

基于选择性卷积核 CNN 的声学温度场重构插值

段奕欣,陈立玮,周新志*

(四川大学 电子信息学院,四川 成都)

摘要:锅炉温度反应了炉内燃烧情况。精准定位炉内高温区域,对提高燃烧效率,识别故障情况起到重要作用。传统声学温度场重构插值依赖于声波换能器的布置与径向基函数的选择,难以实现高分辨率温度场重构。为了解决该问题,本文设计基于选择性卷积核 CNN 的温度场重构插值网络(TRIN)对声学温度场重构中的插值问题进行优化,实现了对温度场的高精度插值。为了验证模型的有效性,在仿真温度场数据集和锅炉厂实测数据上开展实验,取得了良好的结果。

关键词:卷积神经网络;插值;声学温度场重构;选择性卷积核

中图分类号:TH811;TP391.41

文献标识码:A

文章编号:2096-4390(2024)06-0120-05

引言

锅炉广泛应用于发电,是火力发电厂的主要供热设备之一^[1]。锅炉内的燃烧情况复杂而多变^[2],是最为复杂的物理过程之一^[3]。掌握锅炉内的温度分布情况,对优化燃烧方式,提高燃烧效率,识别故障情况,减少污染物排放起到了至关重要的作用^[4-6]。

温度场的声学重构主要关注炉内整体温度的重建,但特定点上的重构值与真实值之间存在着较大误差。这导致传统声学重构在识别锅炉内部高温区域和局部过热问题方面仍然存在一些缺陷。声学温度场重构的方法主要有以 ART^[5]和 SIRT^[7-9]为代表的迭代算法,以 LSM 和 LSM-MQ^[10]为代表的最小二乘算法,以 Markov^[11-12]和 LQ^[13]为代表的径向基函数算法。其中,迭代法和最小二乘法由于边缘信息的损失和代数条件的限制,只能重构出每个子温区中心点的温度值,更高分辨率的重构需要配合插值函数插值完成,这种插值方式易导致局部信息的缺失。基于径向基函数的重构方法虽然不存在插值的问题,但其形状参数严重影响了插值的精度。

本文主要针对现有的温度场重构精度较低的问题,

设计了基于 SK 模块的卷积神经网络,借助 SK 模块的选择性卷积核,更好地提取输入温度场的多尺度特征,再通过非线性映射和反卷积结构,实现对温度场的高精度插值。本文与多种传统算法在数据集 ATFRSD-W 进行了对比实验,并在中国重庆启能电厂一号锅炉实测数据上进行验证,实验证明本文采用的模型有着较高的插值精度。

1 方法

传统算法通过径向基函数简单插值出的温度场难以满足高精度测温的要求,为了实现高精度插值,本文利用神经网络在非线形映射方面的优势,设计 TRIN 实现高精度温度场重构。TRIN 的输入 T_L 是使用任意传统算法(本文以 Markov 为例)重构的 101×101 维采样的重构场,输出 T_H 是网络插值之后的 202×202 维高分辨率温度场。

如图 1,TRIN 由温度场特征提取、SK 模块、非线性映射、反卷积四个部分组成,该模型通过将所提取的温度场特征映射到高维特征空间的方式进行特征提取,这种高维度映射有助于提取温度场中的难以被注意到的抽象信息,然后对其进行降维处理,减少计

