

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2007065

一种基于 U^2 -Net 模型的电阻抗成像方法*

叶明¹, 李晓丞¹, 刘凯¹, 韩伟², 姚佳烽¹

(1 南京航空航天大学机电学院 南京 210016; 2. 南京大学医学院附属口腔医院 南京 210008)

摘要:电阻抗成像(EIT)是一种实现场域内电导率分布情况图像重建的成像技术。传统的电阻抗成像算法成像精度较低,为解决此问题,提出一种基于 U^2 -Net 深度学习模型的新型电阻抗图像重建方法。首先,以 U^2 -Net 模型为基础,创新地提出了拼接层(CAT)的概念用于数据扩展,使得 U^2 -Net 的输入层结构简单,运算速度快;其次,使用仿真数据集对该网络进行训练,使用验证集选择最优的模型参数,结果表明,提出的算法测量精度高、鲁棒性好,在仿真数据集的表现优于其他算法。最后,提出一种新的 EIT 成像质量评价指标:中心和面积误差(CAE)用于验证算法在实验中的表现,实验结果表明,所提算法的 CAE 为 4.975,对于目标物的中心和面积预测更为准确,成像效果优于其他对比算法。

关键词:电阻抗成像;图像重建; U^2 -Net;深度学习

中图分类号: TH772 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460.40

Image reconstruction method for electrical impedance tomography using U^2 -Net

Ye Ming¹, Li Xiaocheng¹, Liu Kai¹, Han Wei², Yao Jiafeng¹

(1. College of Mechanical & Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China; 2. Nanjing Stomatological Hospital Medical School of Nanjing University, Nanjing 210008, China)

Abstract: Electrical impedance tomography (EIT) is a kind of imaging technology to realize the image reconstruction of electric conductivity distribution in the practical field. Traditional electrical impedance imaging algorithms have the problem of low imaging accuracy. To address this issue, a new electrical impedance image reconstruction method based on the U^2 -Net deep learning model is proposed in this paper. First, based on the U^2 -Net model, this paper innovatively proposes the concept of concatenate (CAT) for data extension, which makes the input layer of U^2 -Net simple in structure and fast in operation speed. Secondly, the simulation data set is used to train the network, and the validation set is used to select the optimal model parameters. Experimental results show that the proposed algorithm has high measurement accuracy and good robustness. This method performs better than other algorithms in the simulation data set. Finally, a new EIT imaging quality evaluation index is proposed to evaluate the performance of the algorithm, which is named as center and area error (CAE). Experimental results show that the CAE of the proposed algorithm is 4.975, which is more accurate for the prediction of the center and area of the target object. And the imaging effectiveness is better than other comparison algorithms.

Keywords: electrical impedance tomography; image reconstruction; U^2 -Net; deep learning

0 引言

电阻抗成像^[1] (electrical impedance tomography,

EIT)是一种新型的成像技术,有着非侵入、成像速度快等优点。EIT 通常通过测量场域边界上均置一组电极,施加交流电信号激励,测量周围电位分布,重建其内部的电导率分布。EIT 技术在地质勘探、材料检测等领域已经

收稿日期:2020-10-31 Received Date: 2020-10-31

* 基金项目:国家自然科学基金(62071224)项目资助

展开应用。孙亮等^[2]基于反投影算法的动态成像技术进行多电极 EIT 成像研究,实现了疲劳损伤位置的一维定位检测,郑一飞等^[3]使用 EIT 技术实现了对复合材料的探伤检测,胡远洋等^[4]将 EIT 技术应用于航空器机体结构损伤监测工作中。同时针对脑部成像、肺气肿监测和乳腺癌检测等医学应用的研究已经开始进行。Geuk 等^[5]使用 EIT 技术实现同时提取肺通气量和心脏血流量两个数据。Enrico 等^[6]使用 EIT 技术实现了对小鼠神经的成像。

常用电阻抗成像方法采用差分成像,根据两个不同时刻的测量数据求出两个时刻下电阻抗分布的差值^[7-8]。成像算法包括等位线反投影算法^[9]、敏感矩阵法^[10]、滤波反投影算法^[11]等。Kumar 等^[12]提出了一种基于粒子群优化的随机 EIT 图像重建方法,可以对物体(大脑)和边界(颅骨)进行高对比度成像。范文茹等^[13]使用迭代正则化算法,提高了 EIT 重建时非连续分布介质区域成像的分辨能力。曹璐等^[14]提出一种基于频谱约束的多频动态电阻抗断层成像算法,它同时利用多个频率下的时差数据重构一帧体积分数变化,成倍增加观测数据量从而减小逆问题的病态性,并且通过合并正则化方法提高 EIT 图像的质量和抗噪能力。王琦等^[15]采用增广拉格朗日乘子法求解时空相关性动态 EIT 模型,在改善图像质量的同时提高了成像速度。这些传统方法主要将 EIT 图像重建模型逼近为线性模型,成像过程中计算量较大,成像精度较差。

