

基于局部优化 SFLA 的 VCSEL 模型参数识别

施立恒^{1,2}, 余正风^{1,2}, 郭亚杰^{1,2}, 郭冬梅^{1,2}, 曹华琦³

(1.南京师范大学物理科学与技术学院,江苏 南京 210023)

(2.南京师范大学江苏省光电技术重点实验室,江苏 南京 210023)

(3.南京师范大学商学院,江苏 南京 210023)

[摘要] 垂直腔面发射激光器(VCSEL)是光纤通信系统的重要光源,精确的参数是光纤通信仿真分析取得正确结果的必要因素.通过实验测得激光器 $L-I-V$ 关系和小信号响应,引入混合蛙跳算法(SFLA)来实现参数搜索.针对经典 SFLA 收敛速度慢、子群易陷入局部最优的缺点,引入 NM 单一形状搜索法改进局部搜索方案.实验结果表明,局部优化 SFLA 在本工作中收敛速度更快、适应度更优,可准确实现对 VCSEL 实际参数的识别.

[关键词] 垂直腔面发射激光器,混合蛙跳算法,参数识别

[中图分类号] TP248.4 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2018)04-0059-06

Parameter Identification of VCSEL Model Based on Local Optimized SFLA

Shi Liheng^{1,2}, Yu Zhengfeng^{1,2}, Guo Yajie^{1,2}, Guo Dongmei^{1,2}, Cao Huaqi³

(1.School of Physics and Technology, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

(2.Jiangsu Key Laboratory on Opto-Electronic Technology, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

(3.Business School, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

Abstract: Vertical cavity surface emitting laser(VCSEL) is an important source of optical fiber communication system. The accurate parameters are the key factors to achieve the correct results of optical fiber communication simulation analysis. Based on the experimental results of the relationship between Light-Current-Voltage ($L-I-V$) characteristics and the small signal response of the laser, we introduce a shuffled frog leaping algorithm(SFLA) to realize the parameter search. In view of the shortcomings of the slow convergence rate of classical SFLA and easiness to fall into local optimal subgroups, the NM single shape search method is introduced to improve the local search scheme. The experimental results show that the local optimization SFLA has faster convergence speed and better adaptability, and that it can accurately identify the actual parameters of VCSEL.

Key words: VCSEL, SFLA, parameter identification

随着互联网技术的发展,光信号由于其传输速率远高于电信号的特点,更适合于未来高速率的传输网络.垂直腔面发射激光器(VCSEL)因为具有圆形输出光斑、发散角小、低阈值电流、高传输速率、高功率转换效率、低电功率损耗、高工作温度、高可靠性和低成本^[1]等优点,已成为国际上公认的在光纤通信领域最具潜力的低成本激光光源之一^[2].得益于半导体制作工艺的日益成熟,目前一些低波长 VCSEL 器件已经实现量产并成为光通信和光互联系统中的关键器件.

在设计光纤通信传输系统时,通常需根据数值模拟结果分析系统的设计指标,以便快速得到适合的解决方案.因此,建立较为精确的 VCSEL 带宽模型是在设计系统过程中取得正确结果的关键因素之一.基于热速率方程组的输出光功率-输入电流($L-I$)关系模型^[3]和带宽模型(小信号响应模型)^[4]已得到大量实验的验证,但目前国内鲜有对激光器参数识别方面的报道.混合蛙跳算法(SFLA)是一种结合了基于遗传基因的模因演算算法和基于群体觅食行为的粒子群优化算法的亚启发式协同搜索群智能算法^[5],具有概念简单、参数少、计算速度快、全局寻优能力强、易于实现等特点^[6],在参数识别和网络优化等领域得到

收稿日期:2018-03-30.

基金项目:江苏省高等学校自然科学研究重大项目(17KJA510002).

