

正则化声学层析成像温度分布的重建研究

楚攀^{1,2,✉}, 黄长华¹, 白凤武², 陈澜¹

(1. 中国能源建设集团广东省电力设计研究院有限公司, 广州 510663; 2. 中国科学院电工研究所, 北京 100190)

摘要: [目的] 声学层析成像(AT)被认为是一种极具发展前景的温度分布测量方法,提高重建精度对于该方法的工程应用至关重要。[方法] 使用了一种两阶段的重建方法。首先,将被测量的区域离散成为粗网格单元,进而减少未知变量,用于缓解声学测温反问题;通过构建新的目标函数将声学测温的反问题转变成为一个优化求解问题;用Nelder-Mead单纯形算法求解该目标的泛函,获得粗离散网格单元下的温度分布情况。然后,将测量区域继续剖分成更小的离散型网格单元,使用ELM方法去预测此网格单元的温度场分布。[结果] 数值仿真结果表明:提出算法不仅确保AT测温反问题的数值稳定性,而且提高重建精度。[结论] 研究成果为AT测温反问题的数值求解和提高重建精度引入了一种有效方法。

关键词: 声学层析成像; 温度分布测量; Tikhonov正则法; 极限学习机; Nelder-Mead单纯形算法

中图分类号: TM611; TP391

文献标志码: A

文章编号: 2095-8676(2020)S2-0068-07

开放科学(资源服务)二维码:



Regularization Reconstruction Method for Temperature Distribution Measurement in Acoustic Tomography

CHU Pan^{1,2,✉}, HUANG Zhanghua¹, BAI Fengwu², CHEN Lan¹

(1. China Energy Engineering Group Guangdong Electric Power Design Institute Co., Ltd., Guangzhou 510663, China;

2. Institute of Electrical Engineering, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: [Introduction] The acoustic tomography (AT) is regarded to be a promising tomography method for temperature distribution measurement, and improving the reconstruction accuracy plays a crucial role in actual applications of the technology. [Method] This paper proposed a two-stage reconstruction method. First, the original measurement domain was divided into a group of coarse grid elements to reduce the number of the unknown variables and to alleviate the ill-posed nature of the inverse problem in the AT temperature distribution measurement. A new cost function was proposed to convert the AT inverse problem into an optimization problem, which was solved by the Nelder-Mead simplex algorithm to get the temperature distribution on coarse grid elements. In the second stage, the measurement domain was further divided into finer discrete grid elements, and the extreme learning machine was deployed to predict the temperature distribution on the grid elements. [Result] Numerical simulation results indicate that the proposed reconstruction algorithm not only ensures the numerical stability of the inverse problem in the AT temperature distribution measurement, but also improves the reconstruction accuracy. [Conclusion] The research findings provide an effective method for the numerical solution of the inverse problem in the AT temperature distribution measurement and the improvement in the reconstruction accuracy.

Key words: acoustic tomography; temperature distribution measurement; Tikhonov regularization method; extreme learning machine; Nelder-Mead simplex algorithm

获取准确的温度分布信息对于设备运行安全性、经济性非常重要。进行温度分布测量方法大致

可以分为两种:一是接触式测量方法;二是非接触式测量方法。非接触式测温具有不破坏测量介质的温度分布、响应速度快、能够获得测量对象整体温度分布等优点。因具有非侵入式传感、能用于大尺度温度分布测量等优点,声学层析成像(AT)被

收稿日期: 2018-11-26 修回日期: 2019-03-09

基金项目: 中国能建广东院科技项目“大规模综合储能发电系统的关键技术研究”(EV04001W)

