DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2006198

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*

吴 阳[1],刘 凯[1],陈 柏[1],李 芳[2],姚佳烽[1]
(1. 南京航空航天大学机电学院 南京 210016; 2. 三江学院机械与电气工程学院 南京 210012)

摘 要:电阻抗成像(EIT)的图像重建是一个高度非线性且欠定的病态逆问题。由于传统方法无法达到很高的精度,并且重建过程通常很耗时,提出了一种基于自适应粒子群优化算法的径向基函数神经网络(APSO-RBFNN)用于图像重建。通过数值模拟建立了 15 000 个仿真样本,分为训练集和测试集。经过网络训练后,测试集上的图像相关系数(ICC)为 0.95,仿真结果验证了 APSO-RBFNN 方法的有效性。当将 30、40 和 50 dB 的高斯白噪声添加到测试集中,ICC 分别为 0.90、0.92 和 0.93,证明了该方法的鲁棒性。对包含更多目标的样本重建结果说明了该方法具有良好的泛化能力。此外,8 电极 EIT 系统的实验数据测试结果表明,相比于 Tikhonov 和 RBFNN 方法,APSO-RBFNN 方法具有更好的图像重建结果。

关键词: 电阻抗成像;图像重建;逆问题;自适应粒子群优化算法;径向基函数神经网络
中图分类号: O441.4 TH772 **文献标识码**: A **国家标准学科分类代码**: 510.40

Image reconstruction for electrical impedance tomography using radial basis function neural network optimized with adaptive particle swarm optimization algorithm

Wu Yang[1], Liu Kai[1], Chen Bai[1], Li Fang[2], Yao Jiafeng[1]
(*1. College of Mechanical & Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China;*
2. School of Mechanical & Electrical Engineering, Sanjiang University, Nanjing 210012, China)

Abstract: Image reconstruction with electrical impedance tomography (EIT) is a highly nonlinear, underdetermined and morbid inverse problem. Since traditional methods cannot achieve high accuracy and the reconstruction process is usually time-consuming, a radial basis function neural network based on adaptive particle swarm optimization (APSO-RBFNN) method is proposed and used for the image reconstruction. 15 000 simulation samples are established through numerical simulation, which are divided into the training set and test set. After network training, the image correlation coefficient (ICC) on the test set is 0.95, and the simulation results verify the effectiveness of the proposed APSO-RBFNN method. When the Gaussian white noises of 30, 40 and 50 dB are added to the test set, the ICCs are 0.90, 0.92 and 0.93, respectively, which proves the robustness of the proposed method. The reconstruction results for the samples with more targets show that the proposed method has good generalization ability. In addition, the experiment data test results of an 8-electrode EIT system show that the proposed APSO-RBFNN method has better image reconstruction results compared with the Tikhonov and RBFNN methods.

Keywords: electrical impedance tomography (EIT); image reconstruction; inverse problem; adaptive particle swarm optimization algorithm; radial Basis function neural network (RBFNN)

收稿日期:2020-03-20 Received Date:2020-03-20
*基金项目:国家自然科学基金(51706098)、江苏省自然科学基金(BK20170792)项目资助

0　引　　言

电阻抗成像(electrical impedance tomography,EIT)是一种可视化在线检测技术,通过测量场域边界上的电位分布来成像其内部的电导率分布[1]。该技术具有成本低廉、响应迅速、无创和无辐射等优点,在生物医学和工业检测中具有广阔的应用前景[2-4]。

通常用于求解 EIT 逆问题的传统图像重建方法可以分为非迭代算法(反投影法、敏感矩阵法和正则化法)以及迭代算法(高斯-牛顿算法及其改进算法)[5-6]。这些传统方法主要将 EIT 图像重建近似为线性模型,计算量大,对噪声和误差极其敏感,微小的扰动也会使计算过程发散,难以获得令人满意的成像结果。

若将 EIT 图像重建视为优化问题,则可以使用进化算法来解决,如遗传算法[7-9]和粒子群算法[10-12]。这些进化算法是通过减小模拟和测量电位之间的均方根误差来起作用的。但这些进化算法无法达到很高的精度,并且计算过程通常很耗时费力。近年来,许多研究人员致力于不同的神经网络来解决 EIT 图像重建。神经网络避免了 EIT 正问题中的敏感矩阵计算和 EIT 图像重建逆问题的线性化。通常有几种有效且可靠的神经网络模型,即反向传播[13-14]、Hopfield[15-16]和径向基函数[17-18]。

