

基于最小二乘支持向量回归模型的 拉曼光纤放大器优化设计

陈 静¹ 江 灏^{2,3} 刘 瞰东^{1,4*} 孙 巧⁴

¹厦门大学自动化系, 福建 厦门 361005

²福州大学电气工程与自动化学院, 福建 福州 350116

³新加坡南洋理工大学电气与电子工程学院, 新加坡 639798

⁴加拿大卡尔加里大学机械制造工程系, 加拿大 T2N 1N4

摘要 在现有拉曼光纤放大器优化设计中,对拉曼散射耦合模型的求解是制约各种优化算法求解效率的瓶颈。提出运用最小二乘支持向量回归机,建立多抽运拉曼光纤放大器的输入输出回归模型,并利用该模型直接替代对拉曼散射耦合模型的求解,实现了优化速率数量级的提升。采用该方法对C波段的多波长反向抽运拉曼光纤放大器进行了优化实验,仅使用2个抽运源就可以迅速得到增益波动小于 ± 0.5 dB的优化设计,并且其平均开关增益可以直接使用该模型进行快速调节。实验结果表明,相比传统的打靶法和平均功率法,通过该拉曼光纤放大器回归模型可以直接得到输出增益,极大地提高了设计的时效性,具有一定的参考价值。

关键词 光学器件;拉曼光纤放大器;支持向量回归;优化设计

中图分类号 TN29 文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201535.1123004

Optimization for Raman Fiber Amplifiers Based on Least Squares Support Vector Regression Model

Chen Jing¹ Jiang Hao^{2,3} Liu Tundong^{1,4} Qiao Sun⁴

¹Department of Automation, Xiamen University, Xiamen Fujian 361005, China

²College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou Fujian 350116, China

³School of Electrical & Electronic Engineering, Nanyang Technological University, Singapore 639798, China

⁴Department of Mechanical and Manufacturing Engineering, University of Calagary, T2N 1N4, Canada

Abstract Solving the coupled Raman amplification is the main limitation to the efficiency of the existing optimization method for Raman fiber amplifier design. The least squares support vector regression model is applied to address this issue. Instead of directly calculating the Raman coupled equation, a multi-input multi-output model for Raman fiber amplifier is established. A C-band Raman fiber amplifier with a gain ripple level of ± 0.5 dB is designed using only two pumps. Additionally, the on-off gain can be quickly and directly adjusted by the proposed model. Compared with the shooting algorithm and average power analysis technique, the results indicate that the proposed regression model greatly improves the solving efficiency.

Key words optical devices; Raman fiber amplifier; support vector regression; optimization

OCIS Codes 230.2285; 000.3860; 060.2320

1 引 言

在现代光纤通信系统中,光放大器是其不可缺少的关键器件之一。拉曼光纤放大器是其中一种以受激

收稿日期: 2015-06-10; 收到修改稿日期: 2015-08-10

基金项目: 国家留学基金资助

作者简介: 陈 静(1988—),女,博士研究生,主要从事光电子优化方面的研究。E-mail: chenjxm@163.com

导师简介: 刘瞰东(1970—),男,博士,教授,主要从事光电子优化、进化计算方面的研究。

E-mail: ltd@xmu.edu.cn(通信联系人)

拉曼散射效应为基本原理的光放大器。因其具有全波段放大、可利用传输光纤作为增益介质以及低噪声等优良特性,在密集波分复用系统(DWDM)中具有广阔的应用前景,成为当今光纤通信系统中的研究热点^[1-3]。

在拉曼光纤放大器的设计中,增益平坦度是一项重要的设计指标,影响着通信系统中各信道功率的一致性和光信噪比。因此如何在所设计的波段内减少增益波动,使得其增益谱尽可能平坦是高性能拉曼光纤放大器设计中的研究重点^[4]。现有的设计方法主要是采用各种优化算法,比如遗传算法(GA)^[5-7]、模拟退火算法^[8]和粒子群算法(PSO)^[9-10]等,对抽运波长和抽运功率进行优化,得到最优的抽运光源的配置。但是这些设计方法计算极其耗时,需要数分钟甚至数小时的计算过程,无法满足实际应用中需要即时调整增益的需求。