作者简介:段奕欣(1999-),女,硕士研究生,研究方向:智能信息系统。

通讯作者:周新志(1966-),男,博士,教授,博士研究生导师,研究方向:信息感知与机器学习、智能优化决策与智能系统等。

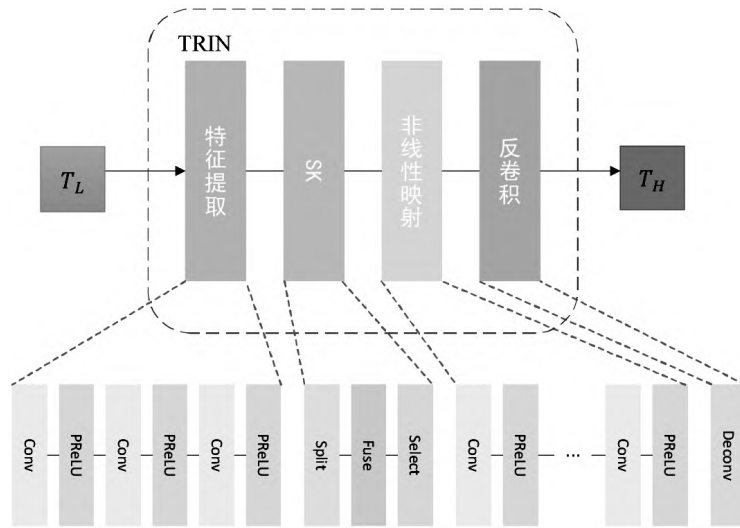


图1 TRIN 结构

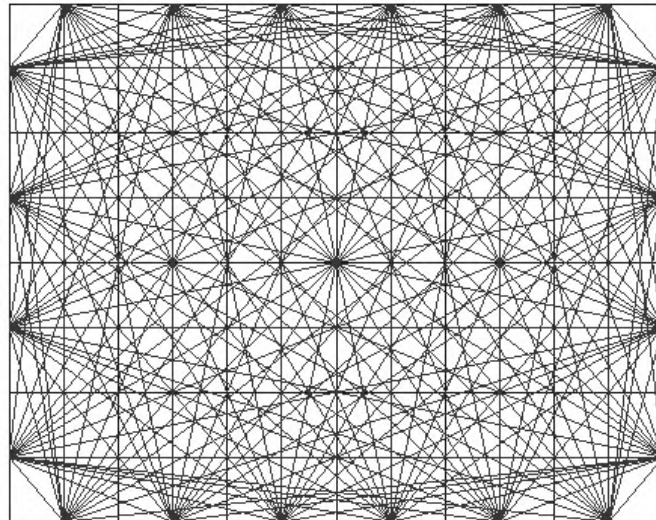


图2 温度场有效声波路径示意图

算量并提高模型计算效率,以实现传统算法重构后的低分辨率温度场进行插值的目的。

温度场特征提取部分由3层卷积构成,每一层表示 L_n ($n=1,2,3$), 包含一个卷积层和一个激活函数 $PReLU$,对于任意输入 x ,它的输出表示为:

$$L_n(x) = PReLU(Conv(x))$$

其中非线性激活函数 $PReLU$ 的数学表达为:

$$PReLU(x) = \begin{cases} x, & x > 0 \\ \alpha x, & x \leq 0 \end{cases}$$

其中 α 是反向传播学习到的参数, α 使激活函数在负输入范围内也有一定的梯度,以避免函数在负值区域的神经元失活。

TRIN 中使用 SK 注意力机制模块的卷积核动态

选择机制,自适应调整卷积核的大小,更好地捕捉输入温度场的多尺度特征。SK 模块的输出 L_4 可以写做:

$$L_4(x) = Select(Fuse(Split(x)))$$

其中 $Split$ 产生多条不同卷积核大小的路径, $Fuse$ 运算帮助聚合上一步运算出的各个路径的信息, $Select$ 则根据计算出的权重聚合不同大小内核的特征图。

非线性映射部分由6层卷积构成,即 L_5-L_{10} 的组成同公式(1)。

最后,通过反卷积层实现温度场插值,对于任意的输入 x ,其输出 L_{11} 表示为:

$$L_{11}(x) = Deconv(x)$$

综上,TRIN 网络对于任意的输入 x , 输出可以表示为:

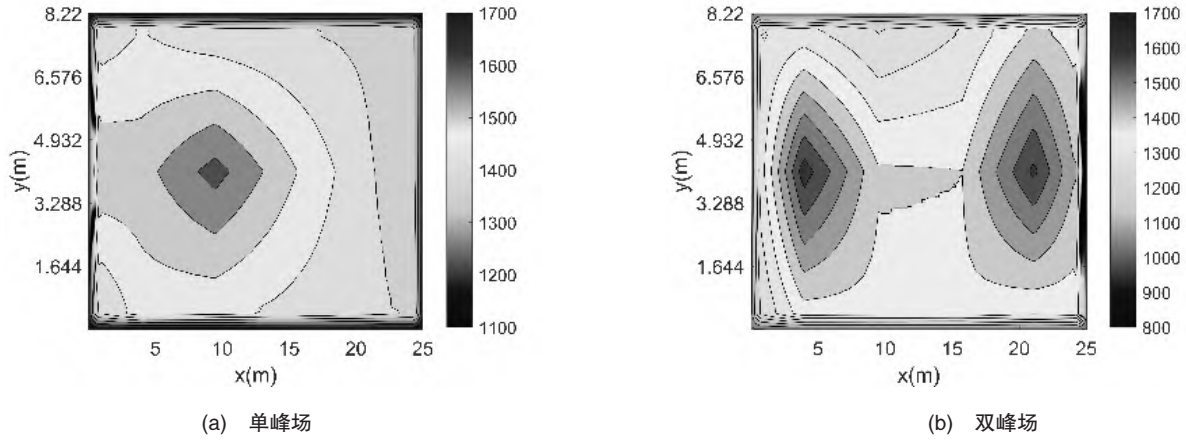


图3 待测场

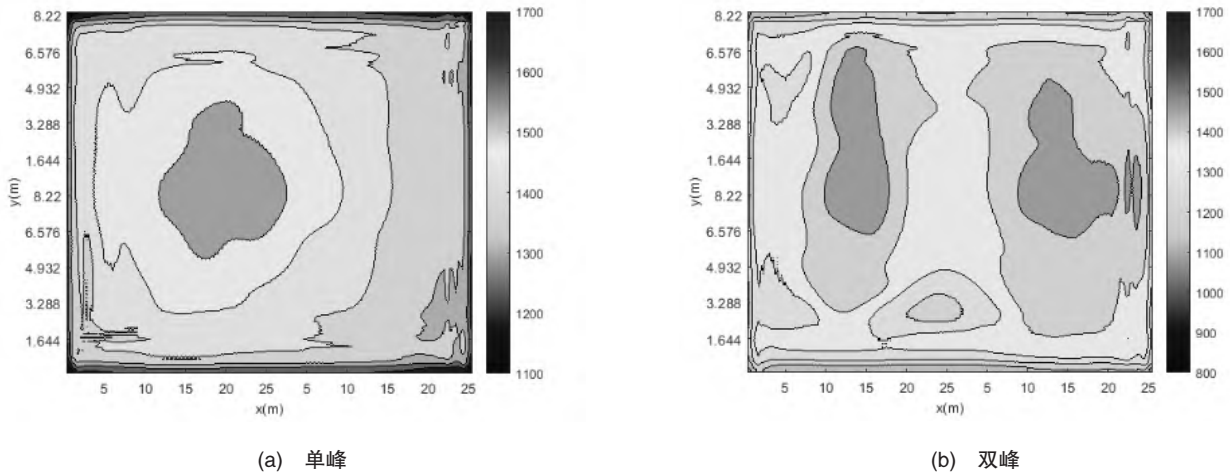


图4 TRIN 算法重建结果

$$TRIN(x) = L_{11}(L_{10}(...L_1(x)))$$

2 实验

2.1 数据准备

神经网络的训练需要大量的数据支撑,本文采用的数据集是含有 300 组训练集 120 组验证集的温度场数据集 ATFRSD-W。待测区域模拟重庆启能电厂的一号锅炉,是一个长为 25 m,宽 8.22 m 的矩形区域。待测区声学布置情况见图 2。

参照文献[11]使用 Markov 对数据集进行重构至 101×101 维得到 T_L ,作为 TRIN 的输入。

2.2 评估指标

$$E_{rms} = \frac{1}{T_{mean}} \cdot \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (TR_i - T_i)^2}}{n} \times 100\%$$

E_{rms} 表示在一个待测场上的均方根误差; n 表示待

测区域中误差计算的温度采样点个数,其中 $n=202 \times 202=40804$; T_i 表示温度场模型中第 i 个采样点的温度值,其中 $i=1,2,\dots,n$, TR_i 表示使用任意算法重建后温度场第 i 个采样点的温度值。对于单个温度场采用上述指标,对于测试集 120 组数据采用平均指标 $\overline{E_{rms}}$ 。

2.3 消融实验

在测试集上对 TRIN 进行消融实验。加入 SK 模块后,温度场重构误差从 3.33%降低到 2.57%。SK 模块引入自适应调整卷积核大小的机制,帮助模型更好地聚焦于温度场插值中的关键信息,聚合了深度特征,提高对温度场信息的捕捉能力,使得插值精度得到进一步提高。

2.4 对比实验

本文参照文献[13]选择并设置了基于 ART、LSM 和径向基函数的 5 种算法与 TRIN 进行对比实验。在

测试集上得到的误差结果见表 1 第二列。结果显示，TRIN 以更高的精度实现了温度场的重构插值。

2.5 实测数据实验

本节实测数据来源于中国重庆启能电厂一号锅炉的单峰模式与双峰模式，具体分布见图 3，重建误差见表 1 第三和四列，TRIN 算法重构结果见图 4。

表 1 温度场重构误差

算法名称	测试集 $\overline{E_{rms}}$	单峰 E_{rs}	双峰 E_{rms}
ART-SP	12.89%	11.09%	14.35%
LSM-SP	5.48%	3.76%	5.51%
LSM-MQ	5.19%	3.81%	5.76%
Markov	5.32%	3.96%	6.00%
LQ	4.66%	3.65%	5.28%
TRIN	2.57%	1.91%	4.93%

从实验数据中可以看出，TRIN 插值重构误差明显优于其他算法，在实测中表现出良好的性能，验证了工程应用中的可行性和有效性。

3 结论

本文提出了基于选择性卷积核 CNN 的温度场重构插值网络 TRIN，实现了温度场高精度插值。在模型结构上，TRIN 主要使用 SK 注意力机制帮助快速提取不同尺度的温度场特征，并用非线性映射和反卷积结构实现重构插值。在温度场数据集对模型进行性能测试，并在实测工程数据上进行了验证。实验证明，与传统算法相比，TRIN 表现出了更高的插值精度和重构效果。

参考文献

[1]Xu G , Huang S , Yang Y ,et al.Techno-economic analysis and optimization of the heat recovery of utility boiler flue gas [J].Applied Energy, 2013, 112 (dec.):907-917.DOI:10.1016/j.apenergy.2013.04.048.