通讯联系人:郭冬梅,博士,副教授,研究方向:激光精密测量,信号处理. E-mail: guodongmei@njjnu.edu.cn

广泛应用. 然而, 传统 SFLA 的局部搜索区域受搜索规则限制, 导致搜索速度的降低和早熟收敛的出现. 对此, 通过在局部搜索策略中引入 NM 单一形状搜索法, 可优化算法的搜索区域和收敛速度. 本文针对基于热速率方程组的 VCSEL 的带宽模型和小信号模型受多个参数共同影响的特点, 运用具有局部优化的混合蛙跳算法在已有实验数据($L-I$ 曲线和带宽曲线)的基础上给出模型的参数估计. 本文提供了一种快速易行的识别 VCSEL 参数的方法, 在光纤通信系统设计、工业激光器生产检测等工作中具有参考作用.

1 VCSEL 的带宽模型

为保证通信系统接收端能够稳定检测来自 VCSEL 的信号, 首先要确定 VCSEL 的 $L-I$ 模型以选择合适的静态工作点, 该模型的参数也同时影响到带宽模型的结果. 一般地, 为了描述设备中的热物理现象, 热阈值电流被分解为一个恒定值加上经验热偏移电流. 同时考虑到激光器温度受外界环境温度和器件产生的瞬时功率影响, 工作在直流稳态条件下 VCSEL 的 $L-I$ 经验模型可表示为^[3]:

$$P_0 = \eta(I - I_{th0} - I_{off}(T)), \quad (1)$$

$$T = T_0 + (IV - P_0)R_{th}. \quad (2)$$

式中, P_0 为激光器输出的光功率; $\eta(T)$ 为注入效率; I 为注入到激光器的外部驱动电流; I_{th0} 为阈值电流常数; $I_{off}(T)$ 为经验热偏置电流; T 为器件温度; T_0 为环境温度; V 为输入电压; R_{th} 为 VCSEL 热阻抗. 对于式 (1), 为便于求解, 将经验偏置电流 $I_{off}(T)$ 表示为 4 阶泰勒展开的形式, 即:

$$I_{off}(T) = \sum_{n=0}^4 a_n T^n. \quad (3)$$

将偏置电流和注入激光器的外部驱动电流代入激光器速率方程, 可得^[4]:

$$\frac{dN}{dt} = \frac{\eta_i(I - I_{th0} - I_{off}(T))}{q} - \frac{N}{\tau_n} - \frac{G_0(N - N_0)S}{1 + \varepsilon S}, \quad (4)$$

$$\frac{dS}{dt} = -\frac{S}{\tau_p} + \frac{\beta N}{\tau_n} + \frac{G_0(N - N_0)S}{1 + \varepsilon S}. \quad (5)$$

式中, N 为载流子数; S 为光子数; N_0 为透明载流子数; G_0 为增益系数, η_i 为注入效率; τ_n 为载流子复合寿命; τ_p 为光子寿命; ε 为增益压缩因子; β 为受激辐射耦合系数.

VCSEL 输出的光功率与光子数成正比, 假定比例因子为 k , 则可得到与光子数相关联的光功率 P_0 :

$$P_0 = kS. \quad (6)$$

加载上小信号后, 速率方程中的电流、载流子数、光子数可以表示为稳态下的值与小信号下引入信号变化的值之和:

$$\begin{cases} I(t) = I_s + i(f) e^{j2\pi ft}, \\ N(t) = N_s + n(f) e^{j2\pi ft}, \\ S(t) = S_s + s(f) e^{j2\pi ft}. \end{cases} \quad (7)$$

式中, $i(f)$ 、 $n(f)$ 、 $s(f)$ 分别为由小信号引入的电流、载流子数和光子数与频率 f 相关的函数. 当外部驱动电流保持恒定, 载流子数 N 与光子数 S 将在一段时间的瞬态后达到稳定状态, 此时 N 和 S 对时间求导为 0, 解得:

$$N_s = \frac{P_0/(k\tau_p) + G_0 N_0 P_0 / (k + \varepsilon P_0)}{\beta/\tau_n + G_0 P_0 / (k + \varepsilon P_0)}, \quad (8)$$

式中, P_0 为通过仪器测量得到的激光器实测出光功率; k 、 τ_p 、 τ_n 、 G_0 、 N_0 、 ε 、 β 为参数. 根据实测光功率和参数值, 从式 (8) 可计算出激光器中载流子浓度 N_s .