近年来,随着深度学习的发展,使用深度学习方法来实现在 EIT 图像重建的相关研究发展迅速。深度学习方法具有较高的非线性拟合能力,同时可以通过训练样本的控制来提供较多的先验知识来降低电阻抗图像重建问题的病态程度,可以针对特定的数据集实现较好的成像效果。Li 等^[16]采用全连接神经网络,实现了多目标成像,但在实验图像仅列出了圆形目标。吴阳等^[17]使用自适应粒子群算法优化径向基函数神经网络实现 EIT 成像,有效降低了网络模型参数量,但是存在边界不清的问题。Chen 等^[18]在 U-Net 之前添加一个全连接结构,利用仿真数据验证了该网络实现 EIT 成像的能力,实现了 MCF-7 人乳腺癌细胞的 EIT 成像。Chen 等^[19]采用对抗生成网络提高了反演算法成像结果的细节特征,但是所得图像分辨率仍较低。Ren 等^[20]结合使用正则化方法和卷积神经网络,实现对肺部图像的电阻抗重建,但由于数据集的构造使用了 CT 影像,增大了数据集获取难度。Zhang 等^[21]使用监督下降方法获取电阻抗迭代逆解问题的敏感矩阵,实现了肺部的三维电阻抗成像,但由于使用了迭代算法,成像所需时间较长。Hamilton 等^[22]使用 U-Net 对 D-bar 算法所成电阻抗图像进行进一步拟合,获得适用于多种数据集的实时电阻抗成像算法。

当前研究大多集中于圆形目标,对于不规则物体的

EIT 重建研究较少。然而在电阻抗图像重建的应用中存在大量非圆目标。当目标形状和大小变化较小时,基于深度学习的 EIT 重建算法在训练过程中引入了很强的先验知识。当模型的应用范围超出训练集数据分布时,EIT 重建效果会迅速下降。如果要对目标形状和大小变化较大的模型进行高质量重建,则对网络的拟合能力和泛化能力提出了较高的要求。

本文提出一种基于 U²-Net 深度学习模型的新型电阻抗图像重建方法。首先,以 U²-Net 模型为基础,介绍本文提出的图像重建算法模型结构,包括提出的拼接层;其次,使用仿真数据集对该网络进行训练,使用验证集选择最优的模型参数,使用测试集对比本算法的成像效果。最后,本文提出一种新的 EIT 成像质量评价指标:中心和面积误差(center and area error, CAE),通过和其他算法进行对比,验证算法在实验中的表现。

1 电阻抗图像重建方法

1.1 图像重建数学模型

EIT 测量场域满足麦克斯韦方程和电磁场理论^[19],数学公式如下:

$$\nabla \cdot \sigma x, y \nabla \Phi x, y = 0, (x, y) \in \Omega \quad (1)$$

式中: Ω 表示场域; $\sigma(x, y)$ 表示场域内部的电导率分布; $\Phi(x, y)$ 表示场域电位的分布函数。

EIT 场域边界条件设置为:

$$\frac{\sigma(x, y) \partial \Phi(x, y)}{\partial n} = -j(x, y), (x, y) \in \partial \Omega \quad (2)$$

$$\Phi(x, y) = U(x, y) \quad (3)$$

$$j(x, y) = U/R(x, y), (x, y) \in \Omega \quad (4)$$

式中: $\partial \Omega$ 表示场域边界; $j(x, y)$ 表示边界上注入电流的电流密度,无电流注入的地方电流密度等于 0; n 表示场域外法向单位向量; $U(x, y)$ 表示场域边界的电位分布; U 代表激励电压; $R(x, y)$ 代表激励电压对应位置上的模型阻抗。

将边界激励电压设为固定值 U , 边界激励电流 j 为关于激励电压一阶函数,设定激励电压的频率和幅值恒定不变。那么 EIT 图像重建就变成探究场域内电导率分布 σ 与激励电压对应阻抗 R 的乘积和电位分布 Φ 之间的关系,由于相同激励位置 R 相同,可以将问题是视为相对电导率分布与电位分布之间的关系。

1.2 拼接层

针对 U-Net 类型网络要求输出图像和输入数据尺寸相同的要求,需对电压数据的进行数据扩展,以前的研究大多采用全连接(full connection, FCN)的方式进行数据扩展^[18]。本文提出一种名为拼接层(concatenate, CAT)的数据扩展方法。

在 8 电极 EIT 系统中,如果采用相邻激励的方式,共有 8 个激励位置。测量包括激励电极在内的所有电极的对地电压,增加一个 8 个电极电压平均值,每个激励位置会得到 9 个电压数据。这样每组数据会得到 8×9 个电压数据,该大小即为神经网络的输入大小。按照先行后列的方法将输入数据变形为一个 8 行 9 列的矩阵,称之为 X_{input} 。

$$E_L = [E_8 E_8 \cdots E_8]^T [0:128, :] \quad (5)$$

$$E_R = [E_9 E_9 \cdots E_9] [[: , 0:128]] \quad (6)$$

$$X_{output} = E_L X_{input} E_R \quad (7)$$

将多个 8 阶单位矩阵 E_8 排成一行,使其列数大于 128,截取其转置矩阵的所有列、前 128 行,构建拼接层的左乘矩阵 E_L ,如式(5)所示。将多个 9 阶单位矩阵 E_9 排成一行,使其列数大于 128,取所有行、前 128 列,构建拼接层的右乘矩阵 E_R ,如式(6)所示。将式(7)这一过程称为拼接层, X_{output} 为拼接层得到的输出。该过程如图 1 所示。拼接操作只是对数据进行尺寸修改,不会对样本数据的特征产生影响,数据所含信息量并没有发生变化。

