

基于粒子群优化的多层介质光热深度剖面重构

陈赵江 方健文 刘世清

(浙江师范大学数理与信息工程学院, 浙江 金华 321004)

摘要 基于热波阻抗法建立了多层介质的一维光热模型,从样品表面调制光热信号出发,采用粒子群优化(PSO)算法和总变差(TV)正则化方法对多层介质的热物性予以深度剖面重构。该方法将多层介质离散成一系列厚度相同的虚拟层,并将待重构的热物性深度剖面以粒子表示,再让粒子在解空间进行优化搜索。数值模拟的结果证明了该方法的有效性和实用性,适合用来重构层数未知的多层介质的热导率和热扩散率剖面。对噪声背景下光热信号的重构结果亦证实了算法的稳定性和可靠性。此外,数值结果也表明上述方法可用于热导率和热扩散率深度剖面的同步重构。

关键词 激光技术;光热深度剖面重构;粒子群优化;总变差正则化;多层介质

中图分类号 TN247 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL201138.1208001

Reconstruction of Photo-Thermal Depth Profiles of Multilayer Media Based on Particle Swarm Optimization

Chen Zhaojiang Fang Jianwen Liu Shiqing

(College of Mathematics, Physics and Information Engineering, Zhejiang Normal University, Jinhua, Zhejiang 321004, China)

Abstract A one-dimensional photothermal model of multilayer media is established based on thermal-wave impedance method, and the particle swarm optimization (PSO) method and total variation (TV) regularization are employed to reconstruct the depth profile of thermal properties of the multilayer media by the analysis of the surface photothermal signals. In the proposed method, the multilayer media is discretized into a series of virtual layers with the same thickness, the depth profiles of thermal properties of the multilayer media are represented in the form of particle, and the optimized thermal parameters are obtained by the particles' searching in the solution space. The numerical results demonstrate that the algorithm presented in this paper is very effective, and suited to reconstructing thermal conductivity or thermal diffusivity profiles of a multilayer media with unknown number of layers. It is also proved that the algorithm is stable even with noise disturbance. Moreover, the simulation results also show simultaneous profile reconstruction of thermal conductivity and thermal diffusivity is feasible by using the inversion method.

Key words laser technique; photothermal depth profiling; particle swarm optimization; total variation regularization; multilayer media

OCIS codes 120.6810; 350.5340; 140.6810

1 引 言

近 20 年来,基于光声光热技术的各种反演方法一直是本领域的研究热点之一^[1~4]。从原理上说,在材料某一局部检测到的光声光热调制信号携带样品内许多物理信息,利用适当的方法即可在一定范围内对材料的各种物理参数(例如,热导率或热扩散

率、光吸收系数或热源分布、弹性系数等)予以重构,继而又可实现对材料的物理表征、缺陷分析以及光热成像^[5~7]。显而易见,针对各种检测方法和检测目标,建立可靠实用的反演方法,对检测对象的表征与性能分析、无损探伤及缺陷定位、物理变性分析等无疑有重要意义。到目前为止,虽然光热深度剖面

收稿日期: 2011-07-14; 收到修改稿日期: 2011-08-16

基金项目: 国家自然科学基金(11074222)资助课题。

作者简介: 陈赵江(1980—),男,博士,讲师,主要从事光声光热技术方面的研究。E-mail: zjchen@zjnu.edu.cn

重构的理论研究成果较多,但在算法的实用性方面仍需深入研究和探索。首先,目前的绝大多数算法抗噪能力较弱,很多方法对于噪声扰动相当敏感,因此很难从掺杂噪声的实测物理响应中解析出真实有意义的结果;其次,目前的算法大多为局部优化算法,因此易陷于局部最优解而非全局最优解;再次,以往的大多数光热反演理论和算法研究的是剖面形状连续光滑的单一物理指标的重构方法,关于多剖面同步重构的研究成果较少^[8,9],具有一定的局限性。因此,结合实际问题继续探索新方法以提高算法的运算速度和抗噪能力,或将有关新的数学理论与方法有效应用于本领域仍是今后重要的研究方向。

由于具有不容易陷入局部极值点、对噪声不敏感等独特的优越性,全局最优化计算方法如人工神经网络(NN)、遗传算法(GA)等也被相继应用于光热反演问题的研究^[10~12]。近些年来一种新的全局最优化算法——粒子群优化(PSO)算法在不同的领域得到了广泛应用^[13~17],并且表现出比遗传算法等传统全局最优化算法更为杰出的性能,因此其在光热反演问题中具有很好的应用前景。目前利用PSO算法进行光热反演的相关成果还很少^[18],许多问题如理论建模、编码方法、算法改进和正则化约束方法等还需要进一步研究。本文基于热波阻抗法建立了多层介质的一维光热模型,利用界面热波阻抗的递推关系计算得到介质表面的调制光热信号。通过将多层介质离散为一系列厚度相同而热物性不同的虚拟切片层,对利用PSO算法和总变差(TV)正则化方法从光热信号重构总厚度已知但层数未知的多层介质的热物性深度剖面(不连续光滑剖面)的可行性进行了研究。分析了正则化参数、虚拟切片层数和信号噪声等对重构结果的影响。此外,对同步重构不均匀介质的热导率和热扩散率深度剖面的可行性也进行了讨论。