将式 (8) 代入式 (4), 求出的电流 I 即为根据速率方程从理论上所计算出的激光器发光的驱动电流 I_{cur} :

$$I_{cur} = \frac{q}{\eta_i} \left(\frac{N_s}{\tau_n} + \frac{G_0(N_s - N_0)P_0}{k + \varepsilon P_0} \right) + I_{th0} + I_{off}(T). \quad (9)$$

式中, q 为电子常量.

由于 $\varepsilon S_s \ll 1$, 还可得激光器稳态工作时的光子数为:

$$S_s = \frac{\eta_i(I - I_{th0} - I_{off}(T))/q - N_s/\tau_n}{G_0(N_s - N_0)}. \quad (10)$$

根据理论计算的光子数 S_s 可计算出理论上的出光功率 P_s :

$$P_s = kS_s. \quad (11)$$

联立式(4)、(5)和(7)并将 N_s 和 S_s 代入,忽略 $\varepsilon s(f)$ 和 高频信号,可得:

$$(j2\pi f)n(f) = \frac{\eta_i i(f)}{q} - \frac{n(f)}{\tau_n} - \frac{G_0 S_s n(f)}{1 + \varepsilon S_s} - \frac{G_0(N_s - N_0)s(f)}{1 + \varepsilon S_s}, \quad (12)$$

$$(j2\pi f)s(f) = -\frac{s(f)}{\tau_p} + \frac{\beta n(f)}{\tau_n} + \frac{G_0(N_s - N_0)s(f)}{1 + \varepsilon S_s} + \frac{G_0 S_s n(f)}{1 + \varepsilon S_s}. \quad (13)$$

由式(12)和(13)可得系统的小信号响应 $H(f)$, 将响应函数归一化后可表示为:

$$H(f) = \frac{Z}{(j2\pi f)^2 + (j2\pi f)Y + Z}, \quad (14)$$

式中,

$$Y = \frac{1}{\tau_p} + \frac{1}{\tau_n} + \frac{G_0 P_s}{k + \varepsilon P_s} - \frac{G_0(N_s - N_0)}{(1 + \varepsilon P_s/k)^2}, \quad (15)$$

$$Z = \frac{1}{\tau_p \tau_n} + \frac{G_0 P_s}{\tau_p(k + \varepsilon P_s)} - \frac{(1 - \beta)G_0(N_s - N_0)}{\tau_n(1 + \varepsilon P_s/k)^2}. \quad (16)$$

式(14)即为 VCSEL 的带宽相应模型,在直流稳态条件已知的情况下,模型的全部参数为 $\theta(k, \tau_p, \tau_n, G_0, N_0, \varepsilon, \beta, \eta_i)$.

2 混合蛙跳算法求解模型参数

在 SFLA 中,有许多形式相同但适应性不同的青蛙,每只青蛙代表参数识别问题的一个解. 青蛙的整个种群按照适应度分为许多子群,每个子群代表一种模因. 子群中的青蛙根据具体策略对解空间进行局部探索,这些策略会使得子群内个体间的模因转移. 为评价青蛙个体的适应度,首先要建立目标函数.

式(9)和(11)分别给出了激光器出光功率和驱动电流的理论值,将理论值与实测值相减可得两个误差约束关系. 而式(14)给出了 VCSEL 幅频响应的理论曲线,可通过对实验数据拟合确定实测的参数 Y 和 Z 的值(Y_0, Z_0),实测数据与理论值相减又可得到两个小信号激励下的误差约束. 因此,选取目标函数如下:

$$F = \frac{1}{\sqrt{\sum_{i=1}^4 \delta_i^2 + 1}}, \quad (17)$$

式中,

$$\begin{cases} \delta_1 = \frac{I_{cur} - I}{I}, \\ \delta_2 = \frac{P_{od} - P_0}{P_0}, \\ \delta_3 = \frac{Y - Y_0}{Y_0}, \\ \delta_4 = \frac{Z - Z_0}{Z_0}. \end{cases} \quad (18)$$

系统参数识别的目的就是使 f 达到最大,此时对应的 $\hat{\theta}$ 即为最理想输出. 实验中,可通过仪器直接测得器件的 $P-I-V$ 曲线以及环境温度 T ,从而用最小二乘法拟合出 VCSEL 稳态工作点的特征参数. 计算中,从参数到目标函数的迭代次序为: $(T_a, I) \rightarrow (P_0, I_{th}) \rightarrow N_s \rightarrow (S_s, I_{cur}) \rightarrow P_s \rightarrow (Y, Z) \rightarrow F$.

