

9-23-2022

A High Resolution Reconstruction Method of Temperature Distribution in Acoustic Tomography

Lifeng Zhang

Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding 071003, China;
lifeng.zhang@ncepu.edu.cn

Yu Miao

Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding 071003, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

A High Resolution Reconstruction Method of Temperature Distribution in Acoustic Tomography

Abstract

Abstract: Accurate measurement temperature distribution is important for industrial production. In order to solve the number of mesh divisions will impact reconstruction accuracy in acoustic tomography, the TR-RBF (Tikhonov regularization-radial basis function) reconstruction algorithm is rebuilt to reconstruct the temperature field with high resolution. *The Tikhonov regularization is used to reconstruct the ultrasound time of flight (TOF) to obtain a temperature distribution on coarse grids, and use local weighted regression method to smooth processing; use RBF neural networks to predict the temperature distribution on fine grids.* Through numerical simulation with and without noise, compared with ART,SVD and Tikhonov, the proposed algorithm improves the reconstruction accuracy greatly and has the best anti-noise performance in the case of typical peak temperature.

Keywords

acoustic tomography, high resolution temperature reconstruction, Tikhonov regularization, RBF neural networks, local weighted regression, prediction

Recommended Citation

Lifeng Zhang, Yu Miao. A High Resolution Reconstruction Method of Temperature Distribution in Acoustic Tomography[J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(09): 2065-2073.

一种声学层析成像温度分布高分辨率重建方法

张立峰, 苗雨

(华北电力大学 自动化系, 河北 保定 071003)

摘要: 准确测量温度分布对工业生产具有重要的意义。针对声学层析成像中有限的网格划分数目会影响重建精度的问题, 提出 TR-RBF(tikhonov regularization-radial basis function)重建算法对温度场进行高分辨率重建。采用 Tikhonov 正则化对超声飞行时间(time of flight, TOF)重建, 得到粗网格下的温度分布, 并用局部加权回归法对数据进行平滑处理, 进而采用 RBF 神经网络将粗解进行预测得到细化后的温度分布。通过有噪声和无噪声的数值仿真, 本算法与 ART、SVD 和 Tikhonov 三种算法相比, 在典型峰型温度分布情况下的重建精度提升明显且抗噪性最好。

关键词: 声学层析成像; 高分辨率温度重建; Tikhonov 正则化; RBF 神经网络; 局部加权回归; 预测

中图分类号: TP391.9

文献标志码: A

文章编号: 1004-731X(2022)09-2065-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.21-0447

A High Resolution Reconstruction Method of Temperature Distribution in Acoustic Tomography

Zhang Lifeng, Miao Yu

(Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: Accurate measurement temperature distribution is important for industrial production. In order to solve the number of mesh divisions will impact reconstruction accuracy in acoustic tomography, the TR-RBF (Tikhonov regularization-radial basis function) reconstruction algorithm is rebuilt to reconstruct the temperature field with high resolution. *The Tikhonov regularization is used to reconstruct the ultrasound time of flight (TOF) to obtain a temperature distribution on coarse grids, and use local weighted regression method to smooth processing; use RBF neural networks to predict the temperature distribution on fine grids.* Through numerical simulation with and without noise, compared with ART, SVD and Tikhonov, the proposed algorithm improves the reconstruction accuracy greatly and has the best anti-noise performance in the case of typical peak temperature.

Keywords: acoustic tomography; high resolution temperature reconstruction; Tikhonov regularization; RBF neural networks; local weighted regression; prediction

引言

温度与工业生产有着密不可分的关系, 测量准确的温度数值、获取温度的分布有助于对工业生产进行全面的监管, 提高工业生产效率。传统侵入式的温度传感器难以满足部分处于封闭环境的工业

生产需求, 需要一种非侵入式并且耐高温的测温方法。声学层析成像(acoustic tomography, AT)具有非侵入、测温范围广、适用于大尺度空间测量等优点, 为极具发展前景的温度分布可视化测量技术^[1], 能够满足不同工况的需求, 被广泛应用于工业测温中。

收稿日期: 2021-05-19 修回日期: 2021-08-10

基金项目: 国家自然科学基金(61973115)

第一作者: 张立峰(1979-), 男, 博士, 副教授, 研究方向为多相流检测及电学层析成像技术。E-mail: lifeng.zhang@ncepu.edu.cn

AT 技术主要分为正问题和反问题。正问题主要为对被测区域进行建模测量出超声飞行时间 (time of flight, TOF), 反问题则通过反演算法对 TOF 数据进行温度分布重建。文献[2]提出 TOF 数据取决于气体介质温度, 采用合适的反演算法可以重建出二维温度图。文献[3]以费尔马定理为依据提出一种声波补偿路径弯曲的温度场重建算法, 提高了重建精度。文献[4]发现 TOF 数据的和与差, 可以区分温度效应和风速效应, 然后利用滤波反投影算法对被测区域的温度场和风速场重建。文献[5]提出了一种基于径向基函数和奇异值分解并且具有较高的重建精度的声学温度场重建算法。文献[6]将奇异值分解法与最小二乘法应用到三维炉膛温度重建, 仿真结果表明奇异值分解法比最小二乘法具有更高的稳定性。文献[7]对反问题进行泛函分析, 采用模拟退火算法与极限学习机结合的方法, [8]通过数值仿真和实验证实了该方法的可行性。文献通过全变分正则化法对温度场进行重建, 数值和实验结果表明该方法在 TOF 数据受到噪声污染的情况下具有良好的性能。