2 光热理论模型

当多层介质的层数未知时,由于待拟合变量数目未知,利用多参数拟合方法从光热信号中得到介质的热学参数分布将会非常困难。为能够在层数未知情况下从光热信号中获得多层介质的热导率(热扩散率)深度剖面分布,建立了如图1所示的多层介质——衬底结构的一维光热模型。在模型中假设总厚度为 l_s 的多层介质受到强度周期调制(调制圆频率为 ω)的激光束的照射。对此样品,在只考虑表面

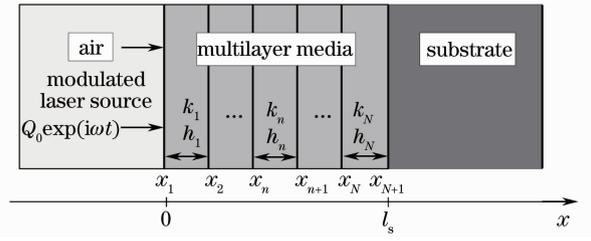


图1 多层介质的一维光热模型

Fig. 1 One-dimensional photothermal model of multilayer media

吸收情况下,可以写出频域上的一维热传导方程为

$$\frac{\partial^2 T_g(x, \omega)}{\partial x^2} - \frac{j\omega}{D_g} T_g(x, \omega) = 0, \quad (1a)$$

$$\frac{\partial}{\partial x} \left[k_m(x) \frac{\partial T_m(x, \omega)}{\partial x} \right] - j\omega \rho_m(x) C_m(x) T_m(x, \omega) = 0, \quad (1b)$$

$$\frac{\partial^2 T_s(x, \omega)}{\partial x^2} - \frac{j\omega}{D_s} T_s(x, \omega) = 0, \quad (1c)$$

其相应的边界条件为

$$T_g(x) \big|_{x=0} = T_m(x) \big|_{x=0}, \quad (2a)$$

$$T_m(x) \big|_{x=l_s} = T_s(x) \big|_{x=l_s}, \quad (2b)$$

$$-k_g \frac{\partial T_g(x, \omega)}{\partial x} \big|_{x=0} = -k_m(x) \frac{\partial T_m(x, \omega)}{\partial x} \big|_{x=0} - Q_0, \quad (2c)$$

$$-k_m(x) \frac{\partial T_m(x, \omega)}{\partial x} \big|_{x=l_s} = -k_s \frac{\partial T_s(x, \omega)}{\partial x} \big|_{x=l_s}, \quad (2d)$$

式中 $T_i(x, \omega)$ ($i = g, m, s$ 分别代表空气、多层介质和衬底)为各区域的温度场, k_i 和 D_i 分别为各层的热导率和热扩散率, Q_0 为热源强度。

在光热反演过程中需对上述方程进行求解以得到不同调制频率时介质表面的交变温度。由于介质层数未知,无法给出介质表面温度的确切表达式。在本文中多层介质离散为一系列虚拟薄切片,不同切片层的热导率和厚度分别为 k_n 和 h_n ($n = 1, 2, \dots, N, N$ 为切片总层数)不同,如图1所示。结合边界条件(2)并利用热波阻抗法^[18,19]对方程(1)进行求解可得到介质表面交变温度为

$$T_m(x, \omega) \big|_{x=0} = \frac{Q_0}{k_g \sigma_g + Z_1^{\text{in}}}, \quad (3a)$$

式中 Z_1^{in} 为介质表面热波输入阻抗,其值可以利用不同切片层界面的热波输入阻抗之间的递归关系计算得到

$$Z_n^{\text{in}} = Z_n \left[\frac{Z_{n+1}^{\text{in}} + Z_n \tanh(\sigma_n h_n)}{Z_n + Z_{n+1}^{\text{in}} \tanh(\sigma_n h_n)} \right], \quad (3b)$$

式中 $Z_n = k_n \sigma_n$ 和 $\sigma_n = (j\omega/D_n)^{1/2}$ 分别为第 n 层切

片的特征热波阻抗和热波向量, $Z_{N+1}^{\text{in}} = k_s \sigma_s$ 和 $\sigma_s = (j\omega/D_s)^{1/2}$ 分别为衬底的热波输入阻抗和热波向量。为便于信号分析, 利用半无限大均匀介质样品表面温度 $T_h(\omega)$ 对多层介质表面温度进行归一化, 则多层介质样品表面的归一化温度 $T'_m(0, \omega)$ 可表示为

$$T'_m(0, \omega) = T_m(0, \omega)/T_h(\omega) = \sqrt{j\omega\rho_h c_h k_h}/(k_g \sigma_g + Z_1^{\text{in}}) = A_0 \exp(i\Phi), \quad (4)$$

式中 ρ_h 、 c_h 和 k_h 分别为均匀介质的密度、比热和热导率。 A_0 和 Φ 分别代表多层介质样品表面温度的归一化幅值和相位。假设均匀介质的材料参数与衬底材料参数相同。