SFLA 的搜索策略为^[7]:首先生成一只特性为典型值的青蛙,并在其附近给定范围内随机生成数目为 $N-1$ 的青蛙种. 将这些青蛙按适应度降序进行评估和排序,并如图 1 所示分配到 L 个子群中,每个子群含青蛙 M 只.

每个子群中,将适应性最好的青蛙记为 p_b , 适应度最差的记为 p_w ; 记全局适应性最好的青蛙为 p_g . 每一次迭代的目的是调整最差青蛙 p_w 的位置,其规则为:

$$\text{Dis}(t+1) = \text{rand}() \times (p_b - p_w), \quad (19)$$

$$p_w(t+1) = p_w(t) + \text{Dis}(t+1) \quad (-\text{Dis}M \leq \text{Dis} \leq \text{Dis}M). \quad (20)$$

式中, t 为局部迭代次数; $\text{rand}()$ 是 0 到 1 之间的一个随机数; Dis 为 p_w 本次跳跃的步长; $\text{Dis}M$ 为每次跳跃步长的上限.

p_w 移动后,若 $p_w(t+1)$ 个体的适应性大于 $p_w(t)$, 则用 $p_w(t+1)$ 取代 $p_w(t)$, 否则就临时将 p_g 视作 p_b 并重新执行式(19)和(20), 若仍未改进, 则产生一个新的随机青蛙取代最差个体 p_w . 在最大的迭代次数内, 上述步骤连续执行, 直至完成 SFLA 的一次局部搜索.

经过最大迭代次数的局部搜索, 将全部青蛙集合并按目标函数值降序排列, 然后重新划分子群, 这样可使青蛙个体充分交流信息, 然后继续执行局部搜索, 直至满足预设的收敛条件终止搜索.

3 算法的局部优化

为了使个体的先验知识和动作不确定性之间始终保持竞争关系, 避免陷入局部最优解, Huynh^[8] 提出了一种改进的蛙跳规则, 改进的规则描述如下:

$$\text{Dis} = r \cdot c \cdot (X_b - X_w) + W, \quad (21)$$

$$W = [r_1 w_{1, \max}, r_2 w_{2, \max}, \dots, r_S w_{S, \max}]^T, \quad (22)$$

$$X'_w = \begin{cases} X_w + D, & |D| \leq D_{\max}, \\ X_w + \frac{D}{\sqrt{D^T D}} D_{\max}, & |D| \geq D_{\max}. \end{cases} \quad (23)$$

为保证收敛速度, 若改进后的蛙跳规则仍未产生比当前位置好的青蛙, 则引入不需要利用梯度信息的 NM 单一形状搜索法^[9]: 定义形状 S 为含 $N+1$ 个顶点(每个顶点可对应蛙跳算法中的一个青蛙个体)的凸多边形, 对应代表该多边形每个顶点的适应值. 算法的基本流程就是在考虑适应值的局部行为的情况下对多边形进行重新调整. 通过式(24)的方法初始化多边形, 给定 X_0 构造出其他 N 个顶点:

$$X_j = X_0 + h_i u_j, \quad j = 1, 2, \dots, N, \quad (24)$$

式中, u_j 为 n 维空间中的单位方向向量, h_i 为对应方向的向量长度. 则 NM 搜索法可分解为如下 3 个步骤:

(1) 顶点排序: 对多边形的各个顶点按照适应度进行排序, 记当前最优顶点 X_b , 最差点 X_w , 次差点 X_{sw} .