这些优化方法计算量大的主要原因是需要多次对拉曼散射耦合方程进行求解。拉曼散射耦合方程无法直接得到解析解,只能通过数值求解方法,例如龙格-库塔法^[11]等进行求解。即使对该耦合方程进行了化简处理,其求解过程还是极其耗时。现有改进的求解方法大致可以分为两种:打靶法和平均功率法。打靶法^[12]及其改进版本^[9-10,13]的基本思路是将边值问题转化为初值问题进行求解,需要不断进行初值猜测和调整的迭代过程,每一步都需要求解复杂的积分近似公式;而平均功率法^[14-17]用简单代数运算替代了复杂的积分公式,求解速率上有了数量级的提高,但是还是无法避免要进行多次的迭代过程。对于遗传算法等优化算法,需要进行数百甚至数千次这样的求解过程,因此拉曼散射耦合方程的求解效率直接影响优化算法的收敛速率。

本文提出通过最小二乘支持向量回归机(LS-SVR)得到一个拉曼光纤放大器的回归模型,这个模型是直接由实际系统的输入输出样本数据训练得到,本身具有较高精度。只要将抽运波长和相应的抽运功率输入已训练好的模型,就可以非常快速地直接得到拉曼光纤放大器的输出增益。本文将该模型应用到现有的优化算法中,实现了求解速率数量级的提升,同时使得拉曼光纤放大器增益的调节更加即时、灵活。

2 分析与建模

2.1 回归模型

多抽运拉曼光纤放大器完整数学模型,即拉曼散射功率耦合方程如(1)式^[18]所示:

$$\begin{aligned} \frac{\partial P^{\pm}(z, \nu)}{\partial z} &= \mp \alpha(\nu) P^{\pm}(z, \nu) \pm \varepsilon(\nu) P^{\mp}(z, \nu) \pm \\ &P^{\pm}(z, \nu) \sum_{\mu > \nu} \frac{g(\mu - \nu)}{K_{\text{eff}} A_{\text{eff}}} \cdot [P^{\pm}(z, \mu) + P^{\mp}(z, \mu)] \mp \\ &P^{\pm}(z, \nu) \sum_{\mu < \nu} \frac{\nu}{\mu} \frac{g(\nu - \mu)}{K_{\text{eff}} A_{\text{eff}}} \cdot [P^{\pm}(z, \mu) + P^{\mp}(z, \mu)] \pm \\ &2h\nu \sum_{\mu > \nu} \frac{g(\mu - \nu)}{K_{\text{eff}} A_{\text{eff}}} \cdot [P^{\pm}(z, \mu) + P^{\mp}(z, \mu)] \cdot \left\{ 1 + \frac{1}{\exp[h(\mu - \nu)/kT] - 1} \right\} d\nu \mp \\ &4h\nu P^{\pm}(z, \nu) \sum_{\mu < \nu} \frac{g(\nu - \mu)}{K_{\text{eff}} A_{\text{eff}}} \cdot \left\{ 1 + \frac{1}{\exp[h(\mu - \nu)/kT] - 1} \right\} d\mu \end{aligned} \quad (1)$$

式中 $P^{\pm}(z, \nu)$ 是频率为 ν 的正反向光在光纤长度 z 点的功率, $\alpha(\nu)$ 是光纤衰减系数, $\varepsilon(\nu)$ 是瑞利色散系数, g 是频率为 ν 的光在频率为 μ 光的抽运下的拉曼增益, K_{eff} 是抽运光和信号光之间的偏振因子, A_{eff} 是光纤有效纤芯面积, h 是普朗克常数, k 是玻尔兹曼常数, T 是温度。

由于该耦合方程的复杂性,通常采用的方法是通过忽略瑞利色散等一些影响较小的非线性效应,将其简化为(2)式^[19-20],然后通过数值计算的方法进行求解。

$$\frac{\partial P^{\pm}(z, \nu)}{\partial z} = \sum_{\mu > \nu} \frac{g(\mu - \nu)}{K_{\text{eff}} A_{\text{eff}}} P^{\pm}(z, \mu) P^{\pm}(z, \nu) - \sum_{\mu < \nu} \frac{g(\nu - \mu)}{K_{\text{eff}} A_{\text{eff}}} P^{\pm}(z, \nu) P^{\pm}(z, \mu) - \alpha(\nu) P^{\pm}(z, \nu). \quad (2)$$