认为是一种极具发展前景的非接触式温度分布测量方法。当前, AT技术已被广泛应用于火力发电、化工等领域的温度分布测量, 并获得良好的效益。

AT测量方法的应用取决于温度分布重建的精度。当前, 重建精度低这个关键问题制约了AT技术的应用。研究表明, 重建算法的性能直接影响了AT温度分布测量的精度。为了克服上述问题, 学者们提出了诸多的方法提高重建质量。标准Tikhonov正则法^[1]和截断奇异值分解方法^[2]是两种常用的非迭代算法。非迭代算法计算简单, 无需逐步更新解, 能够实现在线重建, 但是其重建质量仍需进一步提高。为了克服非迭代算法重建精度低的弊端, 研究者们提出了迭代算法。典型的迭代重建算法包括Landweber算法^[3]、同步迭代重建算法(Simultaneous Iterative Reconstruction Techniques, SIRT)方法^[4]、代数重建方法(Algebraic Reconstruction Technique, ART)^[5]、联合代数重建技术(Simultaneous Algebraic Reconstruction Technique, SART)^[6]等。相比于非迭代法而言, 迭代算法的重建精度得到了较大的改善。但是, 由于AT反问题的病态本质, 以及测量噪声的影响, 重建高精度的温度分布仍充满了挑战性。

常规AT温度分布重建问题通常考虑测量噪声, 但未能考虑重建模型的不精确性。由于实际的传感器和理论模型总存在一定程度的偏差, 同时考虑测量噪声和重建模型的不精确本质显得尤为重要。此外, 由于实际测量条件的限制, 在AT测量中, 已知测量信息远远少于未知变量的数目, 进而造成了有效信息量的匮乏, 因为在信息量匮乏的情况下提升重建的精度显得非常重要。

为了克服存在的问题, 提升重建精度, 本文提出了一种两阶段的重建方法。首先, 将被测量的区域离散成粗网格单元, 进而减少了未知变量的数目; 使用一个新的目标函数将声学测温的反问题转变成一个最优问题; 用Nelder-Mead单纯形算法快速地求解该目标泛函, 获得此网格单元的温度分布。然后, 利用极限学习机(Extreme learning machine, ELM)方法预测温度在细化网格单元中的分布。数值计算的结果证实了该方法的有效与可行。

1 声学层析成像测温模型

AT技术基于测量的飞渡时间(Time of Flight, TOF), 使用一个合适的算法重建了被测对象的温度场分布。为方便实际的应用, AT重建模型常可表达为^[7]:

$$\mathbf{Ax} = \mathbf{y} + \mathbf{r} \quad (1)$$

式中: \mathbf{A} 是 $m \times n$ 维距离矩阵; \mathbf{y} 是 $m \times 1$ 维声波TOF数据; \mathbf{x} 为 $n \times 1$ 维声波传播速度的倒数; \mathbf{r} 是 $m \times 1$ 维的测量噪声向量。一旦求出 \mathbf{x} 后, 可依据声速与温度的关系($c = \sqrt{\gamma RT/M}$)求出温度分布, γ 、 R 、 M 、 T 和 c 分别是气体定压热容和定容热容之比、气体常数、气体分子质量、气体介质温度和声波在气体介质中的传播速度。

2 目标函数与求解

方程(2)是一个病态问题, 它的解是不稳定的。由于测量条件和环境的限制, 输入数据(如TOF数据)中必定包含一定程度的噪声。为获得有意义的解, 该方程常被转化为一个最优化问题的求解。Tikhonov正则化法是一个流行的反问题求解方法, 已被广泛应用于不同的领域。根据该方法, 方程(1)可转化为如下的最优化问题:

$$\min \{ D(\mathbf{x}, \mathbf{y}) + \alpha R(\mathbf{x}) \} \quad (2)$$

式中: $D(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 代表解的精确性测度; R 代表正则项; $\alpha > 0$ 是正则参数。

许多的方法能够用于设计解的精确性测度函数, 如 L_2 范数、 L_1 范数等。为了提高估计的鲁棒性, 本研究利用残差的 L_1 范数作为解的精确性测度, 即

$$D(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \|\mathbf{Ax} - \mathbf{y}\|_1 \quad (3)$$

式中: $\|\cdot\|_1$ 代表 L_1 范数。

正则项的设计直接影响了解的质量。考虑到温度分布的光滑性, 本研究采用加权 L_2 范数作为未知变量 \mathbf{x} 的正则项, 即

$$R(\mathbf{x}) = \|\mathbf{Wx}\|^2 \quad (4)$$

式中: \mathbf{W} 是一个加权矩阵, 可依据问题的先验信息而相应设计。

根据方程(3)和(4), 方程(2)可具体表达为:

$$\min \{ \|\mathbf{Ax} - \mathbf{y}\|_1 + \alpha \|\mathbf{Wx}\|^2 \} \quad (5)$$

