

文章编号: 2095-4980(2020)03-0374-06

基于太赫兹技术的太阳能电池寿命预测算法

周 兴, 朱希安, 王占刚

(北京信息科技大学 通信工程学院, 北京 100101)

摘 要: 针对太阳能电池软退化模式下的寿命预测难度大, 准确度不高等问题, 提出一种先利用太赫兹光谱仪获取太阳能电池板光谱, 再用基于布谷鸟算法改进的粒子群—支持向量机回归(PSO-SVR)算法预测其剩余寿命的新方法。利用紫外加速试验对预测结果进行验证对比, 结果表明, 该方法可用于预测不同损耗程度的太阳能电池的剩余寿命, 在传统硅太阳能电池板和砷化镓太阳能电池的寿命预测上, 相较于其他算法有更好的表现, 其准确度分别高达98.92%和92.86%。

关键词: 太阳能电池; 太赫兹光谱; 粒子群优化; 软退化模式

中图分类号: TN911.7; TK519

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2019413

Solar cell lifetime prediction algorithm based on terahertz technology

ZHOU Xing, ZHU Xi'an, WANG Zhangang

(School of Telecommunications Engineering, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100101, China)

Abstract: Aiming for the low accuracy and difficulty of predicting solar cell life by using soft failure mode, a new method is proposed to obtain solar panel spectrum by using terahertz spectrometer. Based on the cuckoo algorithm, the study predicts the cell's remaining life by applying Particle Swarm Optimization-Support Vector Regression(PSO-SVR) algorithm and finally employs the ultraviolet acceleration test to verify the prediction results. It turns out that the method is applicable to predict the remaining life of solar cells with different levels of loss. Compared with other algorithms, the technique works better on the life prediction of traditional silicon solar panels and GaAs solar cells, and the accuracies are up to 98.92% and 92.86% respectively.

Keywords: solar cell; terahertz spectroscopy; Particle Swarm Optimization; soft failure mode

一般情况下, 太阳能电池的输出功率有多个阶段, 由 2 种退化模式混合而成, 即软退化模式和硬退化模式^[1-2]。软退化模式是指太阳能电池的输出功率随使用时间加长而出现的缓慢衰减性漂移, 此种缓慢的下降由太阳能电池工作的外部正常因素导致, 如温度、湿度和紫外线辐照^[3-4]等。硬退化模式是指太阳能电池的输出功率在使用过程中出现骤减, 即功率曲线被折成多段。这种功率突降往往是由人为或外部极端环境导致太阳能电池板上部分元件损坏造成。本文只讨论非人为因素造成的输出功率衰减, 即软退化模式。在造成太阳能电池输出功率软退化的诸多因素中, 紫外辐照是主要因素(在温度、湿度属于正常范围的情况下)。

文献[4]提出紫外加速寿命测试方法, 该方法的缺点在于只能预测未使用过的太阳能电池寿命; 文献[5]采用自适应遗传算法拟合太阳能电池的电流衰减曲线, 但该方法预测对象单一, 建模复杂。针对以上问题, 本文首次提出利用太赫兹技术^[6-7]与人工智能相结合的方法预测太阳能电池剩余寿命。首先使用太赫兹光谱仪获取太阳能电池板的衰减全反射(Attenuated Total Reflectance, ATR)光谱, 经过数据预处理后得到用于拟合的实验数据。若使用普通的 PSO-SVR 算法进行拟合^[8], 在优化过程中容易掉入局部最优, 且收敛速度不够快。采用布谷鸟算法^[9]与粒子群算法相结合优化 SVR 参数的新方法, 算法较易实现, 且该方法全局、局部搜索能力强, 可以减少盲目性。使用紫外加速实验检验预测结果, 结果表明, 本文方法克服了针对性差、实现复杂等缺点, 达到了高效、准确预测太阳能电池剩余寿命的目的。

收稿日期: 2019-10-23; 修回日期: 2019-11-11

基金项目: 北京市科技创新服务能力建设基本科研业务费资助项目(市级)(科研类)(PXM2019_014224_000026); 北京市科技创新服务能力建设提升计划资助项目(PXM2017_014224_000009); 2018 年促进高校内涵发展资助项目