相比于其他神经网络,径向基函数神经网络的优势在于对非线性模型拥有强大的全局逼近能力,网络结构简单,学习过程收敛速度快,能满足 EIT 图像重建的要求[19-21]。在学习过程中,径向基函数神经网络的中心、基宽和连接权值是至关重要的 3 个参数,对网络模型的整体性能有着非常大的影响,直接关系到预测结果是否可靠。

本文提出了一种基于自适应粒子群优化算法的径向基函数神经网络(radial basis function neural network based on adaptive particle swarm optimization, APSO-RBFNN)用于 EIT 图像重建。通过 COMSOL 和 MATLAB 联合仿真建立了 15 000 个仿真样本,分为互不重叠的训练集和测试集。利用训练集训练网络模型,使用测试集验证所提出 APSO-RBFNN 方法的有效性和鲁棒性。此外,将 8 电极 EIT 系统测量的实验数据用于比较 Tikhonov、RBFNN 和 APSO-RBFNN 方法的准确性。

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[22],数学模型公式如下:

$$\nabla \cdot (\sigma(x,y)\nabla \boldsymbol{\Phi}(x,y)) = 0,\ (x,y) \in \Omega \tag{1}$$

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:

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

$$\boldsymbol{\Phi}(x,y) = U(x,y) \tag{3}$$

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,没有电流注入的地方电流密度等于 0;$\boldsymbol{n}$ 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。

边界激励电流 j 选用固定值,实验中使用恒流源作为激励电流,激励电流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 和电位分布 $\boldsymbol{\Phi}$ 之间的关系。

1.2　径向基函数神经网络

径向基函数神经网络(radial basis function neural network, RBFNN)是一种性能良好的前馈式神经网络,其基本结构如图 1 所示,由输入层、隐含层和输出层 3 层组成。其中,输入层到输出层的变换是非线性的,而隐含层到输出层的变换是线性的,能够逼近任意的非线性函数,加快学习收敛速度和避免局部极小问题[23]。

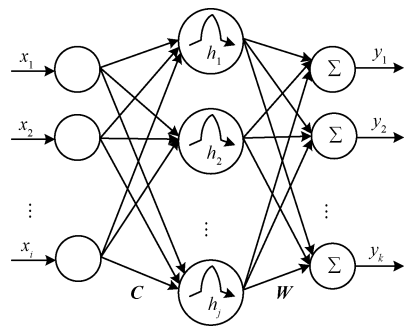


图 1　RBFNN 运算结构

Fig. 1　Operation structure diagram for RBFNN

在网络运算结构中,输入层为 $\boldsymbol{X} = [x_1, \cdots, x_i]^{\mathrm{T}}$,隐含层选取高斯函数 $\boldsymbol{H} = [h_1, \cdots, h_j]^{\mathrm{T}}$。

$$h_j = \exp\left(-\frac{\| \boldsymbol{X} - c_j \|^2}{2b_j^2}\right) \tag{4}$$

式中:$\boldsymbol{B} = [b_1, \cdots, b_j]^{\mathrm{T}}$ 为基宽向量;$\boldsymbol{C} = [c_1, \cdots, c_j]^{\mathrm{T}}$ 为中心向量;假设隐含层到输出层之间的连接权值向量为 $\boldsymbol{W} = [\boldsymbol{W}_1, \cdots, \boldsymbol{W}_k]^{\mathrm{T}}$,则 RBFNN 的预测输出 $\boldsymbol{Y} = [y_1, \cdots, y_k]^{\mathrm{T}}$ 为:

$$\boldsymbol{Y} = \boldsymbol{H} \cdot \boldsymbol{W} \tag{5}$$

要学习的未知参数有 3 个:中心向量 $\boldsymbol{C}$,基宽向量 $\boldsymbol{B}$ 和权值向量 $\boldsymbol{W}$。学习算法的具体过程可以描述为:

1)利用 *K*-Means 聚类算法初始化 m 个聚类中心确定中心向量 $\boldsymbol{C}$,可由下式调整中心 c_j:

$$c_j^{t+1} = \begin{cases} c_j^t + \eta(\boldsymbol{X}_k^t - c_j^t), & j = j(\boldsymbol{X}_k^t) \\ c_j^t, & j \neq j(\boldsymbol{X}_k^t) \end{cases} \tag{6}$$

式中:输入第 k 个训练样本向量 $\boldsymbol{X}_k$ 并判断属于第 j 个聚类中心; $c_j(n)$ 表示在第 t 次迭代 RBF 第 j 个中心;η 为迭代步长且 $0<\eta<1$,学习完所有训练样本且聚类中心改变满足结束条件,则迭代停止。

2)利用最近邻(K-nearest neighbor,KNN)分类算法来确定基宽向量 $\boldsymbol{B}$,可由下式求解出基宽 b_j:

$$b_j = \frac{d_j}{\sqrt{2m}} \tag{7}$$

式中:d_j 为所选聚类中心之间的最大距离。

3)利用最小均方算法(least mean square,LMS)直接计算隐含层和输出层之间的权值向量 $\boldsymbol{W}$,可由式(8)求得:

$$\boldsymbol{W} = \boldsymbol{G}^{+}\boldsymbol{D} \tag{8}$$

式中:$\boldsymbol{D}$ 是训练样本的期望响应向量;矩阵 $\boldsymbol{G}^{+}$ 是矩阵 $\boldsymbol{G}$ 的伪逆,矩阵 $\boldsymbol{G}$ 的定义为:

$$\boldsymbol{G} = \{g_{kj}\}, g_{kj} = \exp\left(-\frac{m}{d_j^2}\| X_k - c_j \|^2\right) \tag{9}$$

通过以上学习步骤,RBFNN 的学习算法就构建完成了,其整个算法流程如图 2 所示。

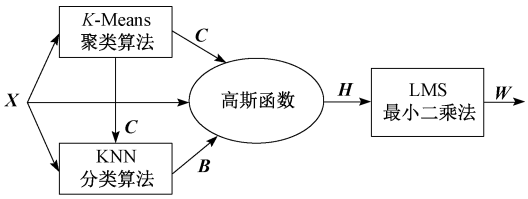


图 2 RBFNN 学习算法流程

Fig. 2 Learning algorithm flowchart for RBFNN

1.3 自适应粒子群优化

粒子群优化算法(particle swarm optimization,PSO)是一种源于对鸟群捕食行为研究的进化计算技术,通过群体中个体之间的协作和信息共享来寻找最优解,优势在于简单容易实现并且没有许多参数的调节[24-25]。

RBFNN 的连接权值 $\boldsymbol{W}$ 是至关重要的参数,直接影响到预测结果是否可靠。LMS 算法主观上把隐含层到输出层的映射看作线性映射,且需要计算逆矩阵,忽略了逆矩阵不存在的假设。当训练样本非常大时,计算逆矩阵非常费力耗时。由于 K-Means 聚类算法和 KNN 分类算法对 RBF 参数的优化已经足够完善,因此本文利用自适应粒子群优化算法(adaptive particle swarm optimization,APSO)优化连接权值 $\boldsymbol{W}$ 来提高 RBFNN 的预测精度,具体优化过程如下:

1)初始化粒子群,确定粒子群规模即随机生成粒子群的速度矩阵 $\boldsymbol{V}$ 和位置矩阵 $\boldsymbol{P}$,建立粒子群位置维度与 RBFNN 连接权值 $\boldsymbol{W}$ 之间的映射,构建 RBFNN 模型。

2)计算各粒子的适应度,使用 RBFNN 的均方根误差(root mean square error, RMSE)作为 PSO 的适应度函数。适应度函数是对粒子空间位置优劣的度量,适应度函数值越小,表明粒子位置越好,其定义如下:

$$F = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(D_i - Y_i)^2} \tag{10}$$