3 反演算法

3.1 粒子群算法

PSO算法^[13~17]是1995年Eberhart和Kennedy提出的一种新的优化算法, 起源于对简单社会系统的模拟。PSO算法求解优化问题时, 问题的解对应于搜索空间中一只鸟的位置, 称这些鸟为“粒子”, 每个粒子都有一个位置和速度函数(决定它们飞行方向和距离), 还有一个由被优化的函数(称为适应度函数)决定的适应值, 每个粒子追随当前的最优粒子在解空间中进行搜索。PSO算法首先初始化一群随机粒子(随机解), 其中第 i 个粒子在 d 维解空间的位置可表示为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{id})$, 粒子飞行的速度为 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, \dots, v_{id})$, 它决定粒子在搜索空间单位时间迭代次数的位移。在每次迭代过程中, 粒子通过动态跟踪两个“极值”来更新自己。一个是粒子本身所找到的最优解, 这个解称为个体极值 p_{best} 。另一个极值是整个种群找到的最优解, 即全局极值 g_{best} 。在找到这两个最优值后, 粒子可根据公式

$$v_{i,d}^{j+1} = \omega v_{i,d}^j + c_1 r_1 (p_{\text{best}}^i - x_{i,d}^j) + c_2 r_2 (g_{\text{best}}^j - x_{i,d}^j), \quad (5a)$$

$$x_{i,d}^{j+1} = x_{i,d}^j + v_{i,d}^{j+1}, \quad (5b)$$

来更新其速度和位置, 直至找到满意解或达到最大迭代次数停止, 此时粒子的位置即为要寻找的最优解。式中 $v_{i,d}^j$ 为粒子 i 在 j 次迭代中第 d 维的速度, $x_{i,d}^j$ 是当前粒子的位置, ω 为惯性权重, c_1 和 c_2 为加速度系数, 分别调节向全局最好粒子和个体最好粒子方向飞行的最大步长, 通常令 $c_1 = c_2 = 2$, r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。为防止粒子远离搜索空间, 粒子的每一维速度 v_d 都会嵌位在 $[-v_{d\text{max}}, v_{d\text{max}}]$ 之间。 $v_{d\text{max}}$ 太大, 粒子将飞离最好解, 太小将会陷入局

部最优。假设将搜索空间的第 d 维定义为区间 $[-x_{d\text{max}}, x_{d\text{max}}]$, 则通常 $v_{d\text{max}} = \mu x_{d\text{max}}$ ($0.1 \leq \mu \leq 1.0$)。为使PSO算法在初期具有较强的全局收敛能力, 而晚期具有较强的局部收敛能力, 第 j 次迭代时的惯性权重系数为

$$\omega^j = 0.9 - \frac{j}{2N_{\text{max}}}, \quad (6)$$

式中 N_{max} 为预先定义的最大迭代数。

3.2 基于粒子群优化的光热深度剖面重构

通常情况下介质表面光热信号(如光热反射信号等)与其表面交变温度成正比, 因此在本文中直接利用(4)式来计算介质表面光热信号。由于光热相位信号与幅值信号相比灵敏度更高, 采用相位信号进行光热反演可以得到更加精确的剖面重构结果, 因此利用不同调制频率时含噪声相位信号进行热物性剖面重构。在逆问题领域, 是否能得到唯一解(伪逆问题)严重影响了逆问题求解的准确性。伪逆问题在工程应用上是常常存在的, 它实际上是由于测量数据过少或部分数据相关, 造成已知信息不足以唯一确定未知量。从数学角度, 伪逆问题应有无穷多组解。在光声光热剖面成像中, 已知的仅是一定频率范围内有限个测量点的信号值, 有多种可能的介质分布会在这些测量点上产生相同的信号分布。对伪逆问题, 必须采用一些特殊方法来从无穷多解中挑出一组解。利用先验信息和正则化约束方法来保证求解的稳定性和准确性。当重构的是热导率深度剖面时, PSO优化的最小化目标函数为

$$F(\mathbf{K}) = \left\{ \sum_{m=1}^M [\Phi_t(f_m, \mathbf{K}) - \Phi_e(f_m, \mathbf{K})]^2 \right\} + \lambda \sum_{n=1}^{N-1} |k_{n+1} - k_n|, \quad (7)$$

其中等号右侧第一项为相位信号试探解 Φ_t 与实验(或仿真)信号 Φ_e 的偏差函数(逼近项), 而第二项为总变差正则约束项^[20,21], 起着恢复原问题解的稳定性作用, 适合用来重构包含有限个不连续点的分段常数函数; λ 为正则参数, 其值为正, 用于调整正则项与逼近项的平衡; $\mathbf{K} = (k_1, k_2, \dots, k_N)$ 为 N 维向量, 代表估计的虚拟切片层的热导率分布(即多层介质的热导率剖面)。

从(3)式可知介质表面的光热信号与介质的热导率和热扩散率分布均有关。根据切片层的热导率和热扩散率的关系 $D_n = k_n/(\rho_n c_n)$ (其中 ρ_n 和 c_n 分别为密度和比热)可知, 如果多层介质具有相同的密度与比热乘积值, 则热导率与热扩散率分布具有相

同的形状,可直接利用(7)式进行剖面重构。如果多层介质的密度和比热乘积值不同,则热导率与热扩散率分布具有不同的形状。在重构热导率深度剖面时,热扩散率剖面分布一般也是未知的,因此研究热导率和热扩散率深度剖面的同步重构问题具有重要意义。当进行同步重构时,优化目标函数定义为

$$F(\mathbf{X}) = \left\{ \sum_{m=1}^M [\Phi_t(f_m, \mathbf{X}) - \Phi_e(f_m, \mathbf{X})]^2 \right\} + \lambda_1 \sum_{n=1}^{N-1} |k_{n+1} - k_n| + \lambda_2 \sum_{n=1}^{N-1} |D_{n+1} - D_n|, \quad (8)$$

式中 $\mathbf{X} = (k_1, k_2, \dots, k_N, D_1, D_2, \dots, D_N)$ 为 $2N$ 维向量,代表估计得到的多层热导率和热扩散率剖面。(8)式等号右侧第二项和第三项分别表示处理热导率剖面和热扩散率剖面的 TV 正则约束项。 λ_1 和 λ_2 为正则参数,用于调整逼近项和两个正则项之间的平衡。在应用过程中,适当地调整参数 λ_1 和 λ_2 , 就可以获得较好的剖面重构效果。