作者简介: 周 兴(1995-), 男, 在读硕士研究生, 主要研究方向为智能信号处理。email:1275388185@qq.com

1 实验数据的获取

1.1 光谱的获取

实验使用 Terapluse4000 太赫兹脉冲光谱仪, 其具有发射频率可调范围大, 信噪比高等优点, 该仪器具体参数如表 1 所示。

表 1 仪器参数

Table1 Instrument parameters

instrument	radio frequency range	highest SNR/dB	incident angle of spectral acquisition/(°)	acquisition resolution/cm ⁻¹
TeraPluse4000	60 GHz-4 THz	70	35	0.94

本实验选取 150 个硅太阳能电池作为样本, 样本组成如表 2 所示。样本由 5 种具有不同开路电压的电池组成, 其中开路电压 $U_0=2\text{ V}$ 的有 110 个, 其他 4 种各 10 个。选取开路电压为 2 V 的太阳能电池 100 个做建模分析, 剩余 50 个作为测试组, 是为了方便利用文献[4]中的结果得到样本标签(文献[4]中以开路电压为 2 V 的电池做样本)。利用紫外加速实验制造受光照时间不同(损耗程度不同)的太阳能电池, 如图 1 所示, 所有样本的受光照时间随机分布在 0~384 h 内。取其硅板获取光谱, 光谱样例如图 2 所示。取时域谱的傅里叶变换得到其频域谱, 如图 3 所示。观察图 2~3 发现, 得到的光谱整体为先上升后下降再上升的走势, 没有明显的特征峰值, 利用时域谱做预测难度较高; 相反, 其光谱的频谱特征明显, 特征峰主要集中在 40~60 cm^{-1} , 故本实验采用频谱做预测分析。

表 2 样本分布

Table2 Sample distribution

OCV/V	1.5	2.0	2.5	3.0	3.5
sample number	10	110	10	10	10

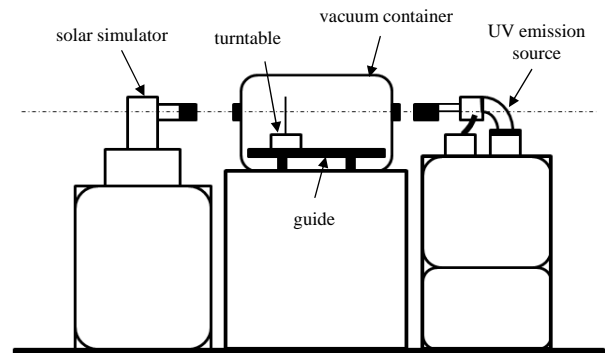


Fig.1 Device of ultraviolet acceleration test

图 1 紫外加速试验装置

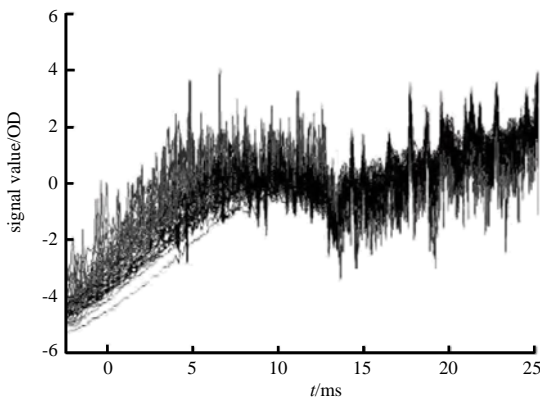


Fig.2 Time domain spectrum of the sample

图 2 样本的时域光谱

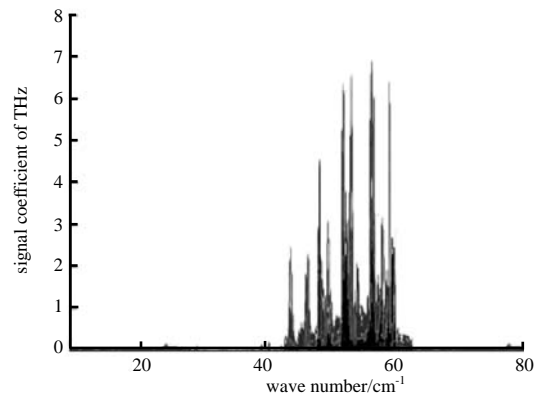


Fig.3 Frequency domain spectrum of the sample

图 3 样本的频域谱

1.2 实验数据预处理

由于某些原因, 采集的光谱数据会出现一些异常点和离群点, 采用如下预处理方法将其去除。

1) 异常点

对于此类点, 根据数据的具体情况进行剔除, 若 $|y_i| > 2\bar{y}$, 则该点为异常点, 取 $y_i = y_{i-1}$ 代替之。

2) 离群点

记 $std(\Delta y_i)$ 为样本标准差, 如果

$$y_i < y_{i-1} - std(\Delta y_i) \text{ 且 } y_i < y_{i+1} - std(\Delta y_i) \quad (1)$$

$$y_i < y_{i-1} + std(\Delta y_i) \text{ 且 } y_i < y_{i+1} + std(\Delta y_i) \quad (2)$$

