

doi: 10.3788/gzxb20164504.0423006

# 基于果蝇算法优化径向基神经网络模型的 白光发光二极管可靠性

黄伟明<sup>1</sup>, 文尚胜<sup>1</sup>, 傅轶<sup>2</sup>

(1 华南理工大学 发光材料与器件国家重点实验室, 广州 510640)

(2 广东银禧科技股份有限公司, 广州 东莞 523000)

**摘 要:**根据白光发光二极管失效物理机制选取理想因子、结温、色坐标漂移量等参数作为输入量,利用果蝇算法自学习优化标准径向基神经网络基函数宽度,提高输出精度.研究表明,径向基神经网络模型可以成功预测白光发光二极管可靠性衰变趋势,具有较高的稳定性和鲁棒性;利用果蝇算法优化后,预测平均误差成功减少为 3.1%,对未来建立以神经网络为基础的发光二极管可靠性预测模型库提供有益帮助.

**关键词:**可靠性分析;白光发光二极管;径向基神经网络;FOA 算法

中图分类号: TN312+.8

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2016)04-0423006-5

## Study on the Reliability of White LED Using RBF Neural Network Optimization by FOA Algorithm

HUANG Wei-ming<sup>1</sup>, WEN Shang-sheng<sup>1</sup>, FU Yi<sup>2</sup>

(1 State Key Laboratory of Luminescent Materials and Devices, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

(2 Guangdong Silver Age Sci & Tech Co., Ltd, Dongguan, Guangdong 523000, China)

**Abstract:** Fruit fly Optimization Algorithm (FOA) and Radial-based Function (RBF) neural network model was proposed for evaluating the reliability of white Light Emitting Diode (LED) chip. The failure factors of white LED such as junction temperature, color coordinate shift were selected to the neural network input. Using fruit fly algorithm to optimization RBF neural network in order to improve the precision of the output. Studies have shown that RBF neural network is successfully predicted the LED reliability decay trend, with high stability and robustness, using fruit fly algorithm to predict average error successfully reduced to 3.1%, benefit to set up reliability prediction model in the future.

**Key words:** Reliability analysis; White LED; RBF neural network; FOA algorithm

**OCIS Codes:** 230.3670; 220.4840; 280.6780

## 0 引言

发光二极管 (Light Emitting Diode, LED) 作为国家大力支持的节能环保光源具有发光效率高、驱动电压低等优势,可以较好地解决配光、散热问题.目前,制约 LED 灯具推广的主要因素是成本及可靠性问题.顶级国外制造商生产的白光 LED 芯片标称寿命可达 5 万小时,但有效数字仅为 1 位,精确度很低,且距离 10

万小时的理论寿命相距甚远.主流检测机构基于美标 LM-80 测试 LED 芯片寿命,耗时长、成本高,不利于 LED 可靠性的检测乃至品质提升.LED 可靠性分析加速应力测试主要利用逆幂定律、Arrhenius 模型、Paris-Erdogan 等<sup>[1]</sup>经验模型推导.近年来,Rumyantsev 等推导了低频光子噪声与 LED 寿命之间的关系<sup>[2-3]</sup>,钱敏华等利用结温与寿命、光通量与输入电功率等关系推导寿命预测公式<sup>[4]</sup>.郭伟玲等提出了一种基于伪失效

基金项目:广东省战略性新兴产业专项(Nos. 2011A081301017, 2012A08034012, 2012A080304001)资助

第一作者:黄伟明(1990-),男,硕士研究生,主要研究方向为半导体光电器件. Email: hwmscut@163.com

导师(通讯作者):文尚胜(1964-),男,教授,博士,主要研究方向为半导体器件物理. Email: shshwen@scut.edu.cn

收稿日期: 2015-09-05; 录用日期: 2015-10-26

寿命的 LED 可靠性快速评价方法<sup>[5]</sup>,丰富了 LED 可靠性评价的途径.