最终计算得到各路信号光(共 M 路)的开关增益 $G_{\text{on-off}}(j)$ 作为拉曼放大器的性能参数:

$$G_{\text{on-off}}(j) = 10 \lg \left[\frac{P_j(L)}{P'_j(L)} \right], j = 1, \dots, M, \quad (3)$$

式中 L 为传输光纤长度, $P_j(L)$ 和 $P'_j(L)$ 分别是抽运光源打开和关闭时输出的第 j 路信号光的光功率。

在系统参数确定的情况下,多抽运拉曼光纤放大器的设计过程就是对各路抽运光源的功率和波长进行优化的过程,使得各路信号光的开关增益满足一定的性能要求。于是抽运光源的功率和波长与开关增益之间可以用(4)式的函数关系来表示:

$$G_{\text{on-off}} = \Phi(\boldsymbol{\mu}, P_{\mu}(0)), \quad (4)$$

式中 $G_{\text{on-off}}$ 为开关增益矢量, $\boldsymbol{\mu}$ 为抽运波长矢量, $P_{\mu}(0)$ 为抽运功率矢量。正如前文所述,函数 Φ 是不存在解析表达式的,一般通过龙格库塔法、打靶法或平均功率法求解(2)~(3)式得到数值的结果,而这一求解过程极其耗时,正是拉曼光纤放大器优化的瓶颈所在。

本文则把(4)式看作一个多输入多输出的回归问题,提出运用最小二乘支持向量回归机将函数的模型 Φ 建立出来。最小二乘支持向量回归机是一种基于统计学理论的机器学习方法,它是基于有限样本的学习机器,具有很强的泛化能力。如图(1)所示,它包括两个过程:离线的模型训练过程和在线的运行过程。离线过程需要一个输入输出样本集: $D = \{(x_1, y_1), \dots, (x_k, y_k), \dots, (x_N, y_N)\}$, 其中每个样本的输入 $x_k = \{\boldsymbol{\mu}, P_{\mu}(0)\}$ 为抽运波长和功率的矢量组合,样本的输出是对应的开关增益矢量 $y_k = G_{\text{on-off}}$, 这里数据样本的获取非常容易,只要在系统中随机改变抽运波长和功率得到各路信号相应的开关增益值,就构成了所需的数据样本。利用这个样本集可以训练出函数 Φ 的数学模型,具体的训练过程将在下文详细描述。当模型一旦训练好,在线运行时只要给定一个抽运波长和功率的矢量组合就可以立即得到各路信号的开关增益。这样避免了复杂的耦合方程数值求解过程,可以极大地提高拉曼光纤放大器设计时的优化效率。此外,这里必须指出的是如果系统参数,例如光纤参数(光纤衰减系数、拉曼增益系数等)、抽运数量等发生变化,先前训练的模型将不再适用,需要重新采集样本数据训练新的模型。

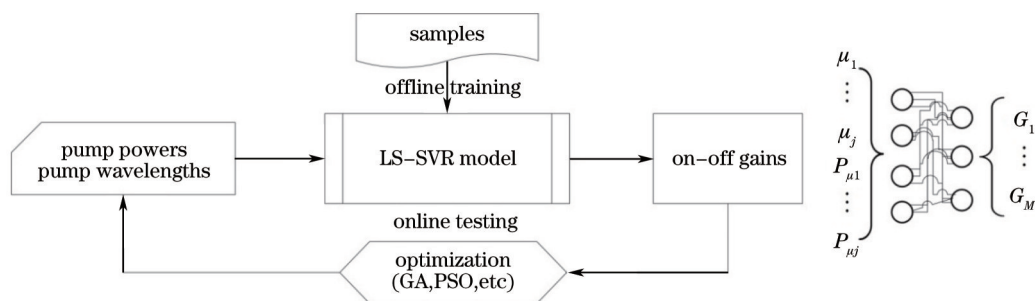


图1 最小二乘支持向量回归模型原理

Fig.1 Principle of least squares support vector regression model

2.2 最小二乘支持向量回归机

最小二乘支持向量回归机的主要思想是通过核函数将实际问题的非线性数据样本映射到高维空间(也称为特征空间),在高维空间中得到线性可分的决策函数,也就是找到一个最优的分类超平面^[21]。这个高维空间的线性可分决策函数再映射回原空间就能得到原空间的非线性决策函数。与传统的支持向量机相比,最小二乘支持回归机的求解只是一个解线性规划问题,更准确的说是解一个KKT (Karush-Kuhn-Tucker)问题^[22],大大提高了其建模效率。具体而言:

以 $D = \{(x_1, y_1), \dots, (x_k, y_k), \dots, (x_N, y_N)\}$ 为训练样本,可以构造一个如下形式的目标回归方程:

$$y(x) = \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(x) + b, \quad (5)$$

式中 $\boldsymbol{\omega}$ 是权值矢量, b 是偏置值。 $\boldsymbol{\varphi}(\cdot)$ 表示一种非线性映射 $\boldsymbol{\varphi}(\cdot): \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^k$ 。要训练上述方程等价于求解如下优化模型:

$$\begin{aligned} \min_{\boldsymbol{\omega}, e, b} J(\boldsymbol{\omega}, e) &= \frac{1}{2} \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\omega} + \gamma \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N e_k^2, \\ \text{s.t. } y_k &= \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(x_k) + b + e_k, k = 1, \dots, N, \end{aligned} \quad (6)$$

式中 e_k 是第 k 个训练样本的误差。 γ 是一个正参数,它在泛化性能和精度方面做权衡。可以通过如下的拉格朗日函数来求解这个优化模型,最终得到的回归结果是:

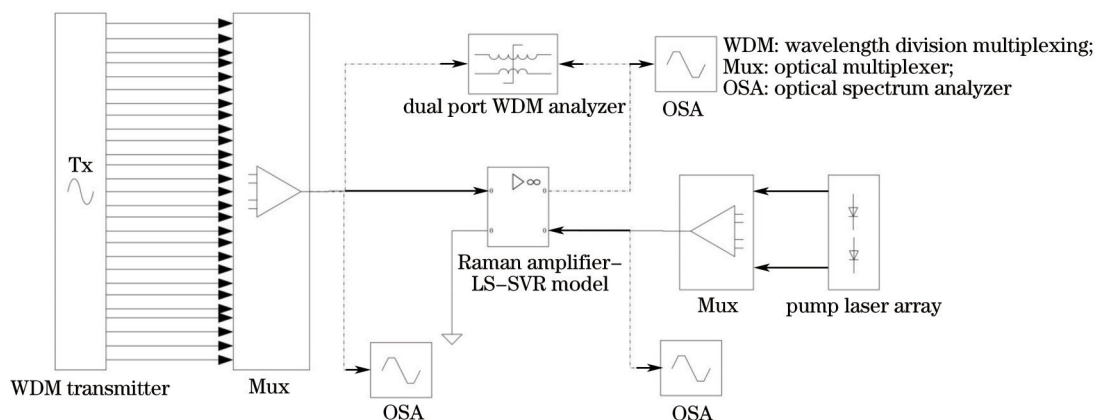
$$y(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^N \alpha_k K(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}) + b, \quad (7)$$

式中 α_k 是拉格朗日乘子。 $K(\mathbf{x}_k, \mathbf{x})$ 是核函数。在最小二乘支持向量回归机中核函数的选择很重要,选择径向基函数(radial basis function : RBF)作为核函数^[23],其形式如下:

$$K(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}) = \exp\left\{-\frac{\|\mathbf{x}_k - \mathbf{x}\|^2}{2\sigma^2}\right\}. \quad (8)$$

γ 和 σ 这 2 个在最小二乘支持向量回归机中起到非常重要的作用。 γ 平衡着训练模型的泛化能力和训练误差^[24], σ 控制着回归误差和模型对噪声的敏感性^[25]。本文在训练样本前先采用了比较成熟的 LOO(leave-one-out)交叉检验方法^[26]来自动计算这 2 个重要参数。

3 实验结果



WDM: wavelength division multiplexing; Mux: optical multiplexer; OSA: optical spectrum analyzer