网格划分数目会影响重建结果, 由于 AT 反问题病态特性的限制, 划分网格数目过多会增加无效网格的数量, 增加了系数矩阵的奇异性, 进而影响重建精度。为改善这种情况, 本文将反问题求解划分为两步, 提出 TR-RBF 算法, 采用 Tikhonov 正则化对 TOF 数据进行重建, 得到粗网格情况下的温度分布; 最后通过 RBF 神经网络预测细化粗网格的重建结果。通过对不同峰型进行数值仿真, 验证了该方法的可行性。

1 声学层析测温建模

1.1 声学测温原理

温度的变化会影响超声波在质中的传播速度。在理想气体中, 声波的传播速度与介质温度的关系为^[9]

$$C = \sqrt{\frac{\gamma \cdot R \cdot T}{M}} = D\sqrt{T} \quad (1)$$

式中: C 为超声波在气体介质的传播速度; M 为气体分子质量; γ 为气体定压热容与定容热容之比; R 为气体普适常量; T 为介质温度。所有常量可视为一个常数 D 。

AT 测量温度分布的原理是在被测区域边缘处安装一定数目的声波探头对, 通过测量出声波在 2 个探头对之间的 TOF 数据, 再利用声波传播速度 C 与介质温度 T 之间的函数关系, 即可确定该探头对所在路径的气体介质温度^[10]:

$$T = \left[\frac{d}{TOF \cdot Z} \right]^2 \quad (2)$$

式中: d 为声波传播路径距离; TOF 为该路径的声波飞行时间。

结合距离公式, 超声传播时间可表示为^[11]

$$TOF = \int \frac{1}{C} dl \quad (3)$$

式中: l 为超声波发射器与接收器之间的路径。

在温度重建过程中, 需要对被测区域进行网格离散化^[12]。先计算出不同探头对的传播路径与离散网格相交的长度, 再根据式(2)计算出每个区域的传播时间, 它们的累积和就是该传播路径的超声飞行时间。其矩阵形式表达为

$$\begin{pmatrix} w_{11} & \cdots & w_{1j} \\ \vdots & & \vdots \\ w_{i1} & \cdots & w_{ij} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f_1 \\ \vdots \\ f_j \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} TOF_1 \\ \vdots \\ TOF_k \end{pmatrix} \quad (4)$$

即

$$Wf = t \quad (5)$$

式(4)中: w_{ij} 为声波穿过每个区域的距离; f_j 为第 j 个区域的声速的倒数; TOF_k 为第 k 条路径的飞行时间。式(5)中: W 为距离系数矩阵; f 为声速系数矩阵; t 为超声传播时间系数矩阵。

1.2 被测区域建模

假设被测区域为 10 m×10 m 的正方形, 在其周围布置 16 个声波探头, 每一侧 4 个, 将同侧与自身排除后共得到 96 条有效传播路径, 如图 1 所示。

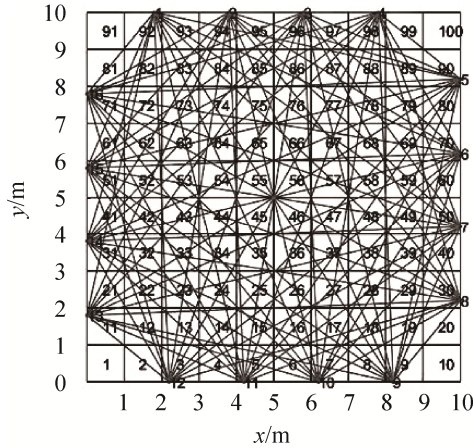


图 1 被测区域
Fig. 1 Measured area

考虑到一些传播路径与网格剖分线重合会减少有效传播路径数目, 增加反问题的欠定性, 因此以中心坐标为旋转中心将声波探头旋转一定角度使传播路径与网格剖分线分离, 保证了有效传播路径的数目。

2 重建算法

本文提出 TR-RBF 算法对重建结果进行预测细分。首先, 采用 Tikhonov 正则化对获取的 TOF 数据进行初步重建, 然后用局部加权回归法对数据进行平滑处理, 得到粗网格下的温度分布, 最后采用 RBF 神经网络对温度分布细化、实现高分辨率重建。