径向基神经网络模型 (Radial-based Function, RBF)属于多层前馈人工神经网络,其优势在于可以将非线性可分的多参数数据转换至高维空间实现逼近,且运算速度快、精度高<sup>[6]</sup>,在太阳辐射预测模型<sup>[7]</sup>、应急供应需求量时间预测<sup>[8]</sup>、淫羊藿苷红外光谱指纹特征识别<sup>[9]</sup>等光电、管理和材料领域有着广泛的应用.果蝇算法 (Fruit Fly Optimization Algorithm, FOA) 是 2011 年台湾科学家基于粒子群算法的演化而提出的,它模仿果蝇觅食行为对数据进行全局优化,在气化工工艺操作<sup>[10]</sup>、财务危机模型<sup>[11]</sup>、供应链网络配置<sup>[12]</sup>等工程和管理方面有着广泛的应用.它利用果蝇的嗅觉找出果蝇群体中处于味道浓度最大处的个体,保留其坐标后利用果蝇的视觉使其余个体向其飞去,数次迭代后即可找到最优解.本文利用 FOA 优化 RBF,以果蝇算法中的味道判定函数来确定 RBF 神经网络最优的基函数宽度,充分利用果蝇优化算法收敛速度快及径向基神经网络调整参数少的优点,实测相关数据,建立可靠性预测模型并分析讨论.

## 1 理论部分

### 1.1 RBF 神经网络结构

高斯函数具有径向对称、形式简单且光滑性好等优点,可作为径向基函数,其表达式为

$$\varphi_i(\mathbf{x}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}-c_i\|^2}{\sigma_i^2}\right) \quad (i=1,2,\dots,L) \quad (1)$$

式中,  $\mathbf{x}$  为多维输入向量,  $\sigma_i$  表示径向基函数感知变量,决定基函数宽度,  $\|\mathbf{x}-c_i\|$  为欧几里得范数,表示  $\mathbf{x}$  与径向基函数中心点  $c_i$  之间的距离,  $L$  为径向基神经元个数,传递函数最大输出为 1.

RBF 神经网络包括标准 RBF 神经网络、广义回归 RBF 神经网络 (Generalized Regression Neural network, GRNN) 和概率神经网络.无论何种径向基神经网络,其拓扑结构通常为三层,即输入层、隐含层和输出层,如图 1.

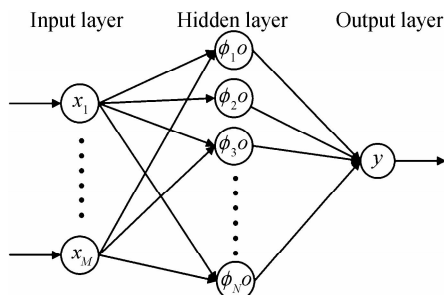


图 1 RBF 神经网络结构

Fig. 1 The structure of the RBF neural network

输入层为可靠性影响因素矩阵,共  $M$  组,隐含层

神经元数为  $L$  个,输出量为  $N$  个.对于一个多维输入向量  $\mathbf{x}=[x_1, x_2, \dots, x_M]$ ,隐含层实现  $\mathbf{x}$  到  $\Phi(\mathbf{x})$  的非线性映射,输出层则为  $\Phi(\mathbf{x})$  到  $y(\mathbf{x})$  的线性映射,神经元输出为

$$y_k(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^L \omega_{ik} \varphi_i(\mathbf{x}) \quad (1 \leq i \leq L, 1 \leq k \leq N) \quad (2)$$

式中,  $\omega_{ik}$  为隐含层至输出层连接权值,本文选择 LED 寿命作为可靠性评价参数,输出层神经元结点数取 1.

### 1.2 RBF 神经网络输入层设计

RBF 神经网络输入层设计应充分考虑 LED 失效物理机制,从而选取影响 LED 可靠性的相关参数.本文重点考虑芯片级与封装级 LED 芯片失效机理,包括外延生长缺陷、荧光粉退化、封装材料老化、环境状况引发化学腐蚀等.LED 老化及失效的物理机制将反映到光、电、热参数上.以实测相关参数作为输入量设计 RBF 神经网络,建立 LED 的可靠性评价模型.其中,电参数选用理想因子  $m$ ,表征 LED 芯片中隧穿电流和内量子效率的大小,可以评价芯片外延生长质量及封装串联电阻大小.热学参数选用结温  $T_j$ ,与 LED 寿命关系密切<sup>[13]</sup>,光通量衰减与结温关系为<sup>[14-15]</sup>

$$F_v(t_{j2}) = F_v(t_{j1}) e^{-K(t_{j2}-t_{j1})} \quad (3)$$

式中,  $F_v(t_{j1})$  是结温为  $t_{j1}$  时的光通量,  $F_v(t_{j2})$  是结温为  $t_{j2}$  时的光通量,  $K$  为温度系数.光学参数以色漂移量,显色指数变化作为参考,LED 芯片老化过程中禁带宽度变化及封装材料黄化均会对其产生影响.