(2) 求质心: 按式(25)计算多边形不包含最优顶点的形状中心:

$$X_{\text{cent}} = \frac{1}{N} \sum_{j=0, j \neq b}^N X_j. \quad (25)$$

(3) 形状变换: 通过反射、膨胀或收缩的方式变换原多边形来改进最差顶点 X_w 的位置. 若此方法无法实现, 则让所有顶点向着最优顶点收缩. 如图 2 所示, 具体变换可以解释为:

① 反射: 通过式(26)构造得到反射的顶点(图 2(a)):

$$X_{\text{ref}} = X_{\text{cent}} + \alpha(X_{\text{cent}} - X_w), \quad \alpha > 0, \quad (26)$$

式中, α 为反射系数, 一般取值为 1. 若 $F(X_b) \geq F(X_{\text{ref}}) \geq F(X_{sw})$, 则用 X_{ref} 替换最差顶点 X_w ; 若 $F(X_b) \leq F(X_{\text{ref}})$ 则进行膨胀操作, 否则进行收缩操作.

② 膨胀: 通过式(27)对多边形进行膨胀操作(图 2(b)):

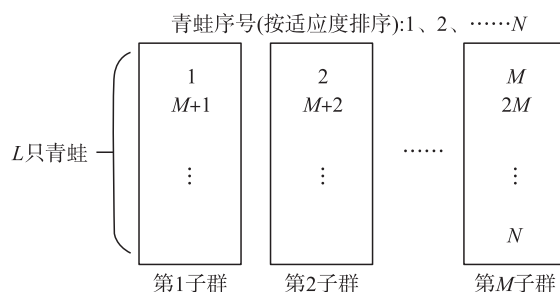


图 1 子群的分配

Fig. 1 The assignment of the sub-group

$$X_{\text{exp}} = X_{\text{cent}} + \gamma(X_{\text{ref}} - X_{\text{cent}}), \quad (27)$$

式中, γ 为膨胀系数, 一般取值为 2. 若 $F(X_{\text{exp}}) \geq F(X_{\text{ref}}) \geq F(X_b)$, 则用 X_{exp} 替换最差顶点 X_w , 进入下一次循环; 否则用 X_{ref} 替换最差顶点 X_w 进入下一次循环.

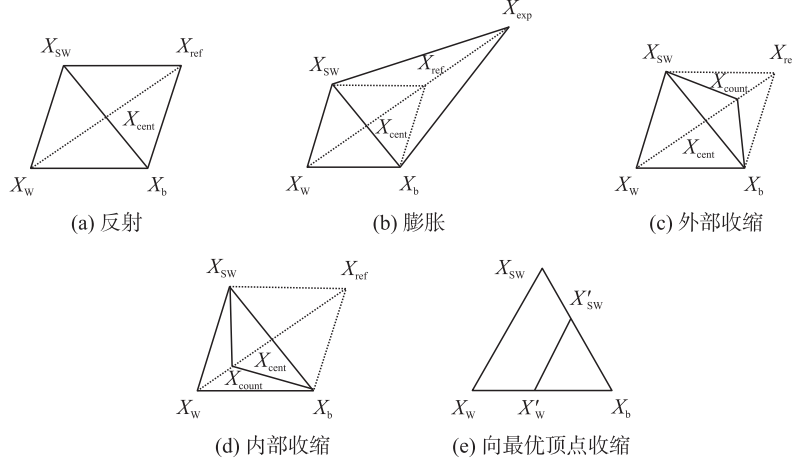


图 2 形状变换示意图

Fig. 2 The sketch map of geometry transformation

③收缩: 收缩情况可分为两种:

(a) 外部收缩: 若 $F(X_{\text{sw}}) \geq F(X_{\text{ref}}) \geq F(X_w)$, 则收缩向量可表示为(图 2(c)):

$$X_{\text{count}} = X_{\text{cent}} + \beta(X_{\text{ref}} - X_{\text{cent}}), \quad (28)$$

式中, β 为收缩系数, 一般取值为 0.5. 若 $F(X_{\text{count}}) \geq F(X_{\text{ref}})$, 则用 X_{count} 替换最差顶点 X_w , 进入下一次循环, 否则让最差顶点向着最优顶点收缩.