由于包含多个局部极值点,采用传统的基于梯度的算法来优化目标函数(7)式和(8)式是非常复杂和困难的。而 PSO 算法保留了基于种群的、并行的全局搜索策略,其采用的速度-位移模型操作简单,避免了复杂的遗传操作,在求解上述目标函数时具有独特优势。在利用 PSO 算法重构热导率剖面时,一个粒子代表了一个可能的热导率剖面分布,其中第 i 个粒子在 N 维解空间的位置可表示为 $X_i = K_i = (k_{i1}, k_{i2}, \dots, k_{iN})$ 。采用正则化方法进行反演的一个关键问题就是正则参数的选取。在单剖面重构时,采用 L 曲线准则^[22] 来选择正则参数。 L 曲线准则是以 $\log\text{-}\log$ 尺度描述解范数 $\|x^\lambda\|$ 与残差范数 $\|y - Ax^\lambda\|$ 的曲线对比,所做图形为一个明显的 L 曲线,一般取曲线拐角点处的 λ 为最优正则化参数。在进行剖面同步重构时,可利用 L 曲线准则的高维形式—— L 超曲面法^[23] 选取合适的正则化参数 λ_1 和 λ_2 。

4 剖面重构结果与讨论

对不同多层介质的热导率(热扩散率)剖面进行了重构仿真以测试上述重构算法的可行性。在数值仿真时测量相位信号由(4)式计算得到的模拟信号再混入一定信噪比的噪声(信噪比分别为 20 dB 和 10 dB)得到。在 PSO 优化过程中算法初始种群包含 30 个个体,最大迭代次数设为 3000。此外,热导率剖面的取值范围(即粒子群算法的搜索空间)设为 $1 \text{ W}\cdot\text{K}^{-1}\cdot\text{m}^{-1} \leq k_n \leq 150 \text{ W}\cdot\text{K}^{-1}\cdot\text{m}^{-1}$,热扩散率剖面

的取值 $5 \times 10^{-6} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1} \leq D_n \leq 100 \times 10^{-6} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$ 。在剖面重构过程中,假设多层介质的总厚度 l_s 已知,将其作为光热反演的先验信息和约束条件,否则可能导致解的非唯一性和收敛难问题。由于粒子群算法属于随机反演算法,因此在剖面重构时取 5 次结果的平均值作为最终结果。

在光热深度剖面重构时调制频率范围的选择起着非常重要的作用。频率低频部分的信号包含着样品后部区域信息,而频率高频部分的信号包含着样品前部区域信息,因此调制频率必须在一个合适的范围内才能获得较好的重构精度。图 2 给出了同一多层介质在不同热扩散率衬底情况下(衬底的密度和比热为常值)的归一化光热相频信号,其中多层介质的物理参数如表 1 所示。从图可知当调制频率非常低时($f_m < 10^{-3} \text{ Hz}$),热穿透深度很大,归一化相位信号值约为 0,相位信号反映的是半无限大衬底的性质。当调制频率增大时热穿透深度减小,多层介质和衬底的性质对相位信号均有影响,并且频率越高信号中包含更多多层介质的信息($10^{-3} \text{ Hz} < f_m < 10^2 \text{ Hz}$)。当调制频率进一步增大时($f_m > 10^2 \text{ Hz}$),从图可知衬底热扩散率的改变对信号的影响非常小,信号包含的主要是多层介质的信息。随着调制频率的进一步增大($f_m > 3 \times 10^2 \text{ Hz}$),衬底热扩散率的改变对表面光热信号没有影响,相位信号反映的是多层介质或其部分区域的热学性质的信息。当调制频率非常大时($f_m > 10^4 \text{ Hz}$),相位信号接近常数值 0,此时相位信号反映的是介质近表面的信息。一般而言,相位信号达到稳定值 0 时的调制频率可作为所需的最高调制频率。而在另一方面,由于多层介质的热物性未知,最低调制频率的确定较为困难,从重构结果可知相频曲线出现第一个局部极小值时所对应的频率可作为所需的最低调制频率。

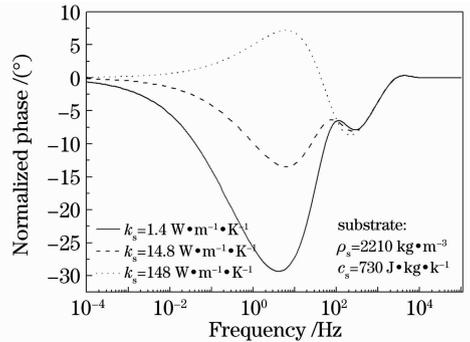


图 2 不同衬底情况下多层介质的归一化光热相频信号
Fig. 2 Normalized phase-frequency signal of a multilayer media with different substrates

表 1 图 2 中多层介质所使用的物理参数

Table 1 Physical parameters chosen in the simulation for a multilayer media in Fig. 2

Layer No.	Layer thickness / mm	Thermal conductivity / ($\text{W}\cdot\text{m}^{-1}\cdot\text{K}^{-1}$)	Thermal diffusivity / ($\text{m}^2\cdot\text{s}^{-1}$)
1	0.0625	50.0	1.35×10^{-5}
2	0.125	20.0	5.41×10^{-6}
3	0.0625	100.0	2.70×10^{-5}