### 1.3 果蝇优化算法

图 2 是果蝇群体迭代搜寻最佳位置示意图<sup>[16]</sup>.

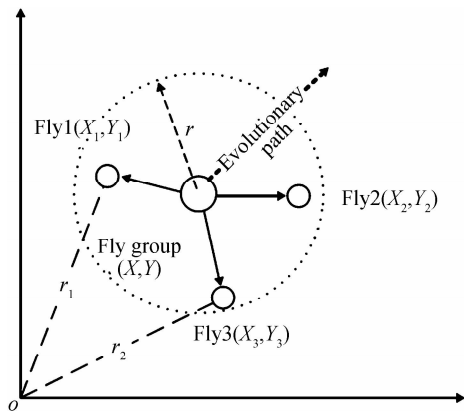


图 2 果蝇群体迭代搜寻示意图

Fig. 2 The iterative group search for food

如图 2 所示,果蝇算法遵从两个步骤:

- 1) 初始化参数.包括果蝇种群规模、最大迭代次数、初始果蝇位置等;
- 2) 定义种群评价.给定果蝇随机飞行距离和方向,计算果蝇到坐标系原点距离,即

$$r_i = \sqrt{x_i^2 + y_i^2} \quad (4)$$

$r_i$  的倒数可作为气味浓度判定值,即

$$S_i = 1/r_i \quad (5)$$

将式(4)代入式(5)可求得果蝇个体位置的气味浓度,得到当前气味浓度最大的果蝇位置,即最优位置。

3) 迭代操作,使其他果蝇通过视觉飞近气味浓度最大果蝇处,重复步骤 2) 进行种群评价,直至当前最优位置气味浓度低于上一次最优位置。

## 2 实验部分

采用 FOA 算法优化 RBF 神经网络中的 Spread 值,即基函数宽度。RBF 神经网络建模时,应保证 Spread 值合适,且小于输入向量之间的典型距离,使径

向基神经元能够对输入向量覆盖的区间均有所响应。Spread 值越大,函数拟合越平滑,但是逼近误差会变大,需要的隐藏神经元也越多,计算量也越大。Spread 值越小,函数的逼近会越精确,但是逼近过程不平滑,网络的性能差,会出现过适应现象。构建 RBF 神经网络时,通常应根据输入样本数量及相关程度试验确定最佳 Spread 值,以求达到最佳神经网络结构。本文提出的 FOA-RBF 神经网络构建流程如图 3, RBF 神经网络的 Spread 参数由果蝇算法动态调整至最佳,即模型拟合效果最好。