方程 (5) 是包含了非光滑项的无约束最优化问题。因具有良好的数值性能、无需目标函数的梯度信息等优势, 本文用Nelder-Mead单纯形算法求解该方程, 更多的计算细节见文献 [8]。

3 极限学习机

本研究提出的重建方法需要利用第一阶段求解的温度场数据去预测细化网格单元的温度分布。因具有学习速度快、泛化能力强等优点, 本节用极限学习机 (Extreme Learning Machine, ELM) 预测细化网格单元的温度分布。

ELM 在本质上是一个单隐层前馈神经网络 (如图1), 其主要的不同点在于隐层的权值和偏置被随机给定, 网络的训练主要是求解输出层的权值^[9-12]。由于隐层权值和偏置被随机给定, 输出层的权值能够被快速地求解。当前, ELM方法已被成功应用于诸多领域, 如信号与图像处理、风速预测、故障诊断等。

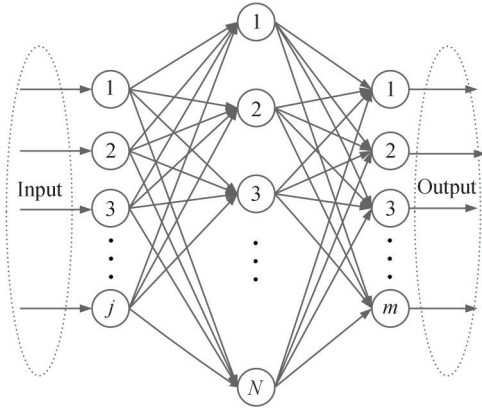


图1 单隐层前馈神经网络

Fig. 1 Single hidden layer feedforward neural network

根据图1, 给定训练样本对 (s_i, z_i) , $i = 1, 2, \dots, N$, $s_i = [s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{im}]^T$ 对应于测量区域每个网格单元中心坐标, $z_i = [z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{im}]^T$ 代表网格的温度数值, 和激活函数 $g(x)$ 的条件下, 隐层输出可表达为方程以及隐层输出和输出层输出的数值联系可表达为方程 (6) 和 (7), 即

$$h = g(a, b, s) \quad (6)$$

$$h(s_i)V = z_i, i = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

方程 (7) 可重写为如下的线性方程:

$$HV = Y \quad (8)$$

式中:

$$H = \begin{bmatrix} g(a_1, b_1, s_1) & g(a_1, b_1, s_2) & \cdots & g(a_1, b_1, s_N) \\ g(a_2, b_2, s_1) & g(a_2, b_2, s_2) & \cdots & g(a_2, b_2, s_N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ g(a_n, b_n, s_1) & g(a_n, b_n, s_2) & \cdots & g(a_n, b_n, s_N) \end{bmatrix}^T \quad (9)$$

$$V = \begin{bmatrix} v_1^T \\ \vdots \\ v_N^T \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} z_1^T \\ \vdots \\ z_N^T \end{bmatrix} \quad (10)$$

ELM 的训练意味着快速、有效地求解方程 (8)。为了改善ELM的性能和降低过拟合风险, 根据Tikhonov正则法, 方程 (8) 的求解可转化为如下的最优化问题:

$$\min \left\{ \frac{1}{2} \|HV - Y\|^2 + \alpha \|V\|_1 \right\} \quad (11)$$

方程 (11) 是一个 L_1 正则化问题, 本文用正反分裂算法 (Forward-Backward Splitting, FBS) 求解该问题。FBS算法试图求解如下的最优化问题:

$$\min \{ H(u) + \lambda J(u) \} \quad (12)$$

式中: J 和 H 是两个已知函数。

在FBS算法中, 未知变量 u 根据下式更新^[13-14]:

$$u^{k+1} = \text{Prox}_{\delta\lambda J}(u - \partial H(u^k)) \quad (13)$$

式中: $\text{Prox}_{\delta\lambda J}(\cdot)$ 算子定义为:

$$\text{Prox}_{\delta\lambda J}(e) = \min \left\{ \lambda J(u) + \frac{1}{2\delta} \|u - e\|_2^2 \right\} \quad (14)$$