则视该点为离群点, 取 $y_i = y_{i-1}$ 将其去除。

频谱的异常点和离群点被去除后，得到用于算法拟合的数据共 150 个，其中 100 个做拟合，50 个做测试。

2 改进的 PSO-SVR 算法

2.1 PSO-SVR 算法

1) 支持向量机回归

支持向量机回归(SVR)把低维空间的复杂问题向高维空间内的线性问题转化，具体做法是通过核函数完成映射，从而使低维空间的拟合问题得到大幅简化。

SVR 问题原型为：

$$\min_{m,b} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^m l_{\varepsilon} [f(x_i) - y_i] \tag{3}$$

式中

$$l_{\varepsilon}(z) = \begin{cases} 0, & \text{if } |z| \leq \varepsilon \\ |z| - \varepsilon, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{4}$$

再引入松弛变量 $\zeta_i, \hat{\zeta}_i$ 和拉格朗日乘子，求得 SVR 的对偶问题后代入求解，最后得到 SVR 表达式，在此不再赘述。

SVR 表达式：

$$f(x) = \sum_{i=1}^m (\hat{\alpha}_i - \alpha_i) \kappa(x, x_i) + b \tag{5}$$

SVR 中可优化参数有 3 个：罚参数 C 、损失系数 ε 与核函数参数 σ 。罚参数 C 表示对出现误差时的惩罚力度， C 的大小可调控置信区间的界限： C 过小，会导致误差增大，最终出现欠拟合现象；相反 C 过大时，对于误差的惩罚相应增大，模型容易过拟合。损失系数 ε 用来调控模型的回归精确度，优化损失系数可以防止陷入局部最优，同时可提高泛化能力。核参数 σ 的值会影响模型的复杂程度，进而影响收敛速度和精确度。

2) 粒子群算法优化 SVR 参数

粒子群算法(PSO)的基本原理是：在一个多维空间中，随机产生 n 个点，即产生 n 个粒子，每个粒子的移动依据是自己本身的计算结果和最优粒子的计算结果，通过迭代不断移动到最佳位置。

粒子群的速度和位置的更新公式为：

$$V_{iD}^{k+1} = \omega V_{iD}^k + c_1 r_1 (p_{iD}^k - X_{iD}^k) + c_2 r_2 (p_{gD}^k - X_{iD}^k) \tag{6}$$

$$X_{iD}^{k+1} = X_{iD}^k + V_{iD}^{k+1} \tag{7}$$

式中： ω 为粒子的惯性权重； r_1, r_2 为学习参数，为 0~1 之间的随机数； p_i 为目前粒子的最优位置； p_g 为整个粒子群的最佳位置； k 为迭代次数； D 为当前维度。其算法流程图如图 4 所示。

利用粒子群算法优化 SVR 参数步骤如下：

第 1 步：按照图 4 步骤，初始化种群规模 n 、权重因子 ω 、停止条件和初始粒子。

第 2 步：令适应度函数为均方误差(Mean Squared Error, MSE)，以此得到每个粒子的适应度值，用适应度好的粒子个体极值作为第一次迭代的整体极值。