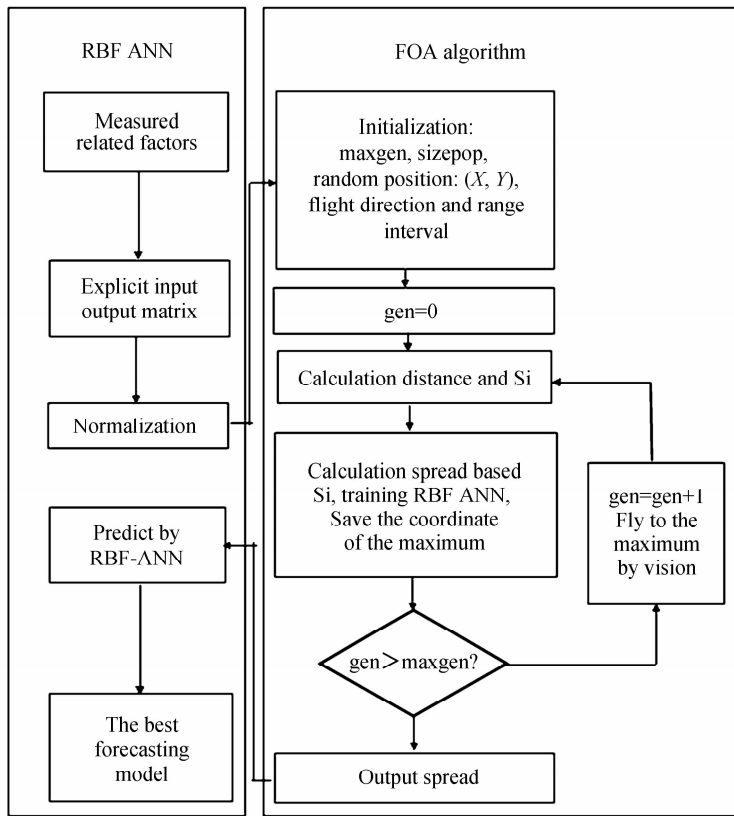


图 3 FOA-RBF 预测模型程序结构

Fig. 3 Diagram of the procedure structure of the FOA-RBF forecasting model

输入层参数采用西门子、光宏等厂家的 1W 白光 LED 芯片作为样本进行测试,用铝基板及散热翅片对芯片封装保证其散热良好。期望寿命由美标 LM-80 方法测试得出,即在无应力条件下点亮,每隔 100 h 测量光通量衰减并进行高斯拟合,以 T70 作为失效标准。测量光、电、热输入量时先用 KEITHLEY2400 精密源表测试伏安曲线,截取工作电流附件的数据求出理想因子值。利用热成像仪和积分球分别测试 LED 热参数及光色参数变化量。测试完成后为了防止一些低数值的特征被忽略,必须对其进行归一化,本文采用最大最小法,其实现方式如式 7 所示,  $x_k$  为样本值,  $x$  为归一化后输出值。

$$x = \frac{x_k - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (6)$$

实验中设果蝇算法初始化最大迭代次数为 20 次,由图 4 可以看出,以均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)为评价参数,果蝇群体从第 9 代开始收敛, RMSE 值为 0.0475。图 5 是果蝇群体参数寻优飞行过程,用 Spread 参数优化果蝇群体的飞行路径,果蝇群体迭代飞行路线为右上方至左下方。从图 5 可以发现,果蝇种群飞行路线基本呈直线,偏移扰动较少,总体平稳向前。这说明设计的果蝇算法能够最为快速地寻找到气味浓度最高点位置,继而最佳确定 Spread 值。从图 5 找到第九代果蝇位置为 (49.738 1, 49.603 7), 即

果蝇算法得到的气味浓度最大值处,其基函数宽度最优值为 0.014.

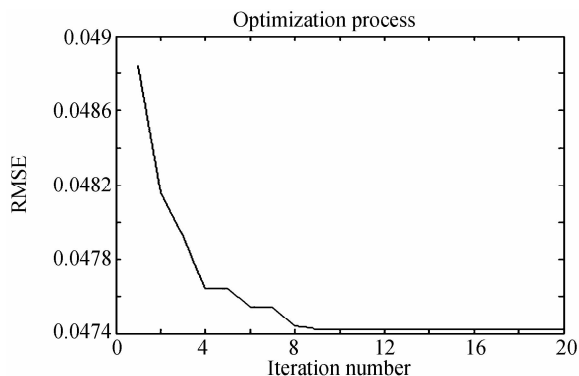


图 4 扩展速度寻优过程

Fig. 4 Optimization process of spread

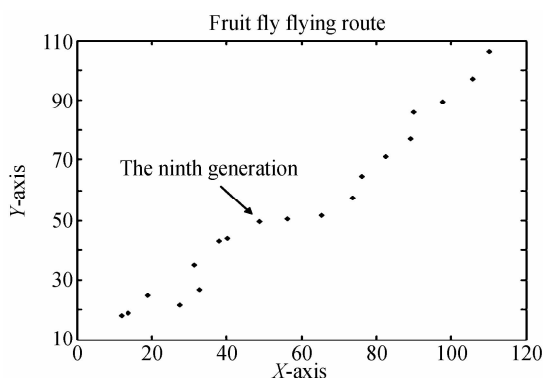


图 5 果蝇群体参数寻优飞行过程

Fig. 5 The fruit fly swarm flying route for parameter optimization

应用最佳 spread 参数进行 RBF 神经网络建模,完成 FOA-RBF 设计,模型训练后对各输入样本进行可靠性预测,预测结果如表 1.

