式如下:

$$\begin{cases} X_1 = \omega X_\alpha(T) - A_1 \times D_\alpha \\ X_2 = \omega X_\beta(T) - A_2 \times D_\beta \\ X_3 = \omega X_\delta(T) - A_3 \times D_\delta \\ \omega = W_{min} - \frac{(W_{min} - W_{max})T}{T_{max}} \\ X(T+1) = \frac{X_\alpha + X_\beta + X_\delta}{3} \end{cases} \quad (15)$$

式中, W_{\min} 为最小加权因子, 取值 0.5; W_{\max} 为最大加权因子, 取值为 1。

2.5 优化控制策略求解

在多目标算法的求解过程中, 通常不存在一组解使得所有目标函数同时达到最优情况, 满足约束条件的多个解存在着支配与被支配的关系, 利用支配关系淘汰掉被支配的解, 从而得到新的 Pareto 最优解集。

根据以上分析, 本文将光储系统收益最大和储能电池损耗成本最低这两个目标函数优化处理, 以光储系统净收益最大为最终优化目标, 将储能系统的充放电功率作为决策变量, 具体优化流程如图 2 所示。下面对目标函数优化的计算策略进行说明, 主要步骤为:

(1) 设定固定参数和必要数据。考虑分时电价对用户用电经济因素的影响, 在改进的灰狼算法中, 设定不同时间段下对应的电价参数。考虑功率平衡与电池约束条件, 输入光伏发电功率、储能系统充放电功率、用户负荷需求等参数。

(2) 设置灰狼算法参数。随机初始化灰狼种群, 输入算法参数 (A, C, a) 的值, 设置算法最大迭代次数 T_{\max} 。

(3) 计算适应度。根据式 (7) 计算光储系统的净收益, 算出目标函数 L 的适应度值, 记录适应度值排名前三的个体, 分别为 α, β 以及 δ 。

(4) 主要循环。进行算法迭代, 保证所有种群个体的功率参数满足各项约束条件, 更新灰狼位置信息, 求解优化模型, 计算每次迭代后的适应度值, 更新 Pareto 解集。

(5) 重复步骤 (4), 当算法达到最大迭代次数, 输出 Pareto 最优解集, 找出折中最优解, 并求解得出光储系统最优控制策略。

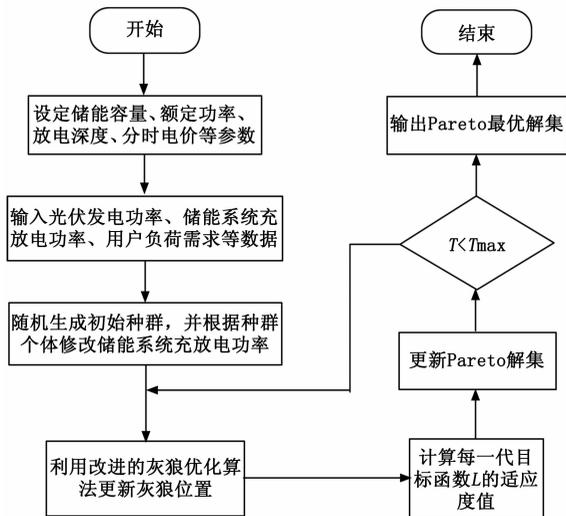


图 2 算法求解流程图

3 算例分析

3.1 基础数据

为了验证本文提出策略的可行性与实用性, 以中国某

地区居民别墅区的光储系统为例进行分析。储能系统额定充放电功率为 6 kW, 储能电池采用的是锂离子电池, 充放电效率为 94.6%, 额定总容量为 200 Ah, 储能电池成本为 1.8 万元。

该地区的光伏系统出力情况如图 3 所示。光伏出力分为晴天、晴转阴转晴以及阴雨 3 种天气情况。当天气为晴天时, 日照较强, 光伏出力较大且高峰持续时间较长, 光伏电池板一天中的总发电量为 26 kWh; 当天气为晴转阴转晴时, 光伏出力具有波动性, 光伏发电量随着天气转阴时急剧下降, 转晴时又有所回升, 光伏电池板一天中的总发电量为 16 kWh; 第三种情况为阴雨天气, 日照较弱, 光伏出力波动幅度小, 一天中的光伏发电总量为 10 kWh。