图 2 实验原理图

Fig.2 Schematic diagram

本文以 C 波段拉曼光纤放大器设计为例进行实验,如图 2 所示,使用 20 km 的标准单模光纤(SMF),信道波长范围为 1530~1565 nm,信道间隔为 1 nm,每信道的信号光输入功率为 -10 dBm。采用后向抽运结构,抽运光源数为 2,抽运波长可调范围为 1420~1480 nm,抽运功率可调范围为 10~500 mW。首先为验证本文模型方法的正确性,通过随机调节抽运波长和功率的组合,得到相应的输出增益(开关增益),将这些输入输出数据样本进行训练,得到该系统的最小二乘支持向量回归模型。而后只要给定一个抽运波长和功率的组合就可以立即得到估计的开关增益值。图 3 为不同组合的回归模型求解结果。(a) 组合的抽运波长分别为 1477.6 nm 和 1455.1 nm,抽运功率分别为 176.8 mW 和 119.7 mW;(b) 组合的抽运波长分别为 1446.3 nm 和 1465.9 nm,抽运功率分别为 196.9 mW 和 339.6 mW;(c) 组合的抽运波长分别为 1432.4 nm 和 1457.9 nm,抽运功率分别为 51.1 mW 和 113.4 mW。可以看出实际的开关增益值和回归模型计算得到的开关增益值是一致的。本文在 50 组不同的抽运波长和功率的组合下做同样的验证性实验,得到的该回归模型的平均均方误差为 0.0463。由此可以说明,通过最小二乘支持向量回归的方法得到的拉曼光纤放大器模型具有较高的精度。

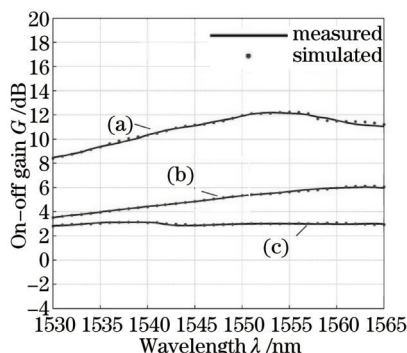


图 3 回归模型的输出增益和实际增益输出比较

Fig.3 Obtained on-off gain spectra and the actual on-off gain spectra

用 50 组不同的抽运波长和功率组合,在同样一台计算机(15 处理器,4G 内存)上,分别用打靶法^[11]、平均功率法^[13]和本文的最小二乘支持向量回归模型进行开关增益的计算,得到的平均运算时间,如图 4 所示,打靶法平均耗时约 33.87 s。平均功率法平均耗时约 0.7565 s,相比打靶法有着数量级的优势,而使用本文回归模型的平均耗时为 0.058 s,相比平均功率法又有了数量级的提升。正是因为本文的回归模型方法不要求解复杂的耦合方程,在求解速率上有了明显的提高,特别对于诸如遗传算法、粒子群算法等进化优化算法(种群数量为 M ,进化代数为 N)需要 $M \times N$ 次的计算过程,其最终优化速率的提升是非常显著的。

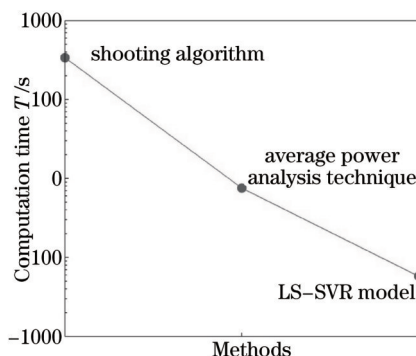


图 4 求解速率对比(打靶法、平均功率法和回归模型法)

Fig.4 Comparison of computation times (shooting algorithm, average power analysis technique and the proposed method)

下面运用最小二乘支持向量回归模型配合优化算法进行优化设计,以基本的遗传算法为例,采用二进制编码,种群数量为 200,变异概率为 0.1,进化代数为 20 次。由于优化算法不是本文重点,其算法内容不做具体阐述,但是必须指出:若采用其他进化算法比如粒子群、差分进化等算法,可以得到相类似甚至更好的优化结果。本文以最小化信号光的开关增益与目标增益值的均方根误差作为优化目标,目标函数如(9)式所示:

$$\min f_{obj} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (G_i - G_t)^2}, \quad (9)$$

式中 N 为信道数, G_i 为输出开关增益, G_t 为目标开关增益。分别设计增益为 4 dB、6 dB、8 dB、10 dB 的拉曼光纤放大器,设计结果如表 1 和图 5 所示。平均开关增益与目标增益误差不超过 0.005,最大增益波动均小于 ± 0.5 dB,足够满足实际设计要求。可见使用回归模型后,即使是最简单的遗传算法,也能快速得到满足指定目标的设计。而且每个设计的总计算时间不超过 19 s,可以实现不同开关增益的快速调节。必须指出的是,提高系统的开关增益和减小最大增益波动存在相互制约关系,当设计出的最大增益波动不满足实际设计要求的时候就达到了双抽运拉曼光纤放大器的设计极限,这时候需要通过增加抽运数量以获得更大的开关增益输出。本文的回归模型方法同样适用于不同抽运数量的拉曼光纤放大器系统。