第 3 步：依照式(6)~(7)进行迭代，不断更新粒子的位置和速度。

第 4 步：若当前解已经达到之前设定的最低误差限或迭代次数达到预先设定的最大值，则终止迭代，若都不满足，返回第 3 步。

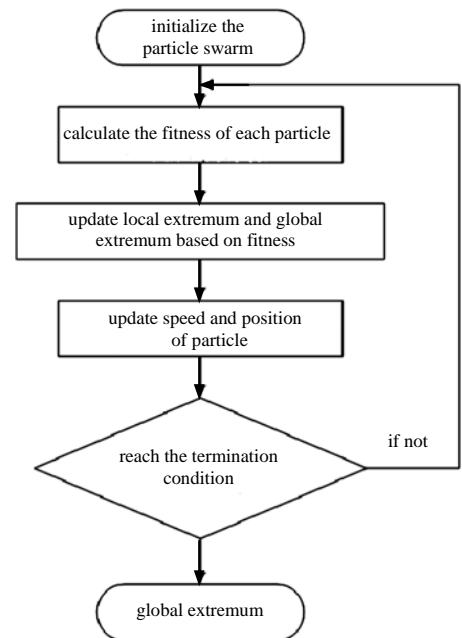


Fig.4 Flow of PSO
图 4 PSO 算法流程图

2.2 布谷鸟算法

布谷鸟算法(Cuckoo Search, CS)是由杨新社和 S.戴布开发出的一种新兴算法。其利用布谷鸟寻找鸟巢产卵的特点与 Levy Flight 方法寻优，有模型参数少，算法易实现，搜索路径好，收敛速度快等优点，在诸多寻优问题，特别是求极值问题上应用广泛。

在CS算法中,有3个规定:

1) 每次每只单独的鸟只产一颗蛋,产蛋的鸟巢随机选中。

2) 在鸟群产好蛋后,会有一鸟巢中有优质蛋,也就是当前最优解,这颗蛋将被保留到下一代,也就是下次迭代中。

3) 可用于产蛋的鸟巢数量有限,其蛋被鸟巢主人识破的概率为 P ,若被发现,将直接放弃此巢,选一个其他随机鸟巢代替。

在以上规则下,布谷鸟算法的寻优路径采用了随机性较强的 Levy 飞行方式,这种搜索路径能有效避免重复搜索,提高了算法效率。搜索的路径更新如下:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \alpha \oplus L(\lambda), i=1,2,3,\dots,n \quad (8)$$

式(8)表明,下一代位置由当前位置(第一项)和随机移动(第二项)共同决定。式中: x_i^t 表示第 t 次迭代中第 i 个鸟巢的位置; α 为算法步长,一般取 0.01; $L(\lambda)$ 服从 Levy 分布,如式(9)所示。其中 u 和 v 为服从高斯分布的随机数, x_b^t 为当前迭代后经历过的最优位置, β 为常数,一般为 1.5。

$$L(\lambda) = \frac{u}{|v|^\beta} (x_i^t - x_b^t) \quad (9)$$

得到新的位置后,将随机数 $r \in [0,1]$ 与 P 比较,按照式(10)方式更新。

$$x_i^{t+1} = \begin{cases} x_i^{t+1} + r(x_i^t - x_i^t), & r < p \\ x_i^t, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

布谷鸟算法相对于其他优化算法有较好的全局搜索能力,但单独使用该算法时,最优解的随机性过大,增加了寻优过程的盲目性,在复杂模型中表现不佳。PSO 的局部搜索能力较好,有鲁棒性,但容易掉入局部最优。布谷鸟算法恰恰可以改进粒子群算法在寻优中全局能力不强的缺点,使混合算法在局部与全局呈现出良好的寻优能力。本文使用布谷鸟算法改进后的 PSO-SVR,各个粒子通过迭代不断更新自己的位置,能够向目前的局部极值和全局极值移动,在达到最低误差限或最大迭代次数时(停止条件),终止迭代搜索。为防止算法后期寻得最优解后的震荡现象和过早停止现象,本文采用线性权重控制算法收敛,使惯性权重逐渐减小,以此减少震荡,提高算法效率。

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{t(\omega_{\max} - \omega_{\min})}{t_{\max}} \quad (11)$$

式中: ω_{\max} 与 ω_{\min} 为惯性因子的最值; t 为当前迭代的次数; t_{\max} 为最大迭代步数。

2.3 基于混合算法的太阳能电池寿命预测

选取太阳能电池中的硅板,利用太赫兹技术得到其光谱,预处理后得到用于做预测分析的频谱,其 $40\sim 60 \text{ cm}^{-1}$ 段特征峰明显。文献[4]给出了开路电压为 2 V 的太阳能电池在严评判标准 ($V/V_0 \leq 0.975$) 下的软失效方程,如式(10)所示,其虽不能作为预测其他规格硅太阳能电池寿命的判据,但在本实验中可用于制作开路电压为 2 V 的样本标签,同时其软失效模型也可为本实验中 SVR 核函数的选择提供一定的依据。

$$MTTF = \frac{1}{E} \left[-37\,073\,628.56^\circ \ln \left(\frac{V}{V_0} \right) + 353\,139.4205 \right] \quad (12)$$