(b) 内部收缩: 若 $F(X_w) \leq F(X_{\text{ref}})$, 则收缩向量可表示为(图 2(d)):

$$X_{\text{count}} = X_{\text{cent}} + \beta(X_w - X_{\text{cent}}), \quad (29)$$

式中, β 为收缩系数, 一般取值为 0.5. 若 $F(X_{\text{count}}) \geq F(X_{\text{ref}})$, 则用 X_{count} 替换最差顶点 X_w , 进入下一次循环, 否则让最差顶点向着最优顶点收缩.

④向最优顶点收缩: 将所有顶点按式(30)向着最优顶点收缩(图 2(e)):

$$X_j = X_b + \delta(X_j - X_b), \quad 0 < \delta < 1, \quad (30)$$

式中, δ 为收缩系数, 一般取值为 0.5.

改进后的 NM-SFLA 算法流程如下:

Step 1 群体初始化: 种群数 M , 每组包含青蛙数 L , 组内迭代数 Ne , 全局最大迭代次数 MAXGEN , 最大步长 θ_0 , 子群系数 $i=0$;

Step 2 $i=i+1$, 子群迭代系数 $j=0$;

Step 3 $j=j+1$, p_w 按 Huynh 规则跳跃产生新青蛙 p'_w , 若 p'_w 优于 p_w , 则直接跳至 Step 6;

Step 4 按 NM 搜索规则产生新青蛙 p'_w ;

Step 5 用 p'_w 替换 p_w , 若 $j < Ne$, 返回 Step 3; 若 $j = Ne$ 且 $i < M$, 返回 Step 2;

Step 6 全局信息交换, 若不满足输出条件, 令 $i=0$, 返回 Step 2;

Step 7 输出 p_g , 搜索结束.

4 识别结果

实验测得了环境温度 $T=20^\circ\text{C}$ 时的 $L-I-V$ 关系, 以及该条件下驱动电流 $I=7.5\text{ mA}$ 时的小信号响应曲线. 根据典型值 θ_0 限定参数的估计范围为 $\theta \in (0.02\theta_0, 5\theta_0)$. SFLA 的参数设置如下: 种群数 $M=50$, 每组包含青蛙数 $L=10$, 组内迭代数 $Ne=30$, 最大迭代次数 $\text{MAXGEN}=100$, 最大步长 θ_0 . 最终的参数适应度可达 99.05%, 得到的参数识别结果如表 1 所示. 实测数据和参数模型计算值的比较结果如图 3 所示.

图 4 给出了经典 SFLA 和本文改进的 SFLA 在参数估计时的适应度变化对比图. 和传统 SFLA 相比,

改进后的算法在收敛速度更快、适应度更优的情况下,运算时间仅增加了 12.5%,说明经过 NM 局部优化的 SFLA 具有更好的参数识别效果.

表 1 VCSEL 参数识别优化结果与典型值
Table 1 The typical value and the optimal value using parameter identification

参数	η_i	β	τ_n	k	G_0	N_0	τ_p	ε
识别值	0.697 3	1.16E-5	1.07E-8	1.73E-8	2.09E+6	4.28E+5	3.15E-12	4.63E-8
典型值	0.7	1.00E-5	9.60E-9	1.50E-8	1.80E+6	4.97E+5	3.80E-12	4.70E-8
单位	—	—	s	W	s ⁻¹	—	s	—

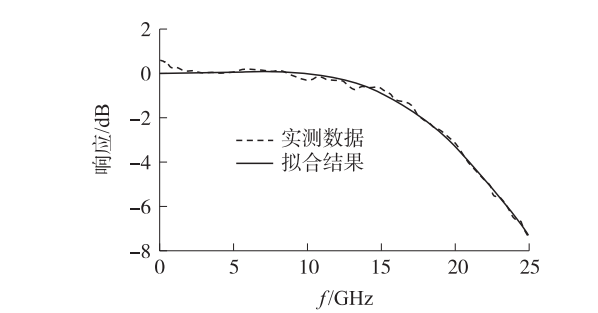


图 3 VCSEL 小信号响应实验值及参数模型计算值的比较
Fig. 3 Comparison of measured and simulated small signal response of the laser