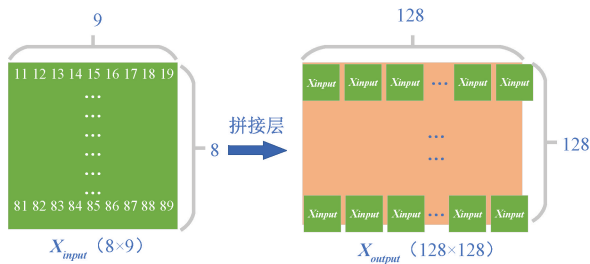


图 1 拼接层过程

Fig. 1 Process of concatenate

1.3 U²-Net

针对显著性目标检测领域, Qin 等^[23]提出了 U²-Net, 该网络使用了一个两级嵌套的 U 型网络结构。该设计在底层使用的残差 U 型块 (reSidual U-blocks, RSU) 结构, 如图 2 所示。在顶层使用类似 U-Net 结构, 其中每一级由 RSU 块填充。

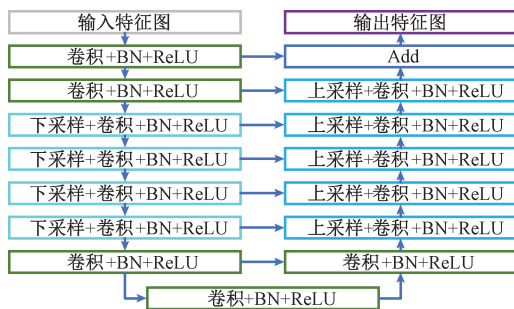


图 2 RSU 结构

Fig. 2 ReSidual U-blocks

本文在该结构的基础上作出一些改动使其适用于 EIT。原始电压数据导入拼接层, 将拼接层的输出作为 U²-Net 的输入。将最后一层卷积层的输出层数改为 2 (目标和背景), 使用独热编码 (One-Hot) 的方式解释输出层数据。认为每一层代表一类电导率相同的物体, 在输出图像中每一个像素取该位置数值最大的输出层的编号, 从而将 EIT 图像重建问题重构为不同电导率物体和背景的分类问题。最终得到的结构如图 3 所示。

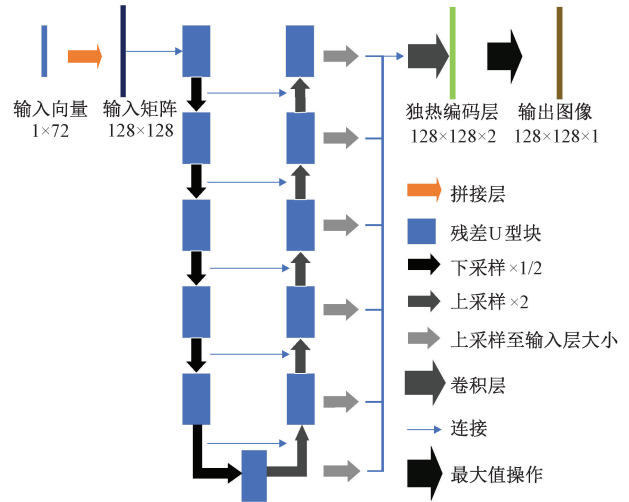


图 3 CAT+U²-Net 网络结构

Fig. 3 The architecture of CAT+U²-Net

2 EIT 仿真结果及数据分析

2.1 数据集设置

由于深度学习模型的训练需要大量包含已知电导率分布与对应边界电压的测量值的样本, 而在现实实验系统样本获取较为困难, 特别是相对电导率分布的获取困难。因此使用 COMSOL Multiphysics with MATLAB 构建数据集。

COMSOL 仿真中使用二维电流场域构建 EIT 系统。由于对于仿真而言, 场域尺寸、目标尺寸和电极尺寸等比例缩放时问题没有发生变化; 对于实验而言, 电阻抗问题场域大小不处于较为极端情况下, 尺寸对于问题影响较小, 为方便验证算法, 场域设置为直径 30 mm 圆形物理场。由于电阻抗成像的高度病态性, 引入只有目标和背景阻抗两种阻抗的先验条件以简化问题, 背景物质的电导率值等于 10⁻² S/m (设置为水)。建立电导率变化模型, 其值等于 10⁻⁹ S/m (材料设置为聚氨酯)。通过构造不同位置的电导率分布模型, 可以获得不同的边界测量电压值样本。每对样本都包括具有 128×128 个像素代表电导率分布和具有 72 个对应边界电压值, 用作网络模型

的训练样本。

创建了3类不同的训练数据,模拟了1~3个多边形,多边形外接圆直径6~12 mm,外接圆圆心在以环境圆心为圆心,直径为15 mm圆的范围内。图4描述了训练中使用的典型样本分布。总共构建了11 520个仿真模型,以获得电导率分布和边界电压值。表1所示为数据集分布。其中,有5 760个模型构建训练集,2 880个模型构建验证集,2 880个模型构建测试集。训练集测试集和测试集不重叠,从数据集中分层抽样获得。

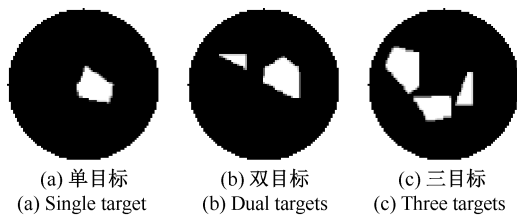


图4 不同样本的典型分布

Fig. 4 Typical distribution of different samples

表1 数据集设置

Table 1 Data set

	单目标	双目标	三目标	总计
训练集	1 920	1 920	1 920	5 760
验证集	960	960	960	2 880
测试集	960	960	960	2 880