具体做法是:

第 1 步:按照标准的 PSO-SVM 算法初始化参数,SVR 中的参数是罚因子 C 、损失系数 ϵ 和核函数参数 σ ,其中核函数的选择较为复杂,在实验中根据式(10)选取几种不同核函数进行对比。

第 2 步:设定布谷鸟算法的系数:种群数量、初始速度与位置矩阵等,其中粒子数量 n 、惯性权重和粒子最大飞行速度需要优化。最大迭代次数设为 150 次。

第 3 步:以 MSE 作为整体算法的适应度函数,如式(13)所示,不断完成位置更新,直至达到终止条件(达到最低误差限或达到最大迭代次数)。

$$fitness = \min |MSE| \quad (13)$$

第 4 步:用得到的模型预测不同型号太阳能电池的寿命并与实际寿命相对比,最终得到预测准确度。

3 实验验证

3.1 硅太阳能电池

在实验中首先面临的是支持向量机的核函数选择问题, 本实验根据文献[4]提出的严判据下软失效方程特点, 依次采用 Linear 核函数、多项式核函数(poly)、Gauss 核函数(RBF)与 Sigmoid 核函数作对比。结果发现: Linear 核函数不适用于本模型, poly 核函数在本实验中效果并不明显, Sigmoid 核函数效果较好, 但收敛速度慢, 算法效率低, 且最终准确度不如 RBF 核函数, 因此最终选用 RBF 作为 SVR 的核函数。

为检验算法性能, 分别选取 PSO-SVR、文献[5]算法与本算法进行比较, 适应度收敛情况如图 5 所示, 不难发现 PSO-SVR 有时会掉入局部最优, 文献[5]算法泛化能力较差, 只局限于一种太阳能电池。通过对比, 本文算法收敛速度较快, 稳定性高。

在计算本方法最终准确度时, 将用于测试的 50 个硅太阳能电池预测寿命与真实寿命相比较, 其中原始开路电压为 2.5 V 的一组结果如表 3 所示, 此组准确率为 97.61%, 其余 4 组均以此方法计算准确度, 最终得到硅太阳能电池总体准确度为 98.92%。

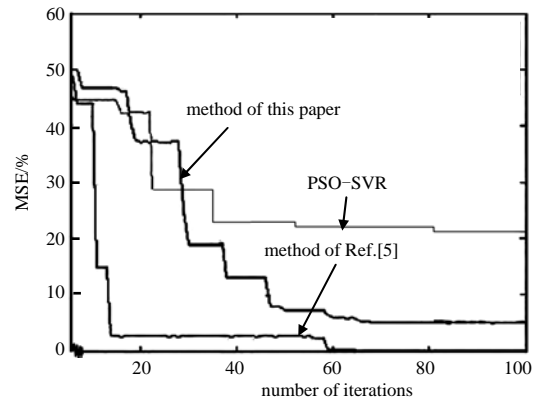


Fig.5 Fitness convergence curves
图 5 几种算法的适应度收敛曲线

表 3 开路电压为 2.5 V 的寿命预测结果

Table3 Life prediction results with open circuit of 2.5 V

serial number	experimental time/h	equivalent irradiation time/h	predicted lifespan/year	actual lifespan/year	accuracy/%
1	0	0	11.31	11.06	97.7
2	87	1 827	7.67	7.98	96.1
3	99	2 079	7.15	7.09	99.1
4	147	3 087	5.31	5.45	97.4
5	193	4 053	2.89	2.98	97.0
6	196	4 116	2.84	2.90	98.0
7	201	4 221	2.62	2.71	96.7
8	239	5 019	1.01	1.02	99.0
9	255	5 355	0.58	0.61	95.1
10	270	5 670	0	0	100

3.2 砷化镓太阳能电池

为验证本文方法的广泛度, 另外选取 50 个砷化镓太阳能电池样本(40 个用于建模, 10 个用于测试)按照本文算法进行验证, 其测试组结果如表 4 所示。不难看出, 其准确度高达 92.86%, 由于砷化镓材料与传统硅材料光吸收系数不同等问题, 其准确度略逊于硅太阳能电池。