2.1 Tikhonov 正则化

求解反问题最常用的方法是最小二乘法, 但这种方法会产生方程的欠定解, 而正则化方法是处理欠定代数方程组的有效手段, 已经成功地解决了许多不适定问题^[13]。

Tikhonov 正则化是一基于最小二乘原理改进后的广义逆运算方法, 将原始问题转换为 Tikhonov 泛函, 通过削弱不重要的特征变量, 添加惩罚项, 即用矩阵 $A^T A + \alpha I$ 来代替矩阵 $A^T A$, 有效解决了方程的欠定问题^[14]。Tikhonov 最小化泛函为

$$\min\{A\lambda - P^2 + \alpha\lambda^2\} \quad (6)$$

等价于求解 $A^T A + \alpha I = A^T P$, 得到最小二乘解为

$$\lambda = (A^T A + \alpha I)^{-1} A^T P \quad (7)$$

式中: α 为正则化参数, α 的大小会影响重建精度。

2.2 局部加权回归

由于数据的稀疏性直接采用 Tikhonov 正则化用于温度场重建时, 效果并不理想^[15]。为改善这种情况, 将重建后的数据进行平滑处理, 而局部加权回归(locally weighted regression)能较好的处理数据平滑问题。

局部加权回归是一种非参数学习算法^[16-17], 先对每一个询问点 s 的前后截取一定长度的数据, 再对该段数据进行一次局部加权回归求得相应的 θ , 即

$$\text{Fit } \theta \text{ to } \min \sum_i \beta^i (v^i - \theta^T s^i)^2 \quad (8)$$

$$v = \theta^T s \quad (9)$$

式(8)中: s 为预测点; s^i 为训练样本点; β^i 为每一个样本的权值; 式(9)中: v 为当前 s 询问求得的线性回归。 β^i 的权重公式为

$$\beta^i = \exp\left(-\frac{(s^i - s)^2}{2\tau^2}\right) \quad (10)$$

式中: $|s^i - s|$ 的值可以调节权值的大小, 若 $|s^i - s|$ 较小, 权值则接近 1, 反之接近 0; τ 用于调整权重的变化幅度。

2.3 RBF 神经网络

RBF 神经网络是 3 层前馈型神经网络, 其结构特点为单隐含层^[18-19]。具体结构如图 2 所示。

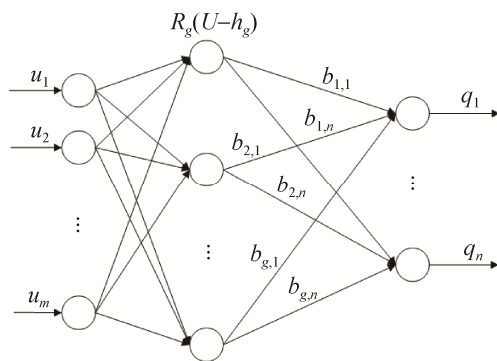


图 2 RBF 神经网络
Fig. 2 RBF neural network

输入层到隐含层是非线性关系, 隐含层到输出层是线性关系^[20], 隐含层神经元的激活函数一般取决于输入模式与其中心之间的欧氏距离^[21], 高斯核函数在隐含层的应用最为广泛:

$$R_r(\mathbf{U} - h_r) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{u} - h_r\|^2}{2\sigma_r^2}\right), r = 1, 2, \dots, g \quad (11)$$

式中: 输入向量的维度为 m , $\mathbf{U}=[u_1, u_2, \dots, u_m]$; r 为隐含层神经元; h_r 为第 r 个基函数的中心; σ_r 为第 r 个隐含层节点的宽度参数, 调节网络的响应速度; $\|\cdot\|^2$ 为 2 范数, 表示欧氏距离。

$$q_n = \sum_{r=1}^g b_{r,l} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{u} - h_r\|^2}{2\sigma_r^2}\right), l = 1, 2, \dots, n \quad (12)$$

式中: 输出向量的维度为 n ; q_n 表示输出层第 l 个神经元的输出值; $b_{r,l}$ 为隐含层第 r 个神经元与输出层第 l 个神经元的连接权值。

RBF 神经网络 3 层结构训练速度快, 具有自适应性等优点, 被广泛用于模式识别和时间序列分析等领域^[22]。为实现温度场高分辨重建, 将 Tikhonov 正则化重建后的温度分布数据作为 RBF 神经网络的输入, 实际温度分布数据作为 RBF 神经网络的输出, 得到粗细网格之间的非线性映射关系。

2.4 重建步骤

TR-RBF 算法见图 3。

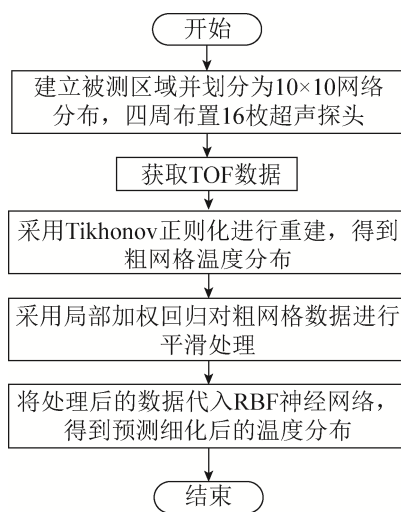


图3 TR-RBF 算法流程

Fig. 3 Process of TR-RBF algorithm

重建步骤可分为:

- (1) 建立测温模型, 获取 TOF 数据。
- (2) 采用 Tikhonov 正则化重建粗网格下的温度分布。
- (3) 采用局部加权回归对粗网格数据进行处理。
- (4) 将处理后的数据作为 RBF 神经网络的输入, 得到预测细化(19×19)的温度分布。