考虑多层介质具有相同的密度和比热容乘积值,图 3 给出了一个典型的热导率剖面重构结果,其中多层介质的材料参数如表 2 所示。如上所述,在 PSO 反演过程中选择合适的正则参数非常重要,图 3(a)给出了利用 L 曲线方法选择正则化参数 λ 的数值结果,其中 λ 的取值范围设为 $0.001\sim 50$ 。通过 PSO 算法优化目标函数(7)求得正则化参数下的正则解,然后根据不同 λ 值时解范数 $\|Lk\|_1$ 与残余范数 $\|Gk-d\|_2$ 之间的关系做出的 L 曲线,可看到曲线具有字母 L 形状,而曲线 L 拐角处所对应的 λ 值则选为合理的正则化参数值[图 3(a)中 $\lambda=1.45$]。图 3(b)给出了信噪比 $R_{\text{SN}}=10$ dB 的仿真相位信号以及相应的信号拟合结果。从图可知相位数据的拟合结果较好(如图中实线所示),表明 PSO

算法具有很强的信号拟合能力。图 3(c)给出了相应的剖面重构结果,其中虚拟分层数(粒子维数) N 为 35。从图中可看到重构的热导率剖面与原始热导率剖面较为一致,重构剖面能较好地定位原始剖面不连续位置(多层介质分界面),并且重构剖面在介质层层内没有出现不合理的波动,重构结果非常理想。通过比较 $R_{\text{SN}}=20$ dB 和 10 dB 的相位信号的重构结果可知,较强的噪声对热导率剖面重构精度的影响较小,表明算法具有较强的抗噪能力。此外,从图 3(c)中可看到与第 1、2 和 4 层的重构结果相比,第 3 层的重构结果稍差。根据光热相位信号灵敏度的定义^[5],对不同层热导率的相位信号灵敏度进行了计算,其结果如图 3(d)所示。从图可知在低频范围不同层的相位灵敏度系数均较小,这与此时热扩散深度较大有关。随着调制频率增大,热扩散深度减小,各层相位灵敏度系数均增大。在另一方面,与第 1、2 和 4 层热导率的相位灵敏度系数相比,第 3 层热导率的相位灵敏度系数相对较小,因此其重构的精度相对较低。通过比较不同运行次数的仿真结果可知,当灵敏度系数较大时,不同运行次数的重构结果非常接近,解的稳定性和唯一性较好;当灵敏度系数较小时,不同运行次数的重构结果有一

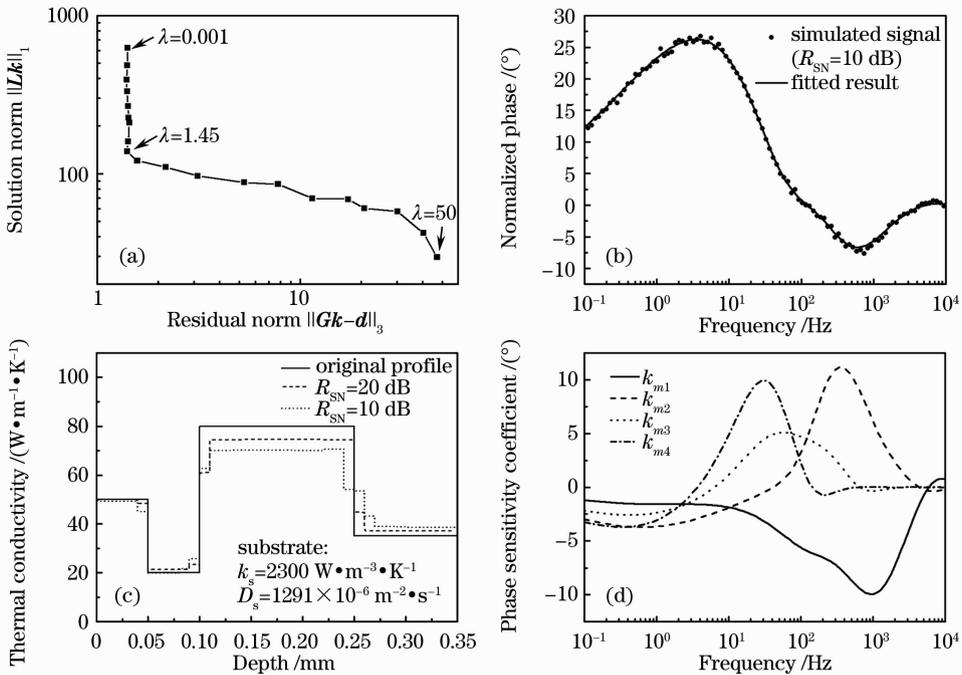


图 3 基于 PSO 优化的热导率剖面重构结果。(a)选择正则化参数的 L 曲线;(b)仿真相位信号与拟合结果;(c)不同噪声数据的剖面重构结果;(d)相位灵敏度分析

Fig. 3 Reconstruction results of a thermal conductivity depth profile based on PSO optimization. (a) L -curve for regularization parameter selection; (b) simulated phase signal and fitted result; (c) reconstructed profile for different noisy data; (d) phase sensitivity coefficients analysis