根据上述的讨论, 用FBS求解方程 (11) 的计算程序可总结在算法1中。

1) 算法1: FBS算法

步骤1: 初始化, 设置算法参数, 置 $k = 1$;

步骤2: 更新变量 e^{k+1} :

$$e^{k+1} = V^k - \delta H^T(HV - Y)$$

步骤3: 更新变量 V^{k+1}

$$V^{k+1} = \min \left\{ \frac{1}{2\delta} \|V - e^{k+1}\|^2 + \alpha \|V\|_1 \right\}$$

步骤4: 判断算法的收敛性。如果算法是收敛的, 则执行步骤5, 如不收敛, 置 $k \leftarrow k + 1$, 返回步骤2。

步骤5: 输出以上步骤的计算结果。

最终, 根据上述的讨论与分析, ELM的训练的主要目标是得到输出权, 其计算的流程可总结在算法2中。

2) 算法2: ELM训练程序

步骤1: 给定训练样本。

步骤2: 确定隐层单元数, 随机给定隐层权值和偏置向量。

步骤3: 用算法1解方程(11)获得输出权。

4 两阶段重建算法

为了提高AT温度分布计算的重建精度, 本文构建了一种两阶段正则化重建(Two-Stage Regularization Reconstruction, TSRR)方法。第一阶段, 根据测量信息重建粗网格离散单元的温度分布; 第二阶段, 利用ELM预测温度场在细化的离散网格单元分布情况。根据上述的讨论, TSRR算法对应的程序被总结在算法3中。

算法3: TSRR算法。

1) 步骤1: 将测量区域划分为粗离散网格单元, 用Nelder-Mead单纯形算法解方程(5)得到相应的离散单元上的温度分布。

2) 步骤2: 使用已知的训练数据样本(使用被测区域的网格单元中心坐标; 来源于步骤1计算得到的温度值)和算法2训练ELM模型, 预测细化网格单元的温度分布。

5 数值仿真

本节用数值仿真方法评价TSRR算法的性能, 其重建结果和标准Tikhonov正则法, ART方法和Landweber迭代法项比较。所有的仿真计算在MATLAB软件平台上进行。

本文仿真一个截面为20 m×20 m的正方形区域, 按图2所示设置了16个声波收发器, 当一个收发器作为发射器时, 其它的收发器作为接收器去收集声学TOF数据。

本研究用平均相对误差评价重建精度, 可表达为:

$$\eta = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \left| \frac{T_j^o - T_j^r}{T_j^o} \right| \quad (15)$$

式中: η 代表平均相对误差; T_j^o 和 T_j^r 分别代表真实的温度分布和重建的温度分布。

为评估此算法的鲁棒性, 在模拟的数据中增加了正态分布随机数, 其可表达为:

$$\mathbf{y}_n = \mathbf{y}_c + \varepsilon \cdot \text{rand} \quad (16)$$

式中: \mathbf{y}_c 是真实TOF数据; \mathbf{y}_n 是噪声扰动温度数据; ε 是噪声标准偏差; rand是均值为0、方差为1

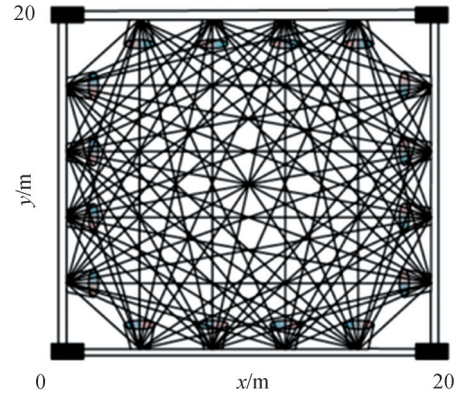


图2 声学传感器布置

Fig. 2 Acoustic sensor arrangement

的正态分布随机数。

本文选取三种温度分布进行数值实验, 即

$$T_1 = 100 \times e^{-(x-10)^2 + (y-10)^2/200} + 700 \times e^{-(x-10)^2 + (y-10)^2/70} + 750 \quad (17)$$

$$T_2 = 300 \times e^{(-30 \times (x-4)^2 - 17 \times (y-15)^2)/600} + 400 \times e^{(-20 \times (x-17)^2 - 30 \times (y-5)^2)/550} + 800 \quad (18)$$

$$T_3 = 500 \times e^{(-30 \times (x-9)^2 - 45 \times (y-15)^2)/1000} + 600 \times e^{(-30 \times (x-19)^2 - 50 \times (y-5)^2)/400} + 500 \times e^{(-30 \times (x-7)^2 - 60 \times (y-6)^2)/400} + 500 \quad (19)$$