3 仿真测试

本文将对单峰偏置、双峰对称和四峰温度分布模型进行仿真重建, 具体见式(13)~(15)。

$$Z = 600 \cdot e^{\frac{-(x-3)^2 - (y-6)^2}{5}} + 900 \quad (13)$$

$$Z = 500 \cdot e^{\frac{-8(x-2)^2 - 9(y-7)^2}{40}} + 500 \cdot e^{\frac{-8(x-7)^2 - 9(y-2)^2}{40}} + 900 \quad (14)$$

$$Z = 700 \cdot e^{\frac{-50(x-2)^2 - 40(y-2)^2}{250}} + 700 \cdot e^{\frac{-50(x-2)^2 - 40(y-7)^2}{250}} + 700 \cdot e^{\frac{-50(x-7)^2 - 40(y-2)^2}{250}} + 600 \cdot e^{\frac{-50(x-7)^2 - 40(y-7)^2}{250}} + 900 \quad (15)$$

式中: x, y 为横, 纵坐标; Z 为该位置的温度值。

在重建环节, 本文采用代数重建法(algebra reconstruction technique, ART)、奇异值分解法(singular value decomposition, SVD)、Tikhonov 正则化的重建结果与 TR-RBF 重建结果进行比较, 验证算法的可行性。

为了评价重建效果, 采用均方根误差(E_{mse})和相关系数(R_e)作为评价指标:

$$E_{\text{mse}} = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (\hat{t}_j - t_j)^2}}{t_j^{\text{orig}}} \quad (16)$$

$$R_e = \frac{\sum_{j=1}^N (t_j - \bar{t})(t_j - \bar{t}_j^{\text{orig}})}{\sqrt{\sum_{j=1}^N (t_j - \bar{t})^2} \sqrt{\sum_{j=1}^N (t_j - \bar{t}_j^{\text{orig}})^2}} \quad (17)$$

式中: N 为网格数目; \hat{t}_j 为第 j 个网格对应的重建温度值; t_j 为第 j 个网格对应的实际温度值; \bar{t}_j^{orig} 为实际平均温度; \bar{t} 为重建的平均温度。

根据式(16)和(17)可知, E_{mse} 越接近 0 则重建精度越高, R_e 越接近 1 则重建效果更接近模型, 在对比中两个评价指标趋势不同, 因此定义综合评价指标 $K_{em}=R_e/E_{mse}$, 显然 K_{em} 越大则重建效果越好。

3.1 峰型对比验证

重建方法中 ART 算法松弛因子为 1, 迭代步数为 1 000; SVD 分解算法参数为 0.09; Tikhonov 正则化参数为 0.01; RBF 神经网络隐含层的节点数目为 2 700。为验证算法的抗噪性, 将等维度正态分布的随机信号加入到初始 TOF 数据, 构成含有不同噪声等级的 TOF 数据。

3.1.1 单峰重建结果

图 4 为单峰偏置重建结果, 重建误差见表 1。

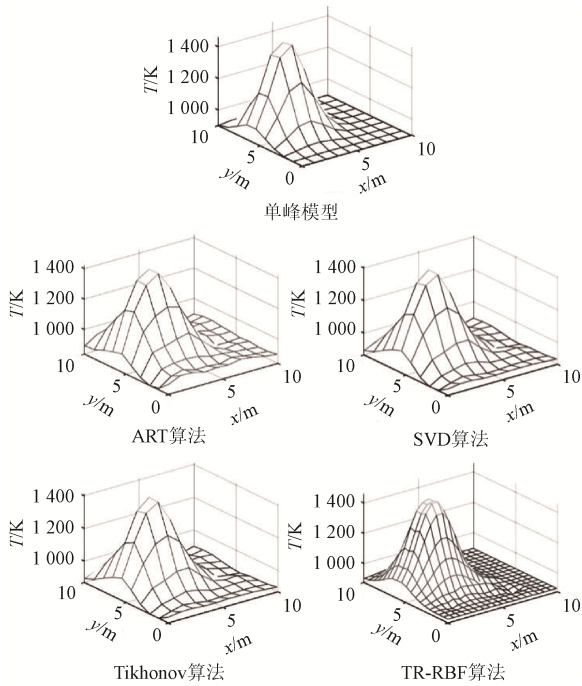


图 4 单峰重建结果

Fig. 4 Single-peak temperature distribution reconstruction

表 1 单峰温度分布重建误差

Table 1 Reconstruction errors of single-peak temperature distribution

重建方法	$E_{mse}/\%$	R_e	K_{em}
ART	2.73	0.981	35.9
SVD	1.81	0.992	54.8
Tikhonov	1.83	0.991	54.1
TR-RBF	1.17	0.995	85.0

结合图 4 中 ART 算法重建效果与表 1 的重建误差分析, 在 4 种算法中 ART 算法的 E_{mse} 高于另外 3 种算法, R_e 低于另外 3 种算法, 其中 E_{mse} 为 2.73%, R_e 为 0.981, 并且在边缘存在较大浮动, 表明该算法的重建精度较低。