[2]Chi T , Zhang H , Yan Y ,et al.Investigations into the ignition behaviors of pulverized coals and coal blends in a drop tube furnace using flame monitoring techniques[J].Fuel, 2010, 89(3):743-751.DOI:10.1016/j.fuel.2009.06.010.

[3]Lou C , Zhou H C .Deduction of the two - dimensional distribution of temperature in a cross section of a boiler furnace from images of flame radiation[J].Combustion and Flame, 2005, 143(1-2):

97-105.DOI:10.1016/j.combustflame.2005.05.005.

[4]Ballester J , Garcia -Armingol T .Diagnostic techniques for the monitoring and control of practical flames [J].Progress in Energy & Combustion Science, 2010, 36(4):375-411.DOI:10.1016/j.pecs.2009.11.005.

[5]Zhang S , Shen G , An L ,et al.Online monitoring of the two-dimensional temperature field in a boiler furnace based on acoustic computed tomography [J].Applied Thermal Engineering, 2015, 75:958-966.DOI: 10.1016/j.applthermaleng.2014.10.085.

[6]Chen J , Hsu T Y , Chen C C ,et al.Monitoring combustion systems using HMM probabilistic reasoning in dynamic flame images[J].Applied Energy, 2010, 87 (7):2169 -2179.DOI:10.1016/j.apenergy. 2009.11.008.

[7]Bao Y , Jia J .Improved Time-of-Flight Estimation Method for Acoustic Tomography System[J].Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), 2020(4). DOI:10.1109/tim.2019.2908704.

[8]Holstein P , Raabe A ,R. Müller,et al.Acoustic tomography on the basis of travel-time measurement [J].Measurement Science and Technology, 2004, 15(7): 1420.DOI:10.1088/0957-0233/15/7/026.

[9]Bao Y , Jia J .Nonlinear temperature field reconstruction using acoustic tomography [C]// International Conference on Imaging Systems and Techniques.IEEE, 2017.DOI:10.1109/ist.2017.8261492.

[10]Shen X , Xiong Q , Shi W ,et al.A New Algorithm for Reconstructing Two -Dimensional Temperature Distribution by Ultrasonic Thermometry [J].Mathematical Problems in Engineering,2015,(2015- 2 -19), 2015, 2015 (pt.2):1 -10.DOI:10.1155/2015/ 916741.

[11]Shen X , Xiong Q , Shi W ,et al.Temperature Distribution Monitoring Using Ultrasonic Thermometry Based on Markov Radial Basis Function Approximation and Singular Values Decomposition[J].Mathematical Problems in Engineering,2014,(2014-4- 28), 2014, 2014(pt.9):1-12.DOI:10.1155/2014/835619.

- [12]Shen X , Xiong Q , Shi X ,et al.Ultrasonic temperature distribution reconstruction for circular area based on Markov radial basis approximation and singular value decomposition [J].Ultrasonics, 2015, 62: 174–185.DOI:10.1016/j.ultras.2015.05.014.
- [13]Wang H , Zhou X, Yang Q ,et al.A Reconstruction Method of Boiler Furnace Temperature Distribution Based on Acoustic Measurement[J].IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70:1–13.DOI: 10.1109/TIM.2021.3108225.
- [14]Zhong Q , Chen Y , Zhu B ,et al.A Temperature Field Reconstruction MethodBased on Acoustic Thermometry [J].SSRN Electronic Journal, 2022.DOI: 10.2139/ssrn.4029391.

Acoustic Temperature Field Reconstruction Interpolation Based on Selective Kernel CNN

Duan Yixin, Chen Liwei, Zhou Xinzhi*

(College of Electronic and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu, China)

Abstract: The boiler temperature reflects the combustion in the furnace. Accurate positioning of the high temperature area in the furnace plays an important role in improving combustion efficiency and identifying fault conditions. Traditional acoustic temperature field reconstruction interpolation depends on the arrangement of acoustic transducer and the choice of radial basis function, so it is difficult to achieve high resolution temperature field reconstruction. In order to solve this problem, a temperature field reconstruction interpolation network (TRIN) based on the selective convolution kernel CNN is designed to optimize the interpolation problem in the acoustic temperature field reconstruction, and the high precision interpolation of temperature field is realized. In order to verify the validity of the model, experiments are carried out on the simulated temperature field data set and the measured data of the boiler plant, and good results are obtained.

Key words: convolutional neural network; interpolation; acoustic temperature field reconstruction; selective kernel