式中: T_1 、 T_2 和 T_3 分别代表单峰、双峰和三峰的温度分布。

在本节中, Tikhonov正则法的参数为0.01; ART方法的松弛因子为1, 迭代步数为800; Landweber方法的松弛因子为1, 迭代步数为800; 在TSRR算法中, W是一个单位阵, ELM隐层神经单元数目为1500。此外, 为了模拟真实的测量环境, 在计算的TOF数据中添加正态分布随机数(均值为0, 标准差为 3.0×10^{-5})检验算法的鲁棒性。图3是实际的温度分布模型, 图4~图7分别是Tikhonov正则法、ART算法、Landweber迭代法和TSRR方法重建的温度分布。为了便于定量比较, 表1展示的不同重建算法的平均相对误差。

标准Tikhonov正则法、ART算法、Landweber迭代法和TSRR方法重建的温度分布如图4~图8所示。从图中, 我们发现标准Tikhonov正则法重建的温度分布与真实的温度分布相差较大, 难以捕捉到温度分布的细节信息。相比于标准Tikhonov正则法而言, ART算法、Landweber算法和TSRR算法重建的温度分布更为接近真实的温度分布。

总的说来, 在所有的算法中, 本文提出的

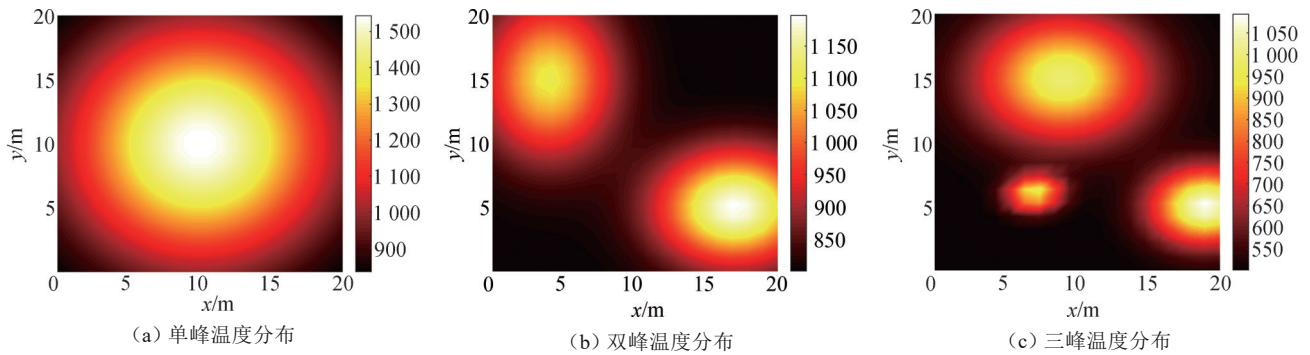


图3 真实温度分布

Fig. 3 True temperature distribution

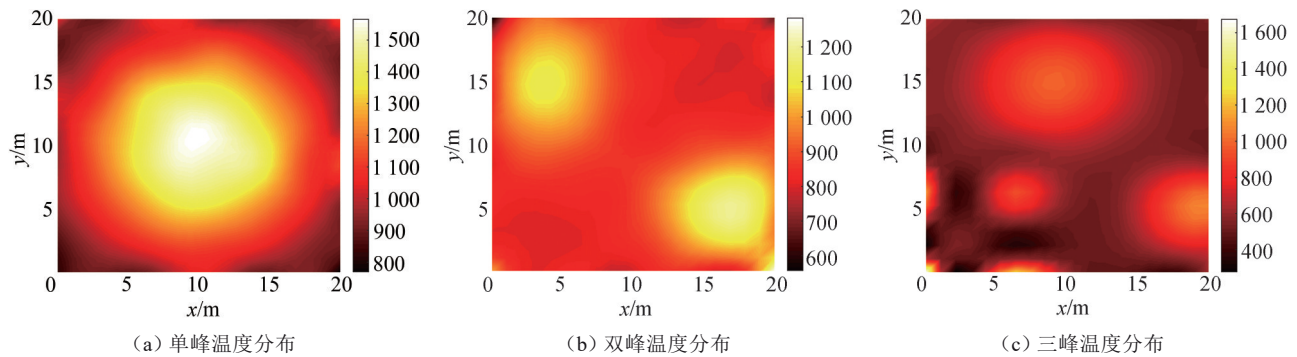