2.2 模型训练

为了比较网络的性能,本文将CAT、FCN两种数据扩展方式和U-Net、U²-Net两种主干网络进行两两组合,除CAT+U²-Net外还得到另外3种深度学习模型(CAT+U-Net、FCN+U-Net、FCN+U²-Net)。

对这4种深度学习模型进行训练时,深度学习框架使用pytorch,将数据批处理大小设为16,学习速率设为0.000 1,优化器使用Adam,权重衰减设为0.000 1。采用提前终止的方法减轻过拟合,最大训练次数为120,损失函数使用Cross Entropy Loss。

图5所示为训练过程中的损失曲线,其中虚线代表训练集,实线代表验证集。验证集Loss最低值及其对应的迭代次数、训练集Loss如表2所示。

观察训练集曲线可以发现,使用了CAT的网络相较于使用FCN的网络训练集Loss下降更快,说明CAT比FCN更有利于网络的训练。造成该现象的原因可能是FCN对于数据的处理导致了原始电压数据中部分信息的丢失。同时可以发现使用U²-Net的网络相较于使用U-Net的网络在训练刚开始时获得更快的梯度下降,造成该现象的原因可能是U²-Net的梯度下降时使用的

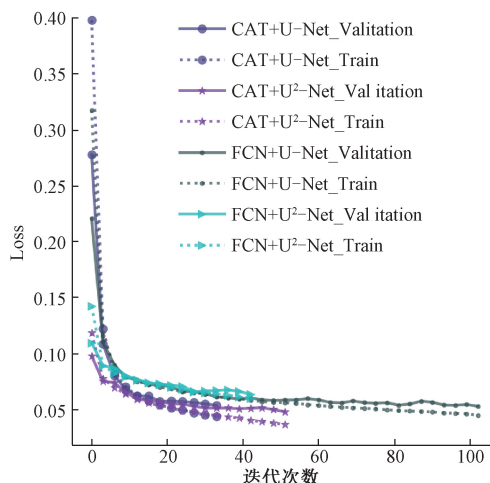


图5 损失曲线

Fig. 5 Loss curves

表2 验证集Loss最低值

Table 2 Minimum value of validation set loss

	FCN+U-Net	Cat+U-Net	FCN+U ² -Net	Cat+U ² -Net
最优迭代次数	110	34	43	52
训练集 Loss	4.520×10^{-2}	4.474×10^{-2}	6.073×10^{-2}	3.750×10^{-2}
验证集 Loss	5.342×10^{-2}	5.466×10^{-2}	6.431×10^{-2}	4.896×10^{-2}

Loss为U结构每层的上采样数据与标签数据计算产生。

观察验证集曲线可以发现,在FCN+U-Net的网络训练花费了最多的训练次数才达到验证集Loss最低点,所得验证集Loss高于CAT+U²-Net。而使用FCN+U²-Net网络的验证集Loss在达到一个比较高的位置后就不在下降,可能的原因是FCN和U²-Net两种较为复杂的结构共同作用导致严重的过拟合。CAT+U-Net网络最优验证集结果稍差于FCN+U-Net,但是所需的训练次数明显减少。CAT+U²-Net相较于其他网络,获取了最低验证集Loss。

2.3 模型大小对比

对于U结构网络网络中FCN模型(输入72,输出128×128)的大小为4.6 MB,而CAT模型几乎不占用参数。而且FCN模型的大小会随着电压数据的增多和图像分辨率的提高进一步变大。U-Net网络模型大小为51.2 MB,U²-Net网络模型大小为168 MB,组合后的4种网络模型大小如表3所示。