SVD 分解和 Tikhonov 算法均属于非迭代算法, 二者重建精度较为接近。其中, SVD 分解的 E_{mse} 为 1.81%, R_e 为 0.992; Tikhonov 正则化的 E_{mse} 为 1.83%, R_e 为 0.991。说明 2 种方法的数值稳定性较好, 在边缘处的稳定性高于 ART 算法。

经 TR-RBF 重建后的误差均小于另外 3 种算法, 重建后的 E_{mse} 为 1.17%, R_e 为 0.995, K_{em} 远高于另外 3 种算法。结果表明 TR-RBF 算法在一定程度上能够提高重建精度。

3.1.2 双峰重建结果

图 5 为双峰重建结果, 重建误差见表 2。

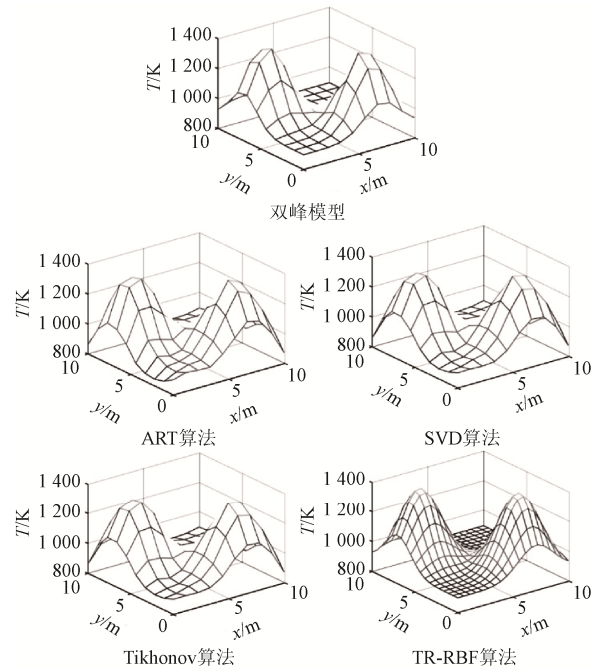


图 5 双峰重建结果

Fig. 5 Double-peak temperature distribution reconstruction

根据图 5 和表 2 的结果来看, ART 算法在边缘处的重建结果依然不是很理想, E_{mse} 高于其他算法, R_e 低于其他算法。在 4 种算法中, 只有 TR-RBF 算法的 E_{mse} 低于 1.95%, 且 R_e 高于 0.98, K_{em} 则是

所测算法中唯一高于 0.5 的结果,说明该算法与其他算法相比具有对较复杂温度场重建的能力。

表 2 双峰温度分布重建误差

Table 2 Reconstruction errors of double-peak temperature distribution

重建方法	$E_{mse}/\%$	R_e	K_{em}
ART	2.72	0.959	35.2
SVD	1.96	0.968	49.3
Tikhonov	2.01	0.967	48.1
TR-RBF	1.71	0.983	57.4

3.1.3 四峰重建结果

图 6 为四峰重建结果,重建误差见表 3。

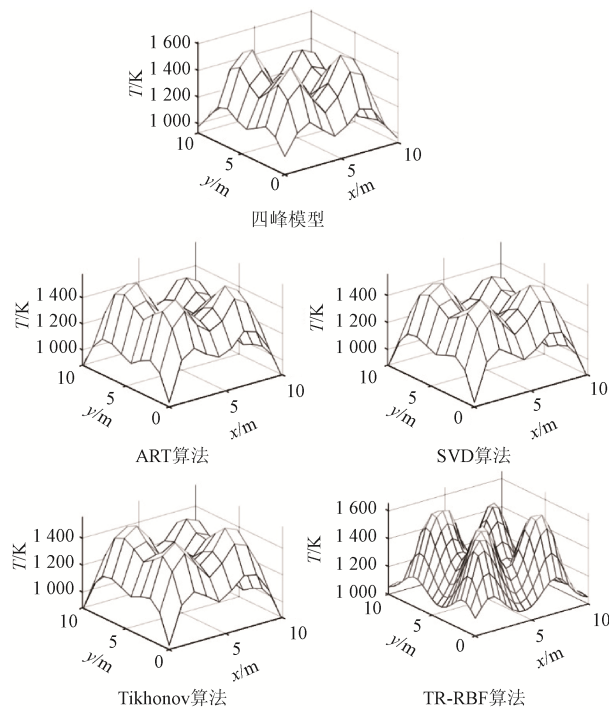


图 6 四峰重建结果

Fig. 6 Four-peak temperature distribution reconstruction

表 3 四峰温度分布重建误差

Table 3 Reconstruction errors of four-peak temperature distribution

重建方法	$E_{mse}/\%$	R_e	K_{em}
ART	12.11	0.894	7.38
SVD	10.31	0.902	8.75
Tikhonov	10.40	0.910	8.75
TR-RBF	4.18	0.981	23.47

随着模型复杂程度的加深,ART、SVD 和

Tikhonov 算法重建结果相比之前的模型出现了较大变化。 E_{mse} 从低于 3% 上升至 10% 以上, R_e 下降到 0.9 附近,说明了模型复杂度确实会影响重建精度。虽然 TR-RBF 算法的重建精度也略有下降,但依然对复杂模型有着较强的重建能力, E_{mse} 可达 4.18%, R_e 为 0.981,进一步验证了算法的可用性。