图4 标准 Tikhonov 正则法重建温度分布

Fig. 4 Temperature distribution reconstructed by the standard Tikhonov regularization method

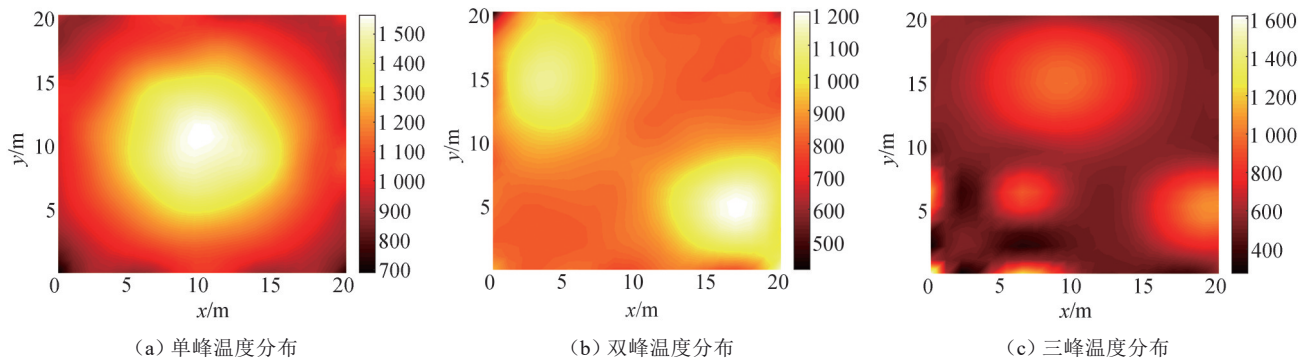


图5 ART算法重建温度分布

Fig. 5 Temperature distribution reconstructed by the algebraic reconstruction technique

TSRR算法重建的温度最接近真实的温度分布，能够捕捉温度分布的细节信息。如此令人鼓舞的重建结果源自于三个方面：其一，TSRR算法有两个阶段，第一阶段将测量区域离散为一个粗网格，减少未知变量的数目；其二，TSRR算法用 L_1 范数作为解的精确性测度函数，提高了估计的鲁棒性；同时，Tikhonov正则化技巧确保数值解的稳定性并集成解的先验信息；其三，TSRR方法利用ELM方法

预测细化网格的温度分布信息；研究表明，ELM方法具有快速训练、泛化能力强等优点，能够提高温度分布预测的精度。

表1是参与比较算法的重建温度分布的平均相对误差。在表中，标准Tikhonov正则法重建温度分布的平均相对误差最大，TSRR算法重建温度分布的平均相对误差最小。对于本文所仿真的温度分布，如图3(a)~图(c)所示，标准Tikhonov正则