表3 网络模型大小

Table 3 Model size

	FCN+U-Net	Cat+U-Net	FCN+U ² -Net	Cat+U ² -Net
模型大小	55.8	51.2	172.6	168 MB

2.4 仿真结果评价

为了更好的评估网络的性能,减少超参数对于结果的影响,本文使用 4 种网络最低验证集 Loss 对应的权重,

分别在测试集上生成电阻抗图像,并引入 TK(Tikhonov)算法作为对比,部分图像如图 6 所示。

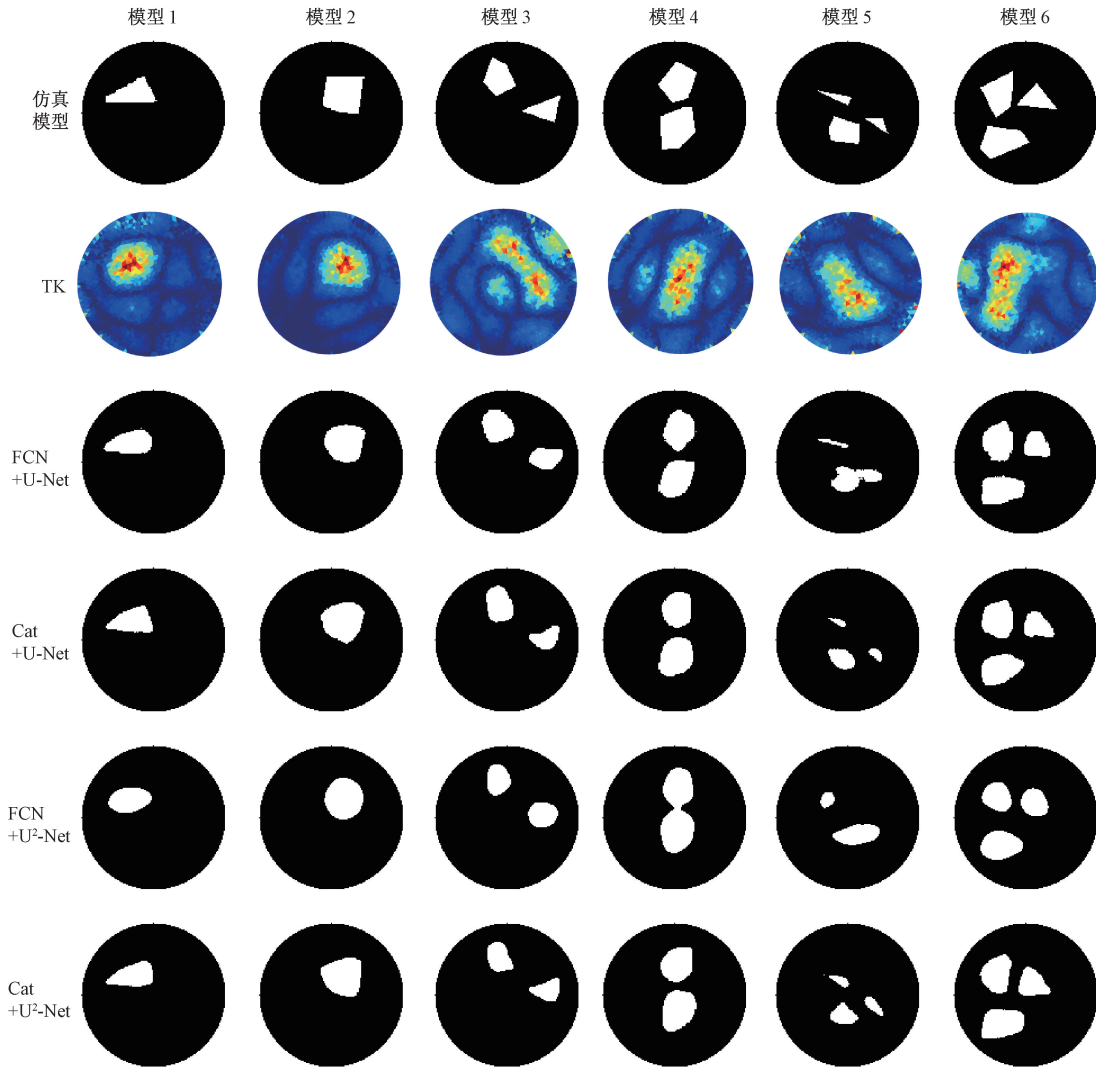


图 6 无噪声测试集中一些模型及其重建图像

Fig. 6 Some models and reconstructed images in the noiseless test set

为了比较 EIT 图像重建质量,选择平均绝对误差 (MAE)和图像相关系数(ICC)作为衡量算法质量的评定标准,由如下公式定义:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i^* - Y_i| \quad (8)$$

$$ICC = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i^* - \overline{Y^*})(Y_i - \overline{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i^* - \overline{Y^*})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \overline{Y})^2}} \quad (9)$$

式中: Y_i^* 和 $\overline{Y^*}$ 分别是估算电导率和其平均值; Y_i 和 \overline{Y} 分别是原始电导率和其平均值; n 是图像中的像

素数。

在不同信噪比(signal to noise ratio, SNR)下,4 种网络在测试集中所有图像的 MAE 和 ICC 的平均值分别如表 4、5 所示。当没有噪音时和信噪比为 50 dB 时,CAT+U²-Net 的 MAE 最低,ICC 最高,说明生成图像质量最好。当信噪比为 40 dB 时,CAT+U²-Net 的 MAE 略高于 FCN+U-Net,ICC 略低于 FCN+U-Net。当信噪比为 30 dB 时,CAT+U²-Net 的 MAE 略高于 CAT+U-Net,ICC 低于 FCN+U-Net 和 FCN+U²-Net。说明当信噪比较高时,CAT+U²-Net 可以取得较好效果,当信噪比较低时,该模型并无明显优势。

表4 测试集中的 MAE 平均值
Table 4 Average MAE in the test set

SNR	FCN+U-Net	CAT+U-Net	FCN+U ² -Net	CAT+U ² -Net
无噪音	0.021 81	0.022 55	0.027 82	0.020 11
50 dB	0.023 78	0.024 64	0.029 62	0.022 67
40 dB	0.035 91	0.035 96	0.039 18	0.035 94
30 dB	0.060 08	0.059 22	0.061 28	0.060 47

表5 测试集中的 ICC 平均值
Table 5 Average ICC in the test set

SNR	FCN+U-Net	CAT+U-Net	FCN+U ² -Net	CAT+U ² -Net
无噪音	0.806 5	0.800 3	0.745 5	0.829 0
50 dB	0.782 3	0.774 4	0.721 1	0.797 1
40 dB	0.641 2	0.636 8	0.594 6	0.639 0
30 dB	0.370 0	0.309 5	0.339 2	0.320 5

3 实验验证

3.1 EIT 实验系统

针对前文所述的 EIT 检测方法,开发出 EIT 系统硬件设备实物,如图 7 所示。EIT 系统采用模块化设计,主要包括信号发生器、Keysight34 980 A 多功能源表模块、34 933 A 矩阵开关模块、柔性电极、水槽和个人计算机(PC)。