表 4 砷化镓电池寿命预测结果

Table4 Life prediction results of GaAs battery

serial number	experimental time/h	equivalent irradiation time/h	predicted lifespan/year	actual lifespan/year	accuracy/%
1	0	0	14.56	14.08	96.6
2	7	147	13.14	13.76	95.5
3	103	2 162	11.99	11.31	94.1
4	129	2 709	9.02	9.35	96.5
5	196	4 116	6.25	7.01	89.2
6	240	5 040	4.98	5.45	91.4
7	288	6 048	3.09	3.67	84.2
8	301	6 321	3.01	2.83	93.6
9	326	6 846	0.09	0.08	87.5
10	384	8 046	0	0	100

4 结论

针对太阳能电池软退化模式下的剩余寿命预测难度大, 准确度不高的问题, 首次提出一种利用太赫兹技术与混合算法相结合的新方法。使用太赫兹光谱仪获取太阳能电池板光谱, 算法部分首次使用布谷鸟算法改进 PSO-SVR 算法, 在太阳能电池剩余寿命预测问题上有良好的表现, 对于硅太阳能电池预测准确度达到 98.92%, 对于砷化镓电池预测准确度达到 92.86%, 由于砷化镓电池吸收光谱在本质上的不同等因素, 本方法在砷化镓电池上的准确度略逊于硅电池。文献[4-5]等提出的方法预测对象过于单一, 局限性较大, 方法泛化能力差, 导致最终准确度不高, 本文解决了以上问题, 提出了一种切实可行的太阳能电池寿命预测新方法。

参考文献:

- [1] YE Z S,XIE M. Stochastic modelling and analysis of degradation for highly reliable products[J]. Applied Stochastic Models in Business & Industry, 2015,31(1):16-32.
- [2] BRANDHORST H W,RODIEK J A. Space solar array reliability:a study and recommendations[J]. Acta Astronautica, 2008, 63(11):1233-1238.
- [3] 盛志冬. 卫星太阳能电池阵的效能及可靠性分析与评估[D]. 合肥:中国科学技术大学, 2017. (SHENG Zhidong. Reliability analysis for satellite solar panel[D]. Hefei,Anhui,China:University of Science and Technology of China, 2017.)
- [4] 杨林华,范宁. 太阳能电池紫外加速寿命试验技术研究[J]. 光学技术, 2007(1):89-91,94. (YANG Linhua,FAN Ning. Technical study of the ultraviolet acceleration lifetime test for solar batteries[J]. Optical Technique, 2007(1):89-91,94.)
- [5] 简献忠,武涛,郭强,等. AGA 在太阳能电池阵寿命预测中的应用[J]. 测控技术, 2019,38(2):46-49,55. (JIAN Xianzhong, WU Tao,GUO Qiang,et al. Application of Adaptive Genetic Algorithm in life prediction of solar cell[J]. Measurement & Control Technology, 2019,38(2):46-49,55.)
- [6] 王凌辉,王迎新,赵自然. 太赫兹时域光谱分析中的回波滤除方法[J]. 红外与毫米波学报, 2013,32(3):265-269,276. (WANG Linghui,WANG Yingxin,ZHAO Ziran. The removal of echo signals in terahertz time-domain spectroscopy[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2013,32(3):265-269,276.
- [7] 陈立群,高飞,龚小竞,等. 一种利用透射式太赫兹时域光谱技术精确提取样品折射率的方法[J]. 红外与毫米波学报, 2013,32(2):160-164. (CHEN Liqun,GAO Fei,GONG Xiaojing,et al. Extraction of refractive indices of materials through transmission terahertz time-domain spectroscopy[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2013,32(2):160-164.)
- [8] 高意义,张磊,王智鹏. 基于 PSO-SVR 的多因素瓦斯浓度预测[J]. 科学技术创新, 2019(19):20-21. (GAO Yiyi,ZHANG Lei,WANG Zhipeng. Multi-factor gas concentration prediction based on PSO-SVR[J]. Scientific and Technological Innovation, 2019(19):20-21.)
- [9] SAKTHIDASAN S K,VASUDEVAN N,KUMARA G D P,et al. Efficient image de-noising technique based on modified cuckoo search algorithm[J]. Journal of Medical Systems, 2019,43(10):1-20.