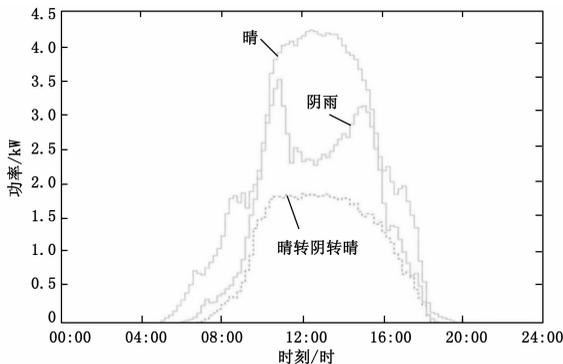


图 3 光伏系统输出功率

居民的用电负荷情况如图 4 所示。居民用电分为两种情况: 1) 春秋季节, 居民用电量相对较少, 一天的总用电量为 18 kWh; 2) 夏冬季节, 居民用电需求量大, 一天的总用电量达到 50 kWh。分时电价信息如表 1 所示^[16]。由表可知, 峰时电价为 0.9 元/kWh, 时间段在中午以及晚上; 平时电价为 0.5 元/kWh, 时间段为早晨以及下午时段; 谷时电价为 0.3 元/kWh, 时间段聚集在凌晨。

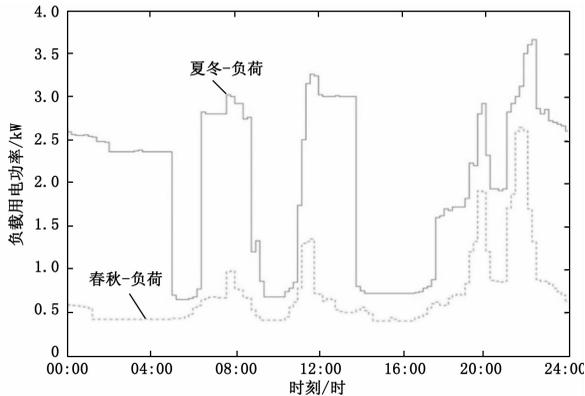


图 4 居民用电负载功率

本文根据光伏出力与用户用电负荷的实际情况, 结合当地分时电价信息, 选取夏季晴天的实例来进行具体分析。对改进的灰狼优化算法的参数进行设置: 狼群数量设置为 30, 最大迭代次数为 150。

表 1 分时电价信息

电价类别	时间段	电价/元
峰时电价	10:00~15:00,18:00~22:00	0.9
平时电价	07:00~10:00,15:00~18:00, 22:00~24:00	0.5
谷时电价	00:00~07:00	0.3

3.2 结果与分析

根据以上的算法和参数设置,利用 Matlab 进行算例仿真,得到的 Pareto 解集和折中最优解如图 5 所示。由图 5 可知,极端储能电池损耗成本最低和极端光储系统收益最高为单目标函数寻优时的极端解,随着储能电池放电深度与充放电次数增加导致的电池损耗成本增加,光储系统的收益也相对增加,当只考虑储能电池损耗成本最低时,储能电池的损耗成本为 5.33 元,光储系统的收益为 21.12 元;与之相对的,当为了追求收益使得光储系统收益最大,储能电池的损耗成本也会增加,这时获得的收益为 25.56 元,损耗成本为 9.41 元。