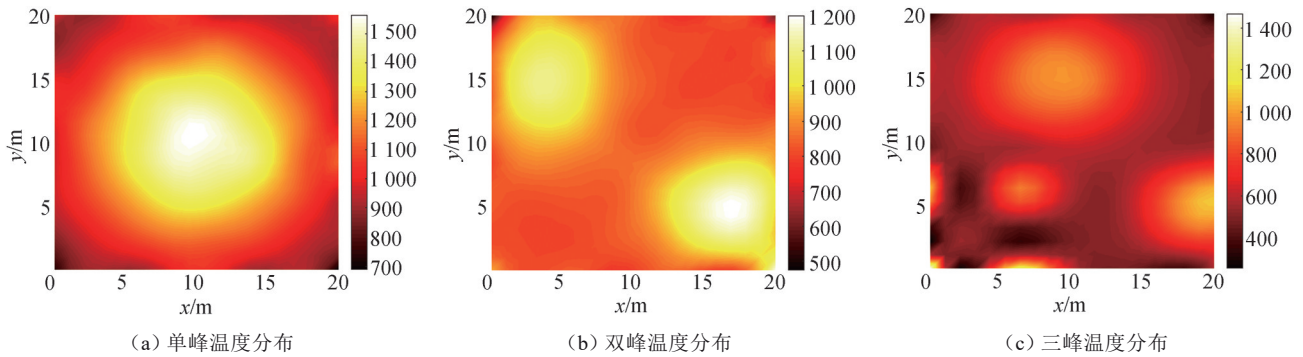


图6 Landweber算法重建温度分布

Fig. 6 Temperature distribution reconstructed by the Landweber method

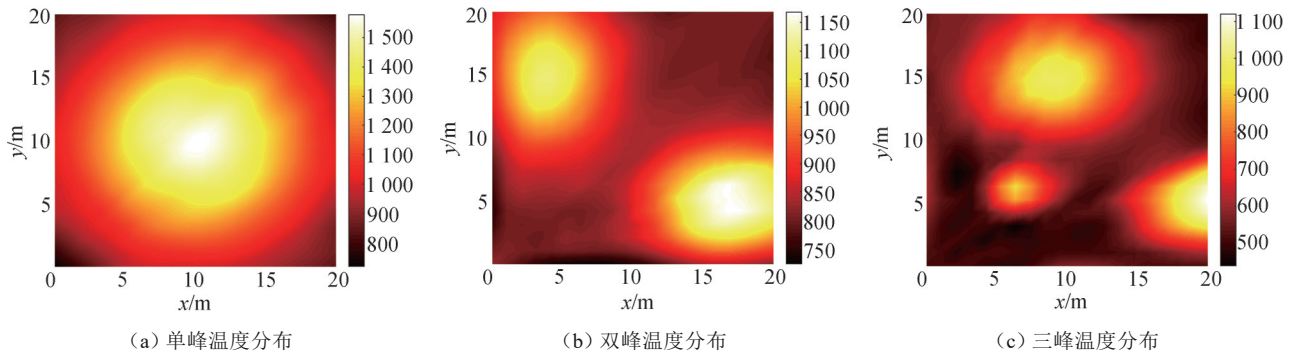


图7 TSRR算法重建温度分布

Fig. 7 Temperature distribution reconstructed by the TSRR method

表1 平均相对误差

Tab. 1 Mean relative error %

算法	图3(a)	图3(b)	图3(c)
标准 Tikhonov	1.52	1.67	6.88
ART	1.41	1.66	6.71
Landweber	1.45	1.65	6.83
TSRR	0.83	1.19	3.28

法重建温度分布的平均相对误差分别是1.52%、1.67%和6.88%，然而，TSRR算法重建温度分布的平均相对误差分别是0.83%、1.19%和3.28%。如此的结果证实了TSRR算法的可行性与有效性。

6 结论

获取准确的温度分布信息对于设备运行安全性、经济性至关重要。因具有非侵入式传感、能用于大尺度温度分布测量等优点，AT方法被认为是一种有效的非接触式温度分布测量方法。本文提出了一个两阶段重建方法提高AT温度分布测量的精度，主要的研究结论可总结为如下：

1) 提出了一种两阶段的重建算法提升了AT温度分布重建的精度。首先，将测量区域离散为粗网格单元，接着设置一个新目标函数将AT测温反问题转变为一个求最优解问题，减轻了反问题的病态特性；采用Nelder-Mead单纯形算法求解改目标泛函，获到该网格单元下的温度分布。第二阶段，利用ELM方法预测细化网格单元的温度分布信息。

2) 通过构建基于Tikhonov正则法的目标函数，新算法不仅确保数值解的稳定性，而且融合了温度分布的先验信息。Nelder-Mead算法不要求目标函数的可微性，能够高效地求解本文构建的目标函数。ELM方法具有训练速度快、泛化能力高等优点。上述优势将有利于提高AT温度分布重建的质量。