式中:Y_i 为训练输出值;D_i 为期望值;N 为整个训练样本的容量。

3)更新粒子群位置的个体极值 *Pbest* 和全局极值 *Gbest*。

4)每一个粒子通过下式不断更新自身速度 V_{ij} 和位置 P_{ij}。

$$\begin{aligned} V_{ij}^{t+1} &= w^t V_{ij}^t + c_1 r_1^t (Pbest^t - P_{ij}^t) + c_2 r_2^t (Gbest^t - P_{ij}^t) \\ P_{ij}^{t+1} &= P_{ij}^t + V_{ij}^{t+1} \end{aligned} \tag{11}$$

式中:t 代表当前迭代次数;w 表示惯性因子;c_1 和 c_2 表示学习因子;r_1 和 r_2 表示区间[0,1]上的随机数。

(5)满足结束条件,停止迭代,粒子群的全局极值 *Gbest* 即是所优化 RBFNN 连接权值的最优解,用经过训练的 RBFNN 模型对测试样本进行预测。自适应 PSO 的优化流程如图 3 所示。

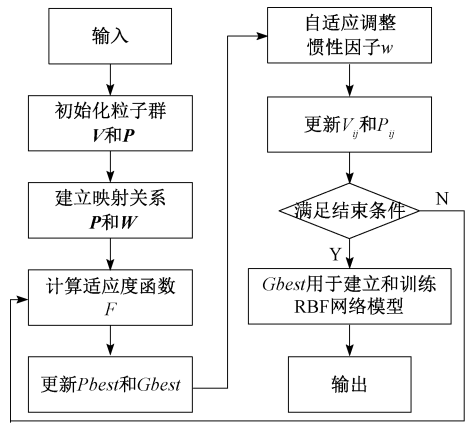


图 3 自适应粒子群优化算法优化流程

Fig. 3 Optimized flowchart for APSO algorithm

为了实现非线性过渡寻优,本文采用自适应惯性因子调整法,公式如下:

$$w = \begin{cases} w_{\min} + \dfrac{(w_{\max} - w_{\min}) * (\xi - \xi_{\min})}{\xi_{avg} - \xi_{\min}}, & \xi \leqslant \xi_{\text{avg}} \\ w_{\max}, & \xi > \xi_{\text{avg}} \end{cases} \tag{12}$$

式中:ξ 表示每个粒子当前的适应度值;$\xi_{\min}$ 表示当前所有粒子的最小适应度值;ξ_{avg} 表示当前所有粒子的平均适应度值。

自适应调整法将每个粒子的当前适应度值作为变量加入调整策略中,通过不断动态调整惯性因子 w,就可以对全局和局部寻优性能进行调整,从而提高收敛速度,便

于快速得到全局最优解。

2　仿真结果

2.1　数据集和评价标准

神经网络学习需要大量的样本来训练网络模型。数据集的质量对网络模型的泛化能力有着重要影响。在实际 EIT 系统中无法获取尽可能多的样本,包括真实的电导率分布和相应的边界电压测量值。为了解决此问题,使用 COMSOL 和 MATLAB 联合仿真构建仿真数据集。

仿真模拟使用 8 电极 EIT 系统重建场域内部电导率分布,使用的是相邻电流激励和相邻电压测量模式,激励电流为 0.5 mA,测量频率为 50 kHz。圆形物理场的直径为 95 mm,背景溶液的电导率值等于 10^{-3} S/m。在圆形物理场中创建了 3 个圆形目标,直径为 20 mm,电导率值等于 10^{-9} S/m。

图 4 所示描述了仿真中不同样本的部分分布情况。通过构造不同位置和不同数量的圆形目标,总共进行了 15 000 次数值仿真,以获得不同的电导率分布和边界电压值。其中,有 10 500 个样本用于训练,其余 4 500 个样本用于测试,训练集和测试集互不重叠。

每个仿真样本都包括具有 575 个电导率分布和具有 40 个对应边界电压差值。归一化处理后,电导率分布范围为[0,1],边界电压差值范围为[0,1]。边界电压差值是在测量两次状态下(均质场和非均质场)边界电压数据进行相减得到的,用作网络模型的输入,场域内电导率分布用作网络模型的输出。