定差异,因而需要求平均以得到更为合理的值。

表2 图3中多层介质的物理参数

Table 2 Physical parameters of the multilayer media used in Fig. 3

Layer No.	Layer thickness /mm	Thermal conductivity / ($\text{W}\cdot\text{m}^{-1}\cdot\text{K}^{-1}$)	Thermal diffusivity / ($\text{m}^2\cdot\text{s}^{-1}$)	Product of density and heat capacity / ($10^6\text{ J}\cdot\text{m}^{-3}\cdot\text{K}^{-1}$)
1	0.05	50.0	1.35×10^{-5}	3.70
2	0.05	20.0	5.41×10^{-6}	3.70
3	0.15	80.0	2.16×10^{-5}	3.70
4	0.10	35.0	9.47×10^{-6}	3.70

根据3.1节的理论模型可知剖面重构结果与虚拟分层数 N 的数目直接相关。当 N 较小时,由于重构格栅的精度较低,重构结果可能不理想。在另一方面,增大 N 值虽然可以增加格栅的精度,但同时也增加了剖面重构问题的维数和计算花费并导致全局收敛变得困难,因此选择合理的分层数 N 非常重要。在图3中所使用的分层数 N 恰好能使重构格栅准确定位真实热导率剖面分布的不连续(阶跃)位置,因此剖面重构结果非常理想。但是在真实的剖面重构应用中由于热导率剖面分布形状未知,选择的分层数 N 不一定能很好地定位剖面不连续位置,因此如何选择一个合适的分层数 N 是值得考虑的问题。在图4中对不同 N 值时同一热导率剖面的重构结果进行了分析,其中待重构剖面形状如图4(a)中实线所示(衬底材料参数与图3一致)。

图4(a)为 $N=5$ 时的剖面重构结果,可以看到第三个重构格栅左边界和右边界与热导率剖面分布的不连续位置较为接近,重构结果比较理想。图4(b)为 $N=6$ 时的剖面重构结果,从图可知虽然 N 值变大了,但是重构效果反而变差,其原因是 $N=6$ 时重构格栅的分界面不能够很好定位剖面的不连续位置。图4(c)分别给出了 $N=15, 20$ 和 22 时的剖面重构结果,可以看到剖面重构结果均较好,其原因是此时重构格栅较密,能够较好地定位不连续位置。基于上述讨论,在剖面重构过程中可以从较小的层数 N 出发,逐步增加 N 值(如 $N=N+2$)进行光热反演,当剖面重构的结果趋于一致时,说明层数 N 对剖面重构精度的影响较小,此时选取的 N 值较为合理。图4(d)给出了不同 N 值时 PSO 优化的收敛曲线,从图可知当 N 值较小(即重构变量维数较少)时收

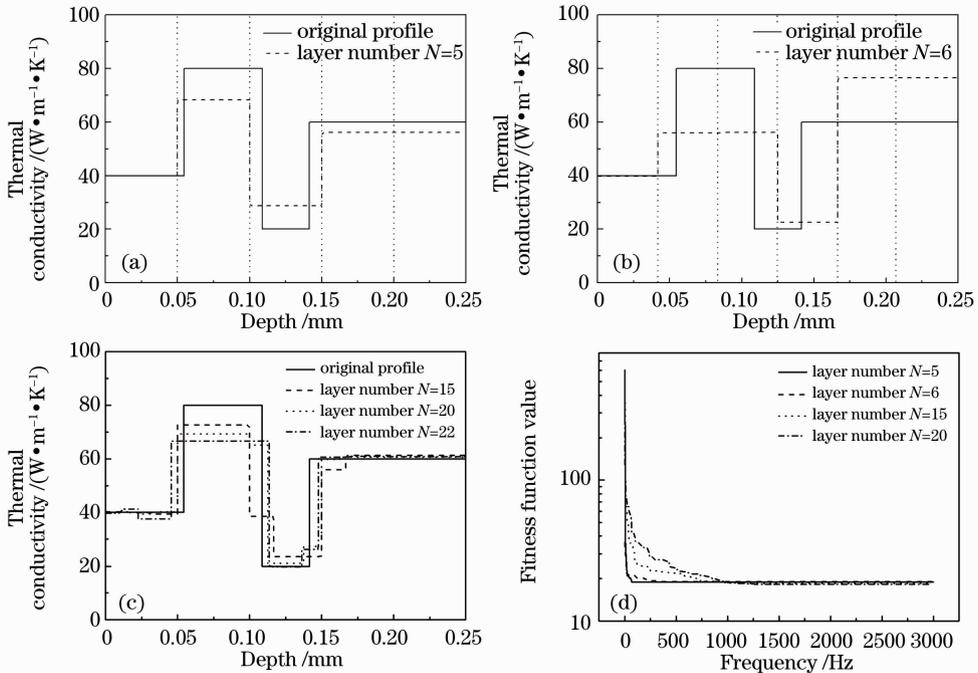


图4 采用不同虚拟分层数 N 的热导率剖面重构结果。(a) $N=5$; (b) $N=6$; (c) $N=15, 20$ 和 22 ; (d) 适应度函数与迭代次数的关系

Fig. 4 Reconstruction results of a thermal conductivity profile using different virtual layer number. (a) $N=5$; (b) $N=6$; (c) $N=15, 20$ and 22 ; (d) fitness function value versus iteration number

敛速度较快,而当 N 值较大时收敛速度明显变慢,但收敛的稳定性仍然较好。

如 3 节所述,当多层介质的不同层具有不同的密度和比热容时,有必要对热导率和热扩散率剖面同步重构的可行性进行分析。图 5 给出了一个典型的热导率和热扩散率剖面同步重构结果($N=50$),其中多层介质的材料参数如表 3 所示。在重构过程中正则参数 λ_1 和 λ_2 的取值分别为 0.35 和 2.5×10^6 , λ_2 远大于 λ_1 的原因是由于热扩散率值远小于热导率值,在目标函数中需增大其所占权重以达到两个正则项之间的平衡。从图可知利用 PSO 算法对包含双正则项的目标函数(8)式进行优化可实现热导率和热扩散率深度剖面的同步重构,并且在噪声扰动相对较大的情况下同步重构结果仍尚可,进一步说明算法具有较强的抗噪能力。此外,与热导