在实验系统中,激励和测量方式选择基于 8 电极法的相邻法,针对不同的测量目标设计了一款水槽电极传



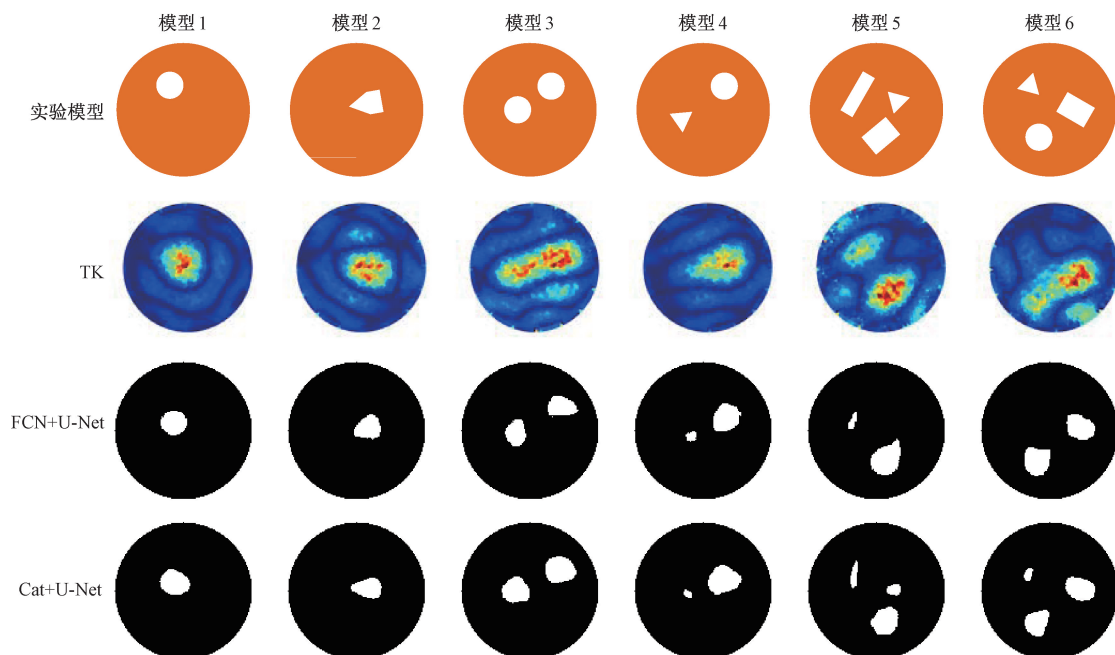
图7 EIT 系统硬件设备

Fig. 7 Hardware equipment of the EIT system

感器。水槽材料为有机玻璃(PMMA),具有良好的化学稳定性和电绝缘性。水槽的内径为 30 mm。实验中水槽中的液体为自来水,在其中放置 1~3 个目标物体(材料为尼龙)进行测量。

3.2 实验数据测试结果

通过设计的成像方法(FCN+U-Net、CAT+U-Net、FCN+U²-Net、CAT+U²-Net)分别进行图像重建,并与 TK 算法进行比较,并对实验结果进行研究和比较,成像如图 8 所示。实验中目标位置由为根据照片进行推测,目标面积由加工图纸决定。



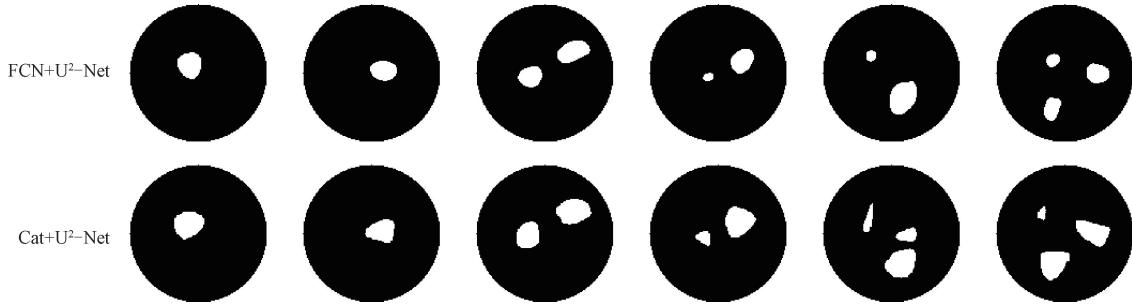


图 8 实验数据中一些模型及其重建图像

Fig. 8 Some models and reconstructed images in the experimental data

为衡量实验成像质量,提出图像重建质量衡量方法中心和面积误差(center and area error, CAE)。该方法主要衡量重建图像与模型中的目标物体在位置和面积上的误差,由如下公式定义:

$$CAE = \log \left(\text{MAX} \sum \left(\frac{n}{D_{x_i, y_j} + 1} + \frac{n^2}{|W_{x_i} - W_{y_j}| + n} \right) + 1 \right) \quad (10)$$

式中: D 为预测图像与标签图像上对应两个目标形心之间距离; W 图像上目标的面积; n 为图像边长。将实验模型上的目标和成像模型上的目标匹配视为二分图最大权值匹配问题,MAX Σ 含义为实现最大权值匹配所得结果。该方法从目标角度而非像素角度进行评价图像,在比较不同图像重建方法时,可以减轻由于模型图像位置不够准确带来的误差。

4种网络在测试集中所有图像的 CAE 的平均值如表 6 所示。CAT+U²-Net 的 CAE 平均值最高,说明该网络在实验中可以取得较好效果。

表 6 实验中的 CAE 平均值
Table 6 Average CAE in the experiment

平均值	Tikhonov	FCN+U-Net	CAT+U-Net	FCN+U ² -Net	CAT+U ² -Net
CAE	3.840	4.889	4.892	4.665	4.975