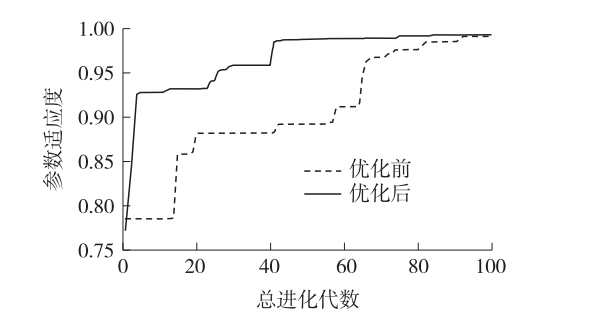


图 4 改进与未改进的 SFLA 估计系统参数适应度变化对比图
Fig. 4 The adaptability of system parameters solution by using the modified and the traditional SFLA

5 结语

基于 NM 局部优化的 SFLA,本文提出了一种新型的 VCSEL 参数识别方法. 利用实验测得的 VCSEL 直流稳态特性和带宽响应(小信号响应)的拟合结果,系统参数受到了合理的误差约束. 在改进的 SFLA 下快速完成了对参数的识别工作,最终识别的系统参数与典型值间存在较好的一致性. 与经典 SFLA 相比, NM 搜索法在运算时间没有明显增加的情况下,大大加快了 SFLA 的收敛速度. 这项作为工程中对激光器的参数识别提供了有效的解决方案,在群智能算法的优化过程中也具有参考意义.

[参考文献](References)

[1] JEWELL J, GRAHAM L, CROM M, et al. 1310 nm VCSELs in 1-10 Gb/s commercial applications[J]. Proceedings of SPIE—The international society for optical engineering, 2006, 6132: 613204-613204-9.

[2] 刘丽杰, 吴远大, 王玥, 等. 1310nm 垂直腔面发射激光器芯片制备技术的研究进展[J]. 发光学报, 2016, 37(7): 809-815. LIU L J, WU Y D, WANG Y, et al. Research progress of 1310 nm VCSELs chip technology[J]. Chinese journal of luminescence, 2016, 37(7): 809-815. (in Chinese)

[3] MENA P V, MORIKUNI J J, KANG S M, et al. A simple rate-equation-based thermal VCSEL model[J]. Journal of lightwave technology, 1999, 17(5): 865-872.

[4] MAO L, CHEN H, TANG J, et al. Small signal equivalent circuit model and modulation properties of vertical cavity-surface emitting lasers[J]. Chinese journal of semiconductors, 2002, 23(1): 82-86.

[5] 崔文华, 刘晓冰, 王伟, 等. 混合蛙跳算法研究综述[J]. 控制与决策, 2012, 27(4): 481-486. CUI W H, LIU X B, WANG W, et al. Survey on shuffled frog leaping algorithm[J]. Control and decision, 2012, 27(4): 481-486. (in Chinese)

[6] RAHIMI-VAHED A, MIRZAEI A H. A hybrid multiobjective shuffled frog-leaping algorithm for a mixed model assembly line sequencing problem[J]. Computers and industrial engineering, 2007, 53(4): 642-666.

[7] EUSUFF M M, LANSEY K E. Optimization of water distribution network design using the shuffled frog leaping algorithm[J]. Journal of water resources planning and management, 2003, 129(3): 210-225.

[8] HUYNH T H. A modified shuffled frog leaping algorithm for optimal tuning of multivariable PID controllers[C]//IEEE International Conference on Industrial Technology. New York: IEEE Press, 2008: 1-6.

[9] MORAGLIO A, TOGELIUS J. Geometric Nelder-Mead algorithm for the permutation representation[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation. Barcelona: IEEE Press, 2010: 1-8.

[责任编辑: 严海琳]