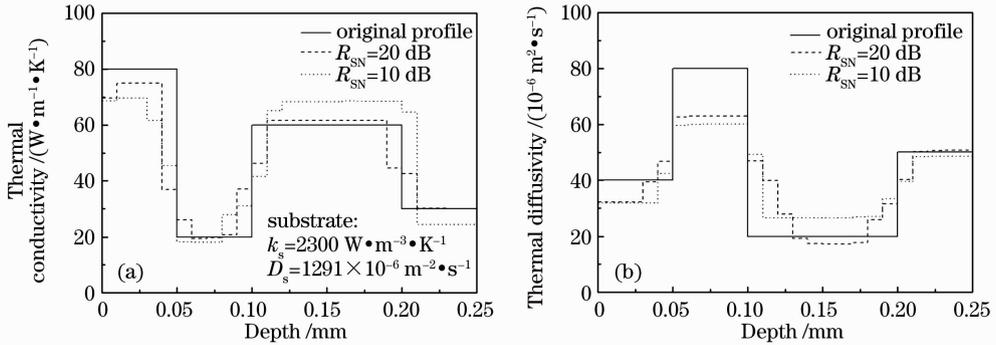


图 5 热物性深度剖面的同步重构结果。(a)热导率;(b)热扩散率

Fig. 5 Simultaneous reconstruction of thermal property depth profiles. (a) Thermal conductivity; (b) thermal diffusivity

表 3 图 5 中多层介质的物理参数

Table 3 Physical parameters of the multilayer media used in Fig. 5

Layer No.	Layer thickness /mm	Thermal conductivity / ($\text{W} \cdot \text{m}^{-1} \cdot \text{K}^{-1}$)	Thermal diffusivity / ($10^{-5} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$)	Product of density and heat capacity / ($\text{J} \cdot \text{m}^{-3} \cdot \text{K}^{-1}$)
1	0.05	80.0	4.0	2.0×10^6
2	0.05	20.0	8.0	2.5×10^5
3	0.10	60.0	2.0	3.0×10^6
4	0.05	30.0	5.0	6.0×10^5

5 结 论

基于热波阻抗方法建立了空气中多层介质的一维光热模型,利用界面热波阻抗的递推关系计算得到多层介质表面调制光热信号。将多层介质离散为一系列厚度相同而热物性不同的虚拟均匀层,对利用粒子群优化算法和总变差正则化方法重构多层结构的热物性深度剖面的可行性进行了分析。数值模拟的结果证明了该方法的有效性,尤其适合用来重构总厚度已知但层数和层厚度分布未知的多层介质

率剖面重构结果图 5(a)相比,热扩散率剖面重构结果图 5(b)的精度相对较差,其原因可能与热扩散率的相位信号灵敏度系数相对较小有关。通过比较图 3 与图 5 可知,双剖面同步重构精度远低于单剖面重构精度,双剖面同步重构更为困难。这一方面是因为双剖面同步重构时粒子维数大大增加,导致算法性能变差,可能无法收敛于全局最优解;另一方面,不同运行次数的重构结果的偏差相对较大,解的非唯一性和稳定性问题需要进一步考虑;最后,由于 PSO 算法是一种随机搜索算法,准确选取双正则参数仍较为困难。在今后的研究中,若能利用热导率和热扩散率剖面具有相同的不连续位置的性质作为反演的约束条件,则可提高同步剖面重构的精度和收敛性。

的热物性深度剖面。噪声背景下光热信号的重构结果亦证实了算法的稳定性和可靠性。数值结果也表明上述方法可尝试应用热导率和热扩散率深度剖面的同步重构。另外,需指出的是上述算法适用于重构层数在 3~5 之间的多层介质的热物性剖面,当层数进一步增加时将出现不收敛和解的非唯一性等问题,相关问题需进一步研究。