4 结 论

本文针对多边形多目标的电阻抗重建问题,提出一种基于 U²-Net 深度学习模型的新型电阻抗图像重建方法

1)将 U²-Net 模型应用于电阻抗重建,提高了电阻抗重建精度。本文创新地提出了拼接层的概念用于数据扩展,代替了全连接层,减轻了网络的过拟合,使得 U²-Net 的输入层结构简单,运算速度提高。

2)本文提出的算法测量精度高、鲁棒性好,在仿真数据集的表现优于其他算法。

3)本文提出一种新的 EIT 成像质量评价指标:中心和面积误差,用于验证算法在实验中的表现,实验结果表明,本文提出的算法的 CAE 为 4.975,对于目标物的中心和面积预测更为准确,成像效果优于其他对比算法。

参考文献

[1] 姚佳烽,刘夏移,徐梓菲,等. 基于微流控芯片的生物细胞电阻抗成像检测技术[J]. 机械工程学报, 2019, 55(2): 1-9.
YAO J F, LIU X Y, XU Z F, et al. Electrical impedance tomography for biological cell sensing with microfluidic device [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(2): 1-9.

[2] 孙亮,毛汉领,黄振峰,等. 基于电阻抗成像技术的金属疲劳损伤检测[J]. 机械设计与制造, 2020, 350(4): 184-188.
SUN L, MAO H L, HUANG ZH F, et al. Fatigue damage detection technology of metal materials based on electrical impedance tomography [J]. Machinery Design & Manufacture, 2020, 350(4): 184-188.

[3] 郑一飞,严刚,郭树祥. 基于印刷传感层电阻抗成像的复合材料结构损伤识别[J]. 航空科学技术, 2020, 31(4): 67-73.
ZHENG Y F, YAN G, GUO SH X. Damage detection for composite structures by using printed sensing layer and electrical impedance tomography [J]. Aeronautical Science and Technology, 2020, 31(4): 67-73.

[4] 胡远洋. 基于电阻抗成像技术的航空器机体结构损伤监控研究[J]. 电子测试, 2019, 429(24): 39-40.
HU Y Y. Research on monitoring of aircraft structural damage based on electrical impedance tomography [J]. Electronic Test, 2019, 429(24): 39-40.

[5] GEUK Y J, YOU J J, TINGTING Z, et al. Noninvasive, simultaneous, and continuous measurements of stroke volume and tidal volume using EIT: Feasibility study of animal experiments [J]. Scientific Reports, 2020,

- 10(1): 250-254.
- [6] ENRICO R, SVETLANA M, NICOLE T, et al. Imaging fascicular organization of peripheral nerves with fast neural electrical impedance tomography (EIT) [J]. Biotech Week, 2020, DOI: 10. 1038/s41467-020-20127- x.
- [7] 刘孟春,邢金燕. 电阻抗断层成像技术在呼吸系统肺功能成像中的应用[J]. 中华重症医学电子杂志(网络版), 2019, 5(4): 373-378.
LIU M CH, XING J Y. Electrical impedance tomography in lung imaging of the respiratory system[J]. Chinese Journal of Critical Care & Intensive Care Medicine, 2019, 5(4): 373-378.
- [8] 李冬晔, 康彬. 电阻抗成像正则化算法的优化[J]. 计算机技术与发展, 2016, 26(5): 188-90.
LI D Y, KANG B. Optimization of electrical impedance tomography regularization algorithm [J]. Computer Technology and Development, 2016, 26(5): 188-90.
- [9] WANG H B, XU G ZH, ZHANG SH, et al. Optimized excitation mode for generalized back projection algorithm in 3-D EIT[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2015, 51(3): 1-4.
- [10] 王戩. 电阻抗成像算法的研究[D]. 济南: 山东大学, 2006.
WANG J. Research on electrical impedance tomography algorithm[D]. Jinan: Shandong University, 2006.
- [11] WANG M Q, ZHAO J SH, ZHANG SH, et al. Electrical impedance tomography based on filter back projection improved by means method[C]. International Conference on Biomedical Engineering & Informatics, IEEE, 2010, DOI: 10. 1109/BMEI. 2010. 5639443.
- [12] KUMAR S P, SRIRAAM N, BENAKOP P G, et al. Reconstruction of brain electrical impedance tomography images using particle swarm optimization [C]. International Conference on Industrial and Information Systems, 2010, DOI: 10. 1109/ICIINFS. 2010. 5578681.
- [13] 范文茹, 王化祥, 郝魁红. 基于两步迭代 TV 正则化的电阻抗图像重建算法[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(3): 625-630.
FAN W R, WANG H X, HAO K H. Two-step iterative TV regularization algorithm for image reconstruction of electrical impedance tomography[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(3): 625-630.
- [14] 曹璐, 杨滨, 李昊庭, 等. 一种基于频谱约束的多频动态电阻抗断层成像算法[J]. 生物医学工程学杂志, 2020, 37(1): 80-86.
CAO L, YANG B, LI H T, et al. A multifrequencytime-difference electrical impedance tomography algorithm using spectral constraints [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2020, 37(1): 80-86.
- [15] 王琦, 彭圆圆, 汪剑鸣, 等. 动态电阻抗成像时空相关性重建方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(2): 153-160.
WANG Q, PENG Y Y, WANG J M, et al. Research on spatio-temporal relativity reconstruction method in dynamic electrical impedance tomography [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(2): 153-160.
- [16] LI X Y, ZHOU Y, WANG J M, et al. A novel deep neural network method for electrical impedance tomography [J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2019, 41(14): 4035-4049.
- [17] 吴阳, 刘凯, 陈柏, 等. 自适应粒子群优化算法优化径向基函数神经网络用于电阻抗成像图像重建[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(6): 240-249.
WU Y, LIU K, CHEN B, et al. Image reconstruction for electrical impedance tomography using radial basis function neural network based on adaptive particle swarm optimization [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(6): 240-249.
- [18] CHEN ZH, YANG Y J, JIA J B, et al. Deep learning based cell imaging with electrical impedance tomography[C]. 2020 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), IEEE, 2020, DOI: 10. 1109/i2mtc43012. 2020. 9128764.
- [19] CHEN Y T, LI K, HAN Y. Electrical resistance tomography with conditional generative adversarial networks [J]. Measurement Science and Technology, 2020, 31(5): 5401-5413.
- [20] REN SH J, SUN K, TAN CH, et al. A two-stage deep learning method for robust shape reconstruction with electrical impedance tomography[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(7): 4887-4897.
- [21] ZHANG K, GUO R, YANG F, et al. Supervised descent learning for thoracic electrical impedance tomography[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2020, DOI: 10. 1109/TBME. 2020. 3027827.
- [22] HAMILTON S J, HAUPTMANN A. Deep D-Bar: Real-time electrical impedance tomography imaging with deep neural networks. [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2018, 37(10): 2367-2377.
- [23] QIN X B, ZHANG Z CH, HUANG CH Y, et al. U2-Net: Going deeper with nested U-structure for salient