表 1 FOA-RBF 模型预测结果

Table. 1 The results of FOA-RBF model

Sample number	T70/h	FOA-RBF/h	Error/%	Sample number	T70/h	FOA-RBF/h	Error/%
1	15 160	15 225	0.43	11	9 126	8 969	-1.73
2	14 382	13 858	-3.65	12	8 846	9 007	1.82
3	11 782	12 559	6.59	13	8 753	8 638	-1.32
4	11 331	11 250	-0.71	14	8 484	8 503	0.23
5	11 052	10 809	-2.19	15	8 355	8 320	-0.42
6	10 468	10 469	0.01	16	7 719	7 756	0.47
7	10 419	10 392	-0.26	17	7 436	7 101	-4.51
8	10 086	10 045	-0.41	18	7 190	7 492	4.20
9	9 975	9 987	0.12	19	5 891	5 993	1.72
10	9 354	9 466	1.20	20	5 115	5 086	-0.56

为了证明 FOA-RBF 神经网络的预测优越性,采用广义神经网络和标准化 RBF 神经网络对相同的 20 组数据建模,设置误差精度为  $10^{-4}$ ,由图 6 可知,经过 18 次迭代可以达到精度要求.图 7 为三种径向基神经网络的拟合效果如,证明了归一化后数据的可靠性.

由图 7 可知,广义回归神经网络模型拟合效果很差,因其网络自适应能力需要建立在大数据样本之上,20 组数据相对较少,只能给出大致的变化趋势,即能

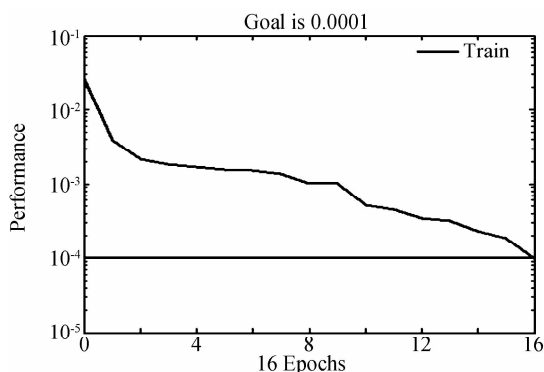


图 6 FOA-RBF 训练曲线

Fig. 6 FOA-RBF performance curve

看出 20 组样本可靠性逐渐降低,未经 FOA 算法优化后的 RBF 神经网络模型能够较为准确地预测 LED 寿命,但对于可靠性较高的 LED 芯片寿命预测上,精度较差.对于 FOA-RBF 神经网络而言,模型计算精度远高于其他两种神经网络.三种模型的平均绝对百分比误差和最大误差比较如表 2.

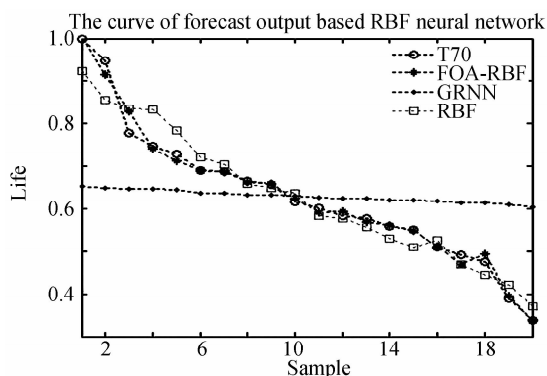


图 7 不同径向基神经网络预测结果

Fig. 7 The curve of forecast output based RBF neural network

表2 三种 RBF 神经网络模型预测误差

Table 2 The error of RBF, GRNN and FOA-RBF model

Model	Number of hidden layer	Mean error/h	RMSE /h	Max error	
				Value/h	Percentage/%
RBF	16	824	974	1746	10.11
GRNN	18	2 951	4 127	12 010	79.22
FOA-RBF	20	247	371	777	6.59

由表2可以看出,以平均误差、均方误差和最大误差为判定参数,FOA-RBF网络预测精度表现得最好,最大误差仅为777h,误差率为6.59%,现阶段量产LED芯片寿命可达万小时级别,寿命预测精度达到百小时级别已能够满足可靠性检测需求.与其他两种径向神经网络相比,预测能力更佳.

## 4 结论

通过对LED芯片物理失效机制进行分析,选取理想因子、结温、色坐标变化量等光、电、热相关参数作为RBF神经网络输入量,以光通量衰减表征的LED芯片寿命作为RBF神经网络输出量,建立模型并进行寿命预测,与美标LM-80检测得出的LED芯片期望寿命对比,证明该神经网络能够成功预测白光LED可靠性.