参 考 文 献

1 L. W. Liu, C. H. Wang, X. Yuan *et al.*, Similarity

- normalization method for thermal conductivity depth profile reconstructions from inhomogeneous cylindrical and flat solids using thermal waves[J]. *J. Appl. Phys.*, 2010, **107**(5): 053503
- 2 J. Fizev, C. Glorieux. Case-hardening inspection of steel using photothermal phase maxima[J]. *J. Appl. Phys.*, 2010, **108**(10): 103506
 - 3 R. Celorrio, E. Apinaniz, A. Mendioroz *et al.*. Accurate reconstruction of the thermal conductivity depth profile in case hardened steel[J]. *J. Appl. Phys.*, 2010, **107**(8): 083519
 - 4 E. Apinaniz, A. Mendioroz, A. Salazar *et al.*. Analysis of the Tikhonov regularization to retrieve thermal conductivity depth-profiles from infrared thermography data[J]. *J. Appl. Phys.*, 2010, **108**(6): 064905
 - 5 Chen Zhaojiang, Fang Jianwen, Wang Zhihai. Thermal characterization of film-on-substrate systems by laser photothermal reflectance technique[J]. *Chinese J. Lasers*, 2006, **33**(3): 385~390
陈赵江, 方健文, 王志海. 激光光热反射技术对薄膜热物性的表征[J]. *中国激光*, 2006, **33**(3): 385~390
 - 6 Chunxian Tao, Yuanan Zhao, Hongbo He *et al.*. Imaging photothermal microscopy for absorption measurements of optical coatings[J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2009, **7**(11): 1061~1064
 - 7 Hao Honggang, Li Bincheng, Liu Mingqiang. Sensitivity comparison for absorption measurement of optical coatings between surface thermal lens and photothermal detuning techniques[J]. *Chinese J. Lasers*, 2009, **36**(2): 467~471
郝宏刚, 李斌成, 刘明强. 表面热透镜与光热失调技术测量光学薄膜吸收的灵敏度比较[J]. *中国激光*, 2009, **36**(2): 467~471
 - 8 C. Sumi, H. Yanagimura. Reconstruction of thermal property distributions of tissue phantoms from temperature-thermal conductivity, thermal capacity and thermal diffusivity[J]. *Phys. Med. Biol.*, 2007, **52**(10): 2845~2863
 - 9 P. Martinez-Torres, A. Mandelis, J. J. Alvarado-Gil. Optical and thermal depth profile reconstructions of inhomogeneous photopolymerization in dental resins using photothermal waves[J]. *J. Appl. Phys.*, 2010, **108**(5): 054902
 - 10 Z. J. Chen, J. W. Fang, S. Y. Zhang. Thermal characterization of film-on-substrate system by photothermal method and genetic algorithm[J]. *Eur. Phys. J. Spec. Top.*, 2007, **153**(1): 195~198
 - 11 J. Ravi, Y. Lu, S. Longuemart *et al.*. Optothermal depth profiling by neural network infrared radiometry signal recognition[J]. *J. Appl. Phys.*, 2005, **97**(1): 014701
 - 12 R. L. Voti, C. Sibilila, M. Bertolotti. Photothermal depth profiling by thermal wave backscattering and genetic algorithms[J]. *Int. J. Thermophys.*, 2003, **26**(6): 1833~1848
 - 13 Wei Fuya, Liu Hongwu, Fu Chunlin. Reconstruction of fiber Grating parameters from reflectivity using quantum particle swarm optimization algorithm[J]. *Chinese J. Lasers*, 2011, **38**(2): 0205004
韦芙芽, 刘洪武, 付春林. 基于量子粒子群优化算法的光纤光栅参数重构[J]. *中国激光*, 2011, **38**(2): 0205004
 - 14 Ni Libin, Liu Jichang, Wu Yaoting *et al.*. Optimization of laser cladding process variables based on neural network and particle swarm optimization algorithms[J]. *Chinese J. Lasers*, 2011, **38**(2): 0203003
倪立斌, 刘继常, 伍耀庭等. 基于神经网络和粒子群算法的激光熔覆工艺优化[J]. *中国激光*, 2011, **38**(2): 0203003
 - 15 Wu Yiquan, Zhan Bichao, Wu Jiaming. An infrared image segmentation method based on within-class absolute difference and chaotic particle swarm optimization[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(1): 79~85
吴一全, 占必超, 吴加明. 基于类内绝对差和混沌粒子群的红外图像分割[J]. *光学学报*, 2010, **30**(1): 79~85
 - 16 Zhenyue Luo, Weidong Shen, Xu Liu *et al.*. Design of dispersive multilayer with particle swarm optimization method[J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2010, **8**(3): 342~344
 - 17 Lin Liangkui, Xu Hui, An Wei *et al.*. Closely spaced objects infrared super-resolution algorithm based on particle swarm optimization[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(6): 1645~1650
林两魁, 徐晖, 安玮等. 基于粒子群优化的空间邻近目标红外超分辨算法[J]. *光学学报*, 2010, **30**(6): 1645~1650
 - 18 Z. J. Chen, S. Y. Zhang. Thermal depth profiling reconstruction by multilayer thermal quadrupole modeling and particle swarm optimization[J]. *Chin. Phys. Lett.*, 2010, **27**(2): 026502
 - 19 J. Opsal, A. Rosencwaig. Thermal-wave depth profiling: theory[J]. *J. Appl. Phys.*, 1982, **53**(6): 4240~4246
 - 20 Guo Baolong, Wu Xiaoyue, Li Leida. A new approach for removing the Gibbs-like artifacts in image denoising[J]. *Chinese J. Lasers*, 2010, **37**(3): 769~773
郭宝龙, 武晓玥, 李雷达. 一种新的有效消除图像中 Gibbs 噪声的算法[J]. *中国激光*, 2010, **37**(3): 769~773
 - 21 Li Ting, Chen Xiaomei, Chen Gang *et al.*. A noise reduction algorithm of hyperspectral imagery using double-regularizing terms total variation[J]. *Spectrosc Spect Anal*, 2011, **31**(1): 16~20
李婷, 陈小梅, 陈刚等. 一种双正则项全变差高光谱图像去噪算法[J]. *光谱学与光谱分析*, 2011, **31**(1): 16~20
 - 22 X. Zhu, J. Shen, Y. Wang *et al.*. The reconstruction of particle size distributions from dynamic light scattering data using particle swarm optimization techniques with different objective functions[J]. *Opt. Laser Technol.*, 2011, **43**(7): 1128~1137
 - 23 M. Belge, M. E. Kilmer, E. L. Miller. Efficient determination of multiple regularization parameters in a generalized L-curve framework[J]. *Inverse Probl.*, 2002, **18**(4): 1161~1183

栏目编辑: 韩 峰