object detection [J]. Pattern Recognition, 2020, 106, DOI: 10.1016/j.patcog.2020.107404.

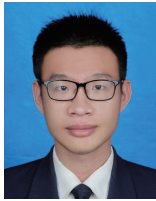
作者简介



叶明, 2000 年于南京航空航天大学获得学士学位, 2003 年于南京航空航天大学获得硕士学位, 2008 年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为南京航空航天大学机电学院讲师, 主要研究方向为电阻抗成像和机器视觉、智能检测技术。

E-mail: yeming5@nuaa.edu.cn

Ye Ming received his B. Sc. degree, M. Sc. degree, and Ph. D. degree all from Nanjing University of Aeronautics & Astronautics in 2000, 2003 and 2008, respectively. He is currently a lecturer with the College of Mechanical and Electrical Engineering at Nanjing University of Aeronautics & Astronautics. His main research interests include electrical impedance imaging, machine vision, and intelligent detection technology.



李晓丞, 2019 年于南京航空航天大学获得学士学位, 现为南京航空航天大学硕士研究生, 主要研究方向为电阻抗成像和机器视觉。

E-mail: 1079142139@qq.com

Li Xiaocheng received his B. Sc. degree from Nanjing University of Aeronautics & Astronautics in 2019. He is currently a master student at Nanjing University of Aeronautics & Astronautics. His main research interests include electrical impedance imaging and machine vision.

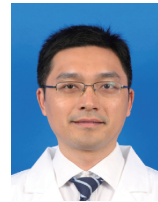


刘凯, 2002 年于江苏大学获得学士学位, 2007 年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为南京航空航天大学机电学院副教授, 主要研究方向为电阻抗成像和仿生机器人、数控技术和机电一体化。

E-mail: liukai@nuaa.edu.cn

Liu Kai received his B. Sc. degree from Jiangsu University in 2002, and received his Ph. D. degree from Nanjing University of Aeronautics & Astronautics in 2007. He is currently an associate professor with the College of Mechanical and Electrical

Engineering at Nanjing University of Aeronautics & Astronautics. His main research interests include electrical impedance tomography, bionic robot, numerical control technology and mechatronics.



韩伟, 2004 年于南京大学获得硕士学位, 2011 年于上海交通大学获得博士学位, 现为南京大学医学院附属口腔医院主任医师, 主要研究方向为口腔癌的临床和基础研究。

E-mail: doctorhanwei@nju.edu.cn

Han Wei received his M. Sc. Degree from Nanjing University in 2004, and received his Ph. D. degree from Shanghai Jiao Tong University in 2011. He is currently a Chief physician with Nanjing Stomatological Hospital Medical School of Nanjing University. His main research interests include clinical and basic research of oral cancer.



姚佳烽 (通信作者), 2008 年于中国人民解放军空军第一航空学院获得学士学位, 2011 年于南京理工大学获得硕士学位, 2014 年于日本熊本大学获得博士学位, 2014 年至 2016 年任职日本学术振兴会 (JSPS) 特别研究员, 在日本千叶大学从事博士后研究。现为南京航空航天大学机电学院副教授, 主要研究方向为智能医工检测、电阻抗成像和微流控。

E-mail: jiaf.yao@nuaa.edu.cn

E-mail: jiaf.yao@nuaa.edu.cn

Yao Jiafeng (Corresponding author) received his B. Sc. degree from PLA Air Force No. 1 Aviation University in 2008, received his M. Sc. degree from Nanjing University of Science & Technology in 2011, and received his Ph. D. degree from Kumamoto University in 2014. He was a JSPS researcher in Chiba University from 2014 to 2016. He is currently an associate professor with the College of Mechanical & Electrical Engineering at Nanjing University of Aeronautics & Astronautics. His main research interests include intelligent biomedical engineering measurement, electrical impedance tomography and microfluidics.