采用果蝇算法优化RBF神经网络,以气味浓度最大值推导RBF神经网络最佳扩展速度值,提高了RBF神经网络预测精度.FOA-RBF神经网络输入量能够在百小时内快速获取,实测最大误差小于7%,为半导体光电器件可靠性的快速测评提供了一种新思路.

### 参考文献

- [1] MCPHERSON J W. Reliability physics and engineering: Time-to-failure Modeling[M]. Beijing, 2013.
- [2] RUMYANTSEVA S L, SHUR M S. Low frequency noise and long-term stability of noncoherent light sources[J]. *Journal of Applied Physics*, 2004, **96**(2): 966-969.
- [3] RUMYANTSEV S L, WETZEL C, SHUR M S. Wavelength-resolved low-frequency noise of GaInN/GaN green light emitting diodes[J]. *Journal of Applied Physics*, 2006, **100**(8): 084506.
- [4] QIAN Min-hua, LIN Yan-dan, SUN Yao-jie. Life prediction model for LEDs based on the photo-electro-thermal-life theory[J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, **32**(8): 823001-823006.  
钱敏华,林燕丹,孙耀杰.基于光-电-热-寿命理论的LED寿命预测模型[J]. *光学学报*, 2012, **32**(8): 823001-823006.
- [5] GUO Wei-ling, FAN Xing, CUI De-sheng. Rapid reliability

evaluation method of LED based on pseudo-failure lifetime[J]. *Chinese Journal of Luminescence*, 2013, **34**(2): 213-217.

郭伟玲,樊星,崔德胜.一种基于伪失效寿命的LED可靠性快速评价方法[J]. *发光学报*, 2013, **34**(2): 213-217.

- [6] 韩力群.神经网络理论、设计及应用[M].化学工业出版社,2011.
- [7] JIANG H, DONG Y, WANG J Z, et al. Intelligent optimization models based on hard-ridge penalty and RBF for forecasting global solar radiation [J]. *Energy Conversion and Management*, 2015, **95**: 42-58.
- [8] MOHAMMADI R, FATEMI M T. A new hybrid evolutionary based RBF networks method for forecasting time series: A case study of forecasting emergency supply demand time series[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2014, **36**: 204-214.
- [9] ZHANG Xiao-ming, ZHOU Qun, GUO Bao-lin, et al. Identifying the characteristics of FTIR spectra of herba epimedii icariin via wavelet analysis and RBF neural network [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2009, **29**(07): 1830-1834.  
张晓明,周群,郭宝林,等.运用RBF径向神经网络识别基于小波变换的淫羊藿苷红外光谱指纹特征[J]. *光谱学与光谱分析*, 2009, **29**(07): 1830-1834.
- [10] NIU J W, ZHONG W M, LIANG Y, et al. Fruit fly optimization algorithm based on differential evolution and its application on gasification process operation optimization[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2015, **88**: 253-263.
- [11] PAN W T. A new fruit fly optimization algorithm: taking the financial distress model as an example[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2012, **26**: 69-74.
- [12] SEYED M M, NAJMEH A, SEYED T, et al. Ardeshir bahreinnejad, optimizing a location allocation-inventory problem in a two-echelon supply chain network: A modified fruit fly optimization algorithm[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2015, **87**: 543-560.
- [13] LIU Li-ming, ZHENG Xiao-dong. Measurements of LEDs spectral characteristics and junction temperature [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, **38**(05): 1069-1073.  
刘立明,郑晓东. LED结温与光谱特性关系的测量[J]. *光子学报*, 2009, **38**(05): 1069-1073.
- [14] KANG J M, KIM J W, CHOI J H, et al. Life-time estimation of high-power blue light-emitting diode chips [J]. *Microelectronics Reliability*, 2009, **49**(9-11): 1231-1235.
- [15] CHEN Z Z, LIU P, QI S L, et al. Junction temperature and reliability of high-power flip-chip light emitting diodes[J]. *Materials Science in Semiconductor Processing*, 2007, **10**(4-5): 206-210.
- [16] YUAN X F, LIU Y M, XIANG Y Z, et al. Parameter identification of BIPT system using chaotic-enhanced fruit fly optimization algorithm [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2015, **268**: 1267-1281.