表 1 拉曼光纤放大器优化设计参数和结果

Table 1 Parameters and results for Raman fiber amplifiers

Power of pump 1 P_1 /mW	Power of pump 2 P_2 /mW	Wavelength of pump 1 W_1 /nm	Wavelength of pump 2 W_2 /nm	On-off gain/dB	Ripple /dB
145.27	81.66	1459.2	1431.6	3.9967	± 0.1582
221.09	113.10	1458.7	1432.4	5.9991	± 0.3066
290.49	155.11	1458.4	1432.8	7.9955	± 0.3406
367.87	181.58	1456.8	1431.8	9.9965	± 0.4201

图 5 不同目标增益(4 dB,6 dB,8 dB,10 dB)的设计结果

Fig.5 On-off gain design results of different target gain values(4 dB, 6 dB, 8 dB, 10 dB)

4 结 论

以最小二乘支持向量机理论为基础,提出一种基于拉曼光纤放大器回归模型的优化设计方法,通过回归模型替代复杂的拉曼散射耦合方程求解过程,使得优化设计的效率得到数量级的提升。并对反向多波长 C 波段的拉曼光纤放大器进行了优化设计实验,实验结果表明,回归模型一经训练完毕,就可以实现可调范

围内任意开关增益的快速调节,设计结果完全满足实际指标要求。以后将进一步研究如何更好地使用这类机器学习方法让设计出来的拉曼光纤放大器模型更具普适性,甚至使其具有在线自主学习能力。因此本文的拉曼光纤放大器回归模型对于拉曼光纤放大器的设计具有重要的参考意义。