3.2 抗噪性验证

通过给 TOF 数据添加不同等级的等维度噪声信号,来测试算法的抗噪性。噪声等级为

$$\eta = \frac{\|TOF - TOF_n\|}{\|TOF\|} \times 100\% \quad (18)$$

式中: TOF_n 为添加噪声信号后的飞行时间数据。

$$TOF_n = TOF + \lambda \omega \quad (19)$$

式中: λ 为标准差; ω 为均值 0, 随机产生的与 TOF 数据等维度且符合标准差为 1 的正态分布数。将 ART、SVD、Tikhonov 与 TR-RBF 算法应用到噪声等级为 1%、1.5% 和 2% 的 TOF_n 数据中验证算法的抗噪性。具体如图 7~9 所示。

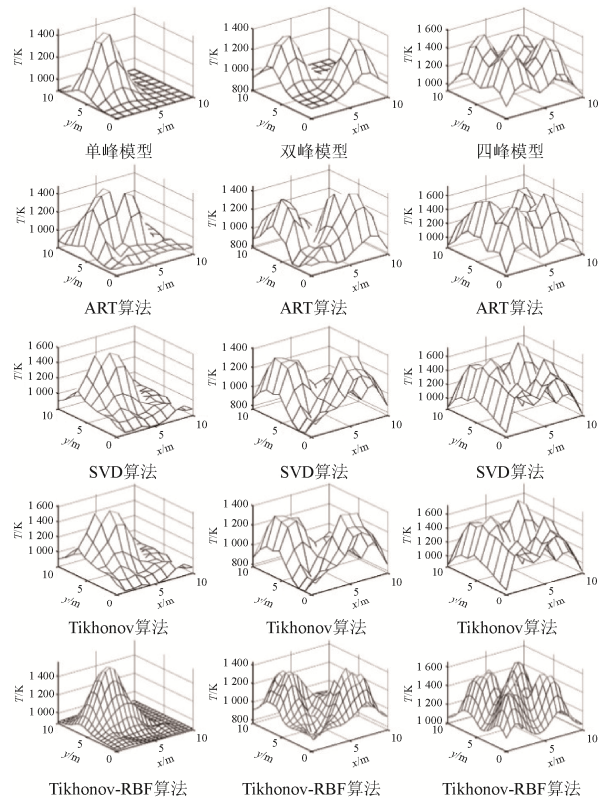


图 7 噪声 1.0% 重建结果

Fig. 7 Noise level 1.0% distribution reconstruction

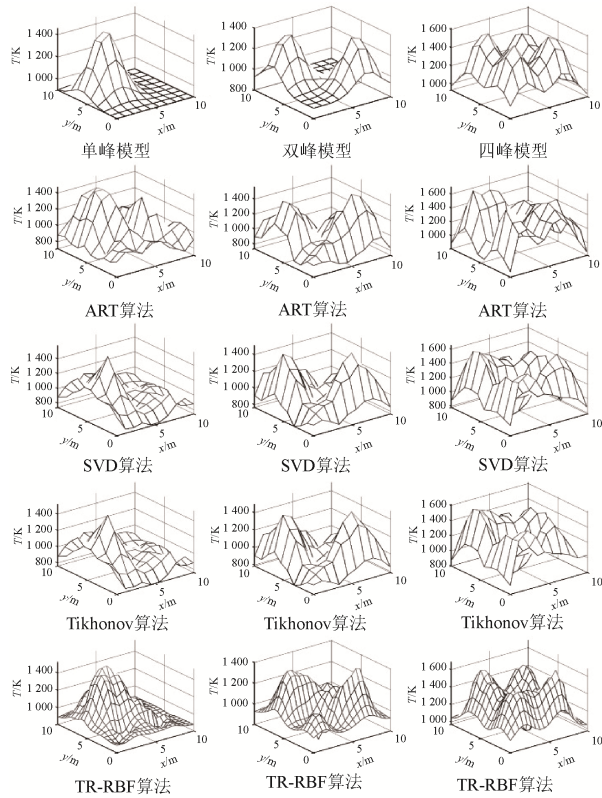


图 8 噪声 1.5%重建结果

Fig. 8 Noise level 1.5% distribution reconstruction

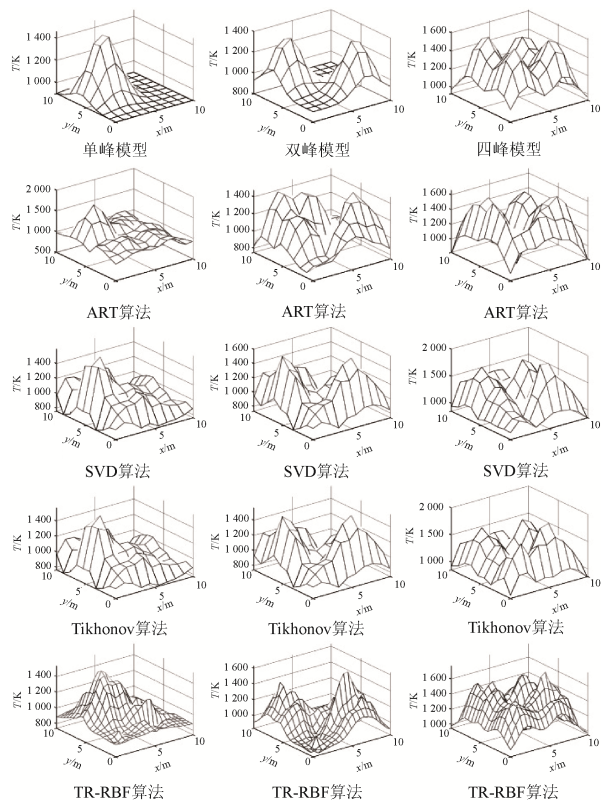


图 9 噪声 2.0%重建结果

Fig. 9 Noise level 2.0% distribution reconstruction

为全面的评价算法抗噪性, 选用 K_{em} 作为重建结果评价指标, 表 4~6 分别为噪声等级 1.0%、1.5% 和 2.0% 情况下不同峰型的重建误差。

表 4 噪声 1.0% 不同峰型重建 K_{em} 对比

Table 4 Noise level 1.0% and different peak reconstruction

K_{em} comparison			
重建方法	单峰	双峰	四峰
ART	9.31	10.52	6.87
SVD	10.21	10.58	6.54
Tikhonov	11.04	10.93	6.64
TR-RBF	23.93	17.20	11.10