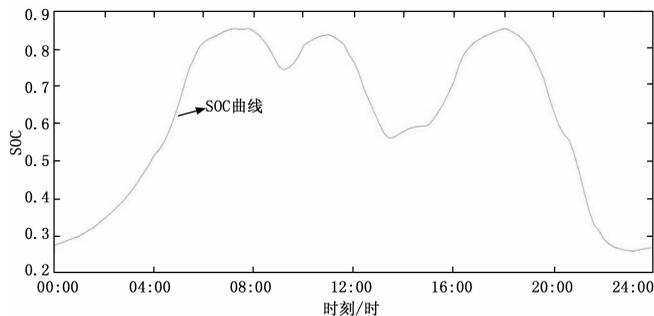


图 5 改进灰狼算法—Pareto 最优前沿

本文通过模糊处理,综合考虑光储系统收益与储能电池损耗成本两个目标函数,以净收益最大为优化求解目标,求解得出折中最优解,如表 2 所示。由表可知,所求得的折中最优解的净收益是一天中最大的,达到 17 元。折中最优解情况下的储能电池荷电状态变化曲线如图 6 所示,由图可知,储能电池一天中的荷电状态始终处于 20%~90%,满足约束条件,并未发生过充与过放现象,极大提高了电池的使用寿命,SOC 曲线会随着分时电价、光伏出力情况以及用户负荷需求进行变化:在时间段 00:00~07:00 时,电价较低,光伏出力较少,用户从电网购电满足基本负荷需求,并对储能电池进行充电;在时间段 07:00~09:00 时,用户负荷需求剧增,光伏出力有所增加,但不能够满足负荷需求,用户从电网购电;在时间段 9:00~10:00 时,用户负荷需求减少,储能电池充电;在时间段 10:00~15:00 时,电价处于高峰状态,光伏出力充足,储能电池在用户负荷需求大时进行放电,在满足负荷需求时,向电网卖电,赚取收益;在时间段 15:00~18:00 时,光伏发电量急剧降低,用户负荷需求低,储能电池充电;在时间段 18:00~24:00 时,储能电池在用户负荷需求高,电价高峰时进行放电,在电价低时充电。

表 2 折中最优解及极端解

目标函数	储能电池损耗成本/元	光储系统收益/元
光储系统收益最大	9.41	25.56
电池损耗成本最低	5.33	21.12
折中最优	7.51	24.51

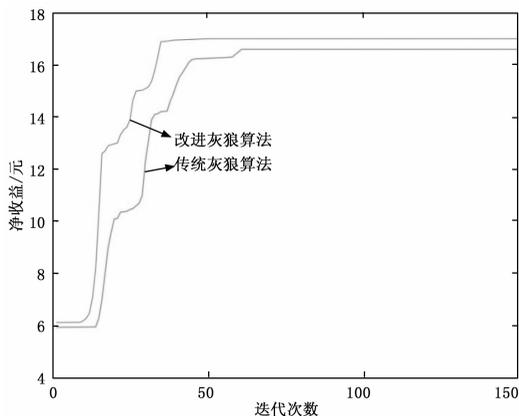


图 6 折中最优解的 SOC 全天变化曲线

储能设备会在光伏出力与电价较低时,为了提高经济效益,进行电量存储,当电价相对较高,并且光伏出力不满足用户负荷要求时,进行放电,减少用户的购电费用,为了延长储能电池使用寿命,使其充放电速率受其 SOC 约束,并且在储能电池电量较低时,降低充放电速率。图 7 为改进的灰狼优化算法与传统灰狼算法计算求解的对比图。由图可知,改进的灰狼优化算法求解得出的光储系统净收益为 17 元,相比传统灰狼算法计算得到的 16.6 元,为用户提高了 2.4% 的经济效益,也大大增强了算法的全局搜索能力。

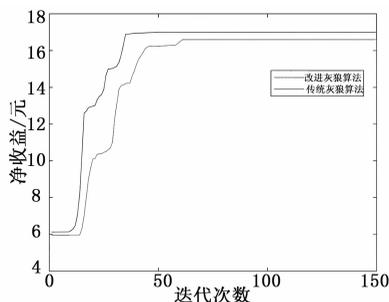


图 7 两种算法迭代对比

4 结束语

本文针对用户用电费用过高的问题,在分时电价的背景下分析光储系统对于用户用电收益的影响,对灰狼算法进行优化改进,增强了算法的全局搜索能力,并利用改进后的灰狼优化算法求解得出更精确的目标。提出的优化控制策略以用户用电经济效益最高为目标,综合考虑光储系统收益和电池损耗成本,合理分配储能设备的充放电时间,

(下转第 116 页)