参 考 文 献

- 1 Da Silva D V, Gomes A S L. Performance of analog optical links employing fiber Raman amplifiers[J]. *Opt Commun*, 2009, 282(15): 3085–3088.
- 2 Long Qingyun, Wu Tingwan, Hu Sumei, *et al.*. Threshold characteristics of forward-pumped fiber Raman amplifier[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2014, 51(3): 030603.
龙青云, 吴庭万, 胡素梅, 等. 同向抽运光纤拉曼放大器的阈值特性[J]. *激光与光电子学进展*, 2014, 51(3): 030603.
- 3 Wang Danyan, Jiang Haiming, Xie Kang. Study on polarization dependent gain of fiber Raman amplifiers with backward multiple pumps [J]. *Chinese J Lasers*, 2014, 41(9): 0905008.
王丹燕, 姜海明, 谢 康. 反向多抽运光纤拉曼放大器偏振相关增益研究[J]. *中国激光*, 2014, 41(9): 0905008.
- 4 Haiming Jiang, Kang Xie, Yafei Wang. Efficient extraction of input pump powers from pump power integrals in the optimization of Raman fiber amplifiers[J]. *J Lightwave Technol*, 2010, 28(13): 1932–1937.
- 5 Gustavo C M Ferreira, S P N Cani, M J Pontes, *et al.*. Optimization of distributed Raman amplifiers using a hybrid genetic algorithm with geometric compensation technique[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2011, 3(3): 390–399.
- 6 B Neto, A L J Teixeira, N Wada, *et al.*. Efficient use of hybrid genetic algorithms in the gain optimization of distributed Raman amplifiers [J]. *Opt Express*, 2007, 15(26): 17520–17528.
- 7 Zhang Xuliang, Yu Zhangwei, Qiang Zexuan, *et al.*. Design of Raman amplifier with high flat gain in broad band using genetic algorithm [J]. *Journal of Zhejiang University(Engineering Science)*, 2004, 38(5): 562–565.
张徐亮, 郁张维, 强则焯, 等. 基于遗传算法的高增益宽带拉曼放大器的设计[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2004, 38(5): 562–565.
- 8 Minhui Yan, Jianping Chen, Wenning Jiang, *et al.*. Automatic design scheme for optical-fiber Raman amplifiers backward-pumped with multiple laser diode pumps[J]. *IEEE Photon Technol Lett* 2001, 13(9): 948–950.
- 9 Haiming Jiang, Kang Xie, Yafei Wang. Pump scheme for gain-flattened Raman fiber amplifiers using improved particle swarm optimization and modified shooting algorithm[J]. *Opt Express*, 2010, 18(11): 11033–11045.
- 10 Haiming Jiang, Kang Xie, Yafei Wang. Shooting algorithm and particle swarm optimization based Raman fiber amplifiers gain spectra design[J]. *Opt Commun*, 2010, 283(13): 3348–3352.
- 11 Jiang Haiming, Xie Kang, Wang Yafei. Design of multi-pumped Raman fiber amplifier by particle swarm optimization[J]. *Journal of Optoelectronics·Laser*, 2004, 15(10): 1190–1193.
姜海明, 谢 康, 王亚非. 基于粒子群算法的拉曼光纤放大器的多抽运源优化[J]. *光电子·激光*, 2004, 15(10): 1190–1193.
- 12 S M Roberts, J S Shipman. Two-Point Boundary Value Problems: Shooting Methods[M]. New York: American Elsevier, 1972.
- 13 X Liu, B Lee. Effective shooting algorithm and its application to fiber amplifiers[J]. *Opt Express*, 2003, 11(12): 1452–1461.
- 14 Tong Zhi, Wei Huai, Jian Shuisheng. Numerical simulation and optimization of broadband fiber Raman amplifiers using multi-wavelength pumps[J]. *Acta Optica Sinica*, 2003, 23(2): 193–196.
童 治, 魏 淮, 简水生. 多波长抽运宽带光纤拉曼放大器的数值模拟与优化[J]. *光学学报*, 2003, 23(2): 193–196.
- 15 Haiming Jiang, Kang Xie, Yafei Wang. Optimization of pump parameters for gain flattened Raman fiber amplifiers based on artificial fish school algorithm[J]. *Opt Commun*, 2011, 284(23): 5480–5483.
- 16 Haiming Jiang, Kang Xie, Yafei Wang. Novel design of flat gain spectrum Raman fiber amplifiers based on ant colony optimization[J]. *IEEE Photon Technol Lett*, 2011, 23(23): 1823–1825.
- 17 Haiming Jiang, Kang Xie, Yafei Wang. Flat gain spectrum design of Raman fiber amplifiers based on particle swarm optimization and average power analysis technique[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2012, 50(2): 226–230.
- 18 H Kidorf, K Rottwitt, M Nissov, *et al.*. Pump interactions in a 100-nm bandwidth Raman amplifier[J]. *IEEE Photon Technol Lett*, 1999, 11(5): 74–78.
- 19 V E Perlin, H G Winful. On distributed Raman amplification for ultrabroad-band long-haul WDM systems[J]. *J Lightwave Technol*, 2002, 20(3): 409–416.
- 20 X Liu, M Zhang. An effective method for two-point boundary value problems in Raman amplifier propagation equations[J]. *Opt Commun*, 2004, 235(3): 75–82.

- 21 M A Hearst, S Dumais, E Osman, *et al.*. Support vector machines[J]. Intelligent Systems and their Applications, IEEE, 1998, 13(4): 18–28.
- 22 J A K Suykens, J De Brabanter, L Lukas, *et al.*. Weighted least squares support vector machines: Robustness and sparse approximation [J]. Neuro Computing, 2002, 48(1): 85–105.
- 23 B Scholkopf, K K Sung, C J Burges, *et al.*. Comparing support vector machines with Gaussian kernels to radial basis function classifiers [J]. Signal Processing, IEEE Transactions on, 1997, 45(11): 2758–2765.
- 24 O Chapelle, V Vapnik, O Bousquet, *et al.*. Choosing multiple parameters for support vector machines[J]. Machine Learning, 2002, 46 (1–3): 131–159.
- 25 D Wu, Y He, S Feng, *et al.*. Study on infrared spectroscopy technique for fast measurement of protein content in milk powder based on LS-SVM[J]. Journal of Food Engineering, 2008, 84(1): 124–131.
- 26 G C Cawley, N L C Talbot. Fast exact leave-one-out cross-validation of sparse least-squares support vector machines[J]. Neural Networks, 2004, 17(10): 1467–1475.

栏目编辑: 王晓琰