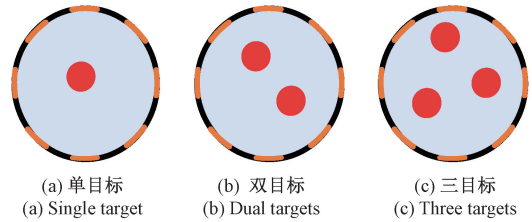


图 4　不同样本的部分分布

Fig. 4　Partial distribution of different samples

为了比较 EIT 图像重建质量,选择 RMSE 和图像相关系数(image correlation coefficient,ICC)作为衡量算法质量的评定标准,由如下公式定义:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Y_i^* - Y_i)^2} \tag{13}$$

$$ICC = \frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_i^* - \overline{Y^*})(Y_i - \overline{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(Y_i^* - \overline{Y^*})^2 \sum_{i=1}^{n}(Y_i - \overline{Y})^2}} \tag{14}$$

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 FEM 模型中的元素数。

2.2　测试集仿真结果

本文分别采用了 Tikhonov、RBFNN 和 APSO-RBFNN 方法来模拟图像重建实验。测试集中的一些模型和图像重建结果显示如图 5 所示。针对所验证的仿真模型,表 1 所示为测试集重建图像的相应 RMSE 和 ICC 平均值。

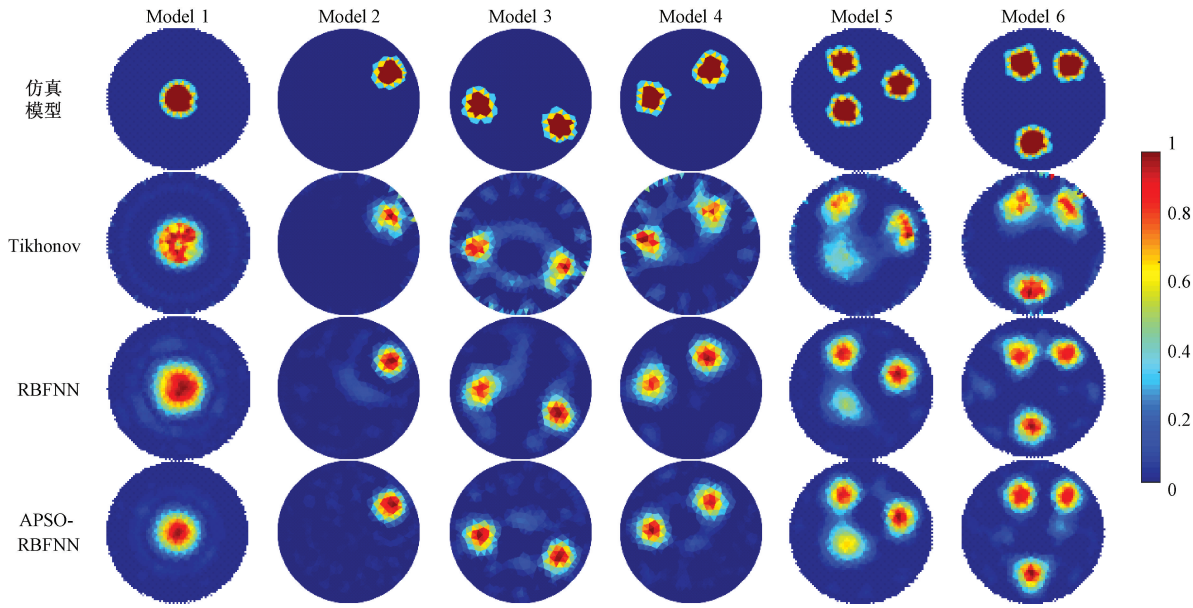


图 5　无噪声测试集中一些模型及其重建图像

Fig. 5　Some models and reconstructed images in the noiseless test set

表 1 无噪声测试集中的 *RMSE* 和 *ICC* 平均值

Table 1 Averages of *RMSE* and *ICC* in the noiseless test set

平均值	Tikhonov	RBFNN	APSO-RBFNN
RMSE	0.137	0.096	0.084
ICC	0.804	0.902	0.947

从图 5 可知,与 Tikhonov 和 RBFNN 方法相比,APSO-RBFNN 方法重建的图像伪影最少,有更好的伪影去除能力。APSO-RBFNN 方法不仅准确地反映了圆形目标的位置,而且清晰地反映了圆形目标的大小。表 1 仿真结果表明,本文 APSO-RBFNN 方法具有最小的 *RMSE*(*RMSE* = 0.084)和最高的 *ICC*(*ICC* = 0.947),这也清楚地说明了所提出 APSO-RBFNN 方法重建的图像质量最高。