3) 数值仿真结果表明，本文提出的新算法能够提高温度分布重建质量和鲁棒性。就本文所仿真的单峰、双峰和三峰温度分布而言，新算法重建温度分布的平均相对误差分别是0.83%、1.19%和3.28%。该重建精度优于标准Tikhonov正则法、

ART算法和Landweber迭代法,从而为AT温度分布测量提供了一种有效方法。

参考文献:

- [1] TIKHONOV A N, ARSENIN V Y. Solution of Ill-posed problems [J]. Mathematics of Computation, 1977, 32 (144): 491-492.
- [2] HANSEN P C. Truncated singular value decomposition solutions to discrete ill-posed problems with ill-determined numerical rank [J]. SIAM Journal on Scientific and Statistical Computing, 1990, 11(3): 503-518.
- [3] LANDWEBER L. An iteration formula for fredholm integral equations of the first kind [J]. American Journal of Mathematics, 1951, 73(3): 615-624.
- [4] HAO J, YIN W L, ZHAO Q, et al. Preconditioning of projected SIRT algorithm for electro-magnetic tomography [J]. Flow Measurement and Instrumentation, 2013(29): 39-44.
- [5] BENDER M, DICK G, GE M R, et al. Development of a GNSS water vapour tomography system using algebraic reconstruction techniques [J]. Advances in Space Research, 2011, 47(10): 1704-1720.
- [6] WAN X H, ZHANG F, CHU Q, et al. Three-dimensional reconstruction using an adaptive simultaneous algebraic reconstruction technique in electron tomography [J]. Journal of Structural Biology, 2011, 175(3): 277-287.
- [7] 王然, 安连锁, 沈国清, 等. 基于正则化SVD算法的三维温度场声学重建 [J]. 计算物理, 2015, 32(2): 195-201.
WANG R, AN L S, SHEN G Q, et al. Three-dimensional temperature field reconstruction with acoustics based on regularized SVD Algorithm [J]. Chinese Journal of Computational Physics, 2015, 32(2): 195-201.
- [8] 马振华. 现代应用数学手册 [M]. 北京: 清华大学出版社, 1998.
MA Z H. Handbook of modern applied mathematics [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1998.
- [9] HUANG G B. What are extreme learning machines? filling the gap between Frank Rosenblatt's dream and John von Neumann's puzzle [J]. Cognitive Computation, 2015, 7(3): 263-278.
- [10] HUANG G B, WANG D H, LAN Y. Extreme learning machines: a survey [J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2011(2): 107-122.
- [11] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: theory and applications [J]. Neurocomputing, 2006, 70(1): 489-501.
- [12] HUANG G B, ZHOU H M, DING X J, et al. Extreme learning machine for regression and multiclass classification [J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2012, 42(2): 513-529.
- [13] COMBETTES P L, WAJS V R. Signal recovery by proximal forward-backward splitting [J]. Multiscale Modeling and Simulation, 2005, 4(4): 1168-1200.
- [14] HAO B B, ZHU J G. Fast L1 regularized iterative forward backward splitting with adaptive parameter selection for image restoration [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2017, 44(3): 139-147.

作者简介:



楚攀 (通信作者)

1983-, 男, 河南荥阳人, 高级工程师, 动力工程及工程热物理专业, 工学博士, 主要从事大规模储能技术, 可再生能源发电技术的研究及设计 (e-mail) chuupan@gedi.com.cn。

楚攀

黄长华

1972-, 女, 湖北汉川人, 教授级高级工程师, 工业与民用建筑专业硕士, 主要从事新能源发电的研究 (e-mail) huangzhanghua@gedi.com.cn。

白凤武

1975-, 男, 吉林九台人, 研究员, 中国科学院工学博士, 主要从事新能源发电与大规模储能方面的研究 (e-mail) baifw@mail.iee.ac.cn。

陈澜

1967-, 男, 江西吉安人, 教授级高级工程师, 主要从事能源管理与研究工作 (email) chenlan@gedi.com.cn。

(责任编辑 李辉)