表 5 噪声 1.5% 不同峰型重建 K_{em} 对比

Table 5 Noise level 1.5% and different peak reconstruction

K_{em} comparison			
重建方法	单峰	双峰	四峰
ART	5.62	4.81	3.07
SVD	6.10	4.61	3.22
Tikhonov	6.24	5.21	3.08
TR-RBF	17.32	10.09	9.19

表 6 噪声 2.0% 不同峰型重建 K_{em} 对比

Table 6 Noise level 2.0% and different peak reconstruction

K_{em} comparison			
重建方法	单峰	双峰	四峰
ART	3.47	3.18	2.75
SVD	3.60	3.16	2.29
Tikhonov	3.84	3.61	2.74
TR-RBF	8.92	7.52	5.13

通过对比 K_{em} 可知, 峰型复杂度和噪声等级都会影响重建精度, ART、SVD 和 Tikhonov 算法在高复杂度和高噪声等级时的重建结果均不理想, 相比之下 TR-RBF 算法具有更好的稳定性。尤其在边缘处和峰顶位置, 该算法重建结果能较好还原原始峰型。对比不同表格的数据可知, 噪声等级提升对重建精度的影响大于峰型复杂度带来的影响, 因此获取准确的 TOF 数据是保证重建精度的关键环节。

4 结论

本文提出 TR-RBF 算法实现对温度场分布的高分辨率重建, 通过数值仿真验证了该算法的可行性与稳定性。得出如下结论:

(1) TR-RBF 算法对不同峰型的重建精度均高于 ART 算法、SVD 分解法和 Tikhonov 正则化。随着模型复杂度的提升,该算法的重建结果相比另外 3 种算法有着更高的精度,说明了算法的可行性。

(2) TR-RBF 算法对各种峰型含有不同等级噪声的 TOF 数据的重建精度均高于其他 3 种算法,验证了该算法的抗噪性与稳定性。

(3) TR-RBF 算法能够实现更高分辨率的温度分布重建,有效解决了因网格数目不足影响重建的问题。对比结果发现噪声等级提升对重建精度的影响大于峰型复杂度带来的影响,因此获得准确的 TOF 数据是保证重建精度的前提。

参考文献:

- [1] Yan Hua, Ma Zhao, Zhou Yinggang. Acoustic Tomography System for Online Monitoring of Temperature Fields[J]. IET Science, Measurement and Technology (S1751-8822), 2017, 11(5): 623-630.
- [2] Bramanti M, Salerno E A. An Acoustic Pyrometer System for Tomographic Thermal Imaging in Power Plant Boilers[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement (S0018-9456), 1996, 45(1): 159-167.
- [3] 田丰, 邵富群, 王福利, 等. 基于弯曲路径的复杂温度场重建算法仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2003, 15(5): 621-623.
Tian Feng, Shao Fuqun, Wang Fuli, et al. Simulation Research on Complex Temperature Field Reconstruction Algorithm Based on Bending Path[J]. Journal of System Simulation, 2003, 15(5): 621-623.
- [4] Ohshima S, Takayama J, Oshima K. Acoustic CT System for Temperature Distribution and Wind Velocity Vector Measurement[C]// IEEE 2008 Congress on Image and Signal Processing, CISP. Sanya, China: IEEE, 2008: 13-17.
- [5] 颜华, 崔柯鑫, 续颖. 基于少量声波飞行时间数据的温度场重建[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(2): 470-475.
Yan Hua, Cui Kexin, Xu Ying. Reconstruction of Temperature Field Based on Small Sonic Time of Flight Data [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(2): 470-475.
- [6] 王然, 安连锁, 沈国清, 等. 基于奇异值分解的炉膛三维温度场声学重建仿真研究[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(增 1): 147-152.
Wang Ran, An Liansuo, Shen Guoqing, et al. Simulation
- of Acoustic Reconstruction of Three-dimensional Temperature Field in Furnace Based on Singular Value Decomposition[J]. Proceedings of The Chinese Society for Electrical Engineering, 2014, 34(S1): 147-152.
- [7] 刘厦, 刘石, 任婷. 基于 SA-ELM 的声学层析成像温度分布重建算法[J]. 化工学报, 2017, 68(6): 2434-2446.
Liu Sha, Liu Shi, Ren Ting. Temperature Distribution Reconstruction Algorithm for Acoustic Tomography Based on SA-ELM[J]. CIESC Journal, 2017, 68(6): 2434-2446.
- [8] Zhou Hao, Yan Jiafeng. Numerical and Experimental Investigations on the Total-variation Regularization Method of Temperature Distribution Reconstruction in Acoustic Tomography[J]. Measurement Science and Technology (S0957-0233), 2021, 32: 035112.
- [9] 刘岩. 温度场超声传感成像算法研究[J]. 现代信息科技, 2018, 2(12): 146-149, 152.
Liu Yan. Research on Ultrasonic Sensing Imaging Algorithm for Temperature Field[J]. Modern Information Science and Technology, 2018, 2(12): 146-149, 152.
- [10] 顾梦楠. 声学 CT 温度场测量重建算法研究[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2019.
Gu Mengnan. Research on Reconstruction Algorithm of Acoustic CT Temperature Field Measurement[D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2019.
- [11] Jia Ruixi, Xiong Qingyu. Two-dimensional Temperature Field Distribution Reconstruction Based on Least Square Method and Radial Basis Function Approximation[J]. Mathematical Problems in Engineering (S1024-123X), 2017: 1213605.
- [12] 刘厦. 声学层析成像温度分布重建研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2018.
Liu Sha. Research on Reconstruction of Temperature Distribution from Acoustic Tomography[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2018.
- [13] Zhang Juqi, Qi Hong, Jiang Donghang, et al. Acoustic Tomography of Two Dimensional Velocity Field by Using Meshless Radial Basis Function and Modified Tikhonov Regularization Method[J]. Measurement (S0263-2241), 2021, 175: 109107.
- [14] 黄陈昱, 郑飞虎, 张治文. 热脉冲法数据处理的反问题求解研究[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(5): 1557-1565.
Huang Chenyu, Zheng Feihu, Zhang Yewen. Research on Inverse Problem Solving for Thermal Pulse Data Processing[J]. Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering, 2021, 41(5): 1557-1565.

- [15] 刘厦, 刘石. 基于声学层析成像的炉内温度场重建算法研究[J]. 动力工程学报, 2017, 37(7): 525-532, 568.
Liu Sha, Liu Shi. Research on Reconstruction Algorithm of Furnace Temperature Field Based on Acoustic Tomography[J]. Journal of Power Engineering, 2017, 37(7): 525-532, 568.
- [16] 杨鹏史, 丁卉, 陈同, 等. 基于局部加权线性回归的城市公交车排放能耗预测[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2019, 58(6): 111-118.
Yang Pengshi, Ding Hui, Chen Tong, et al. Urban Bus Emission Energy Consumption Prediction Based on Local Weighted Linear Regression[J]. Journal of Sun Yat-sen University (Natural Science Edition), 2019, 58(6): 111-118.
- [17] Liu Kang, Shao Weiming, Chen Guoming. Autoencoder-Based Nonlinear Bayesian Locally Weighted Regression for Soft Sensor Development[J]. ISA Transactions (S0019-0578), 2020, 103: 143-155.
- [18] 张育贵, 王义, 杨人静. 基于径向基神经网络的天气预测模型[J]. 贵州大学学报(自然科学版), 2018, 35(1): 69-72, 103.
Zhang Yugui, Wang Yi, Yang Renjing. Weather Forecasting Model Based on Radial Basis Neural Network[J]. Journal of Guizhou University (Natural Science Edition), 2018, 35(1): 69-72, 103.
- [19] Zuzana Majdisova, Vaclav Skala. Radial Basis Function Approximations: Comparison and Applications[J]. Applied Mathematical Modelling (S0307-904X), 2017, 51: 728-743.
- [20] Kong Qian, Jiang Genshan, Liu Yuechao, et al. 3D High-quality Temperature-field Reconstruction Method in Furnace Based on Acoustic Tomography[J]. Applied Thermal Engineering (S1359-4311), 2020, 179: 115693.
- [21] Han Ziyang, Qian Xusheng, Huang He, et al. Efficient Design of Multicolumn RBF Networks[J]. Neurocomputing (S0925-2312), 2021, 450(5): 253-263.
- [22] 吴善杰, 王新. 基于 AGA-DBSCAN 优化的 RBF 神经网络构造煤厚度预测方法[J]. 计算机科学, 2021, 48(7): 308-315.
Wu Shanjie, Wang Xin. A Coal Thickness Prediction Method Based on AGA-DBSCAN Optimized RBF Neural Network[J]. Computer Science, 2021, 48(7): 308-315.