2.3 APSO-RBFNN 鲁棒性和泛化性

为了测试本文方法的抗噪声鲁棒性,将 30、40 和 50 dB 的高斯白噪声添加到测试集中,一些图像重建结果如图 6 所示。针对不同噪声级别的测试集,Tikhonov、RBFNN 和 APSO-RBFNN 3 种不同方法计算所得的 *RMSE* 和 *ICC* 平均值如表 2~3 所示。带噪声仿真结果表明,当将不同级别的噪声添加到测试集中,*ICC* 分别为 0.90、0.92 和 0.93,说明了本文方法仍然具有良好的成像效果,表现出一定程度的鲁棒性。

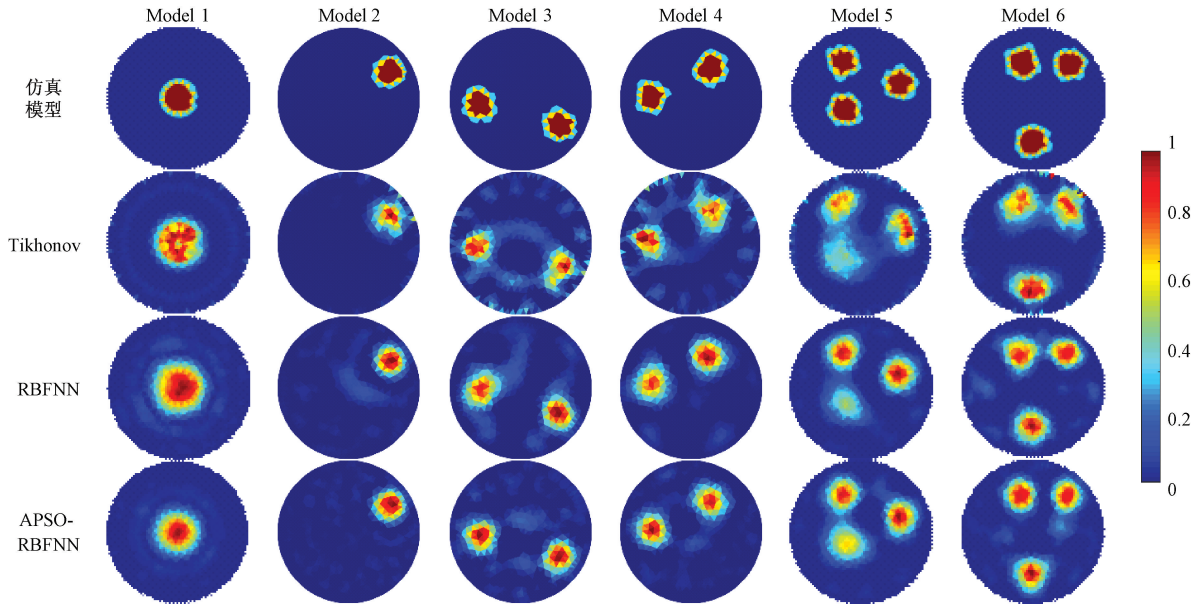


图 5 无噪声测试集中一些模型及其重建图像

Fig. 5 Some models and reconstructed images in the noiseless test set

表 2 带噪声测试集中 *RMSE* 平均值

Table 2 Average of *RMSE* in the noisy test set

RMSE 平均值	无噪声	50 dB	40 dB	30 dB
Tikhonov	0.137	0.177	0.232	0.255
RBFNN	0.096	0.099	0.105	0.139
APSO-RBFNN	0.084	0.086	0.099	0.108

表 3 带噪声测试集中 *ICC* 平均值

Table 3 Average of *ICC* in the noisy test set

ICC 平均值	无噪声	50 dB	40 dB	30 dB
Tikhonov	0.804	0.684	0.508	0.431
RBFNN	0.902	0.898	0.855	0.816
APSO-RBFNN	0.947	0.931	0.918	0.894

本文的 APSO-RBFNN 方法不仅需要具有一定的抗噪能力,而且还要求具备一定的泛化能力,能够适应更多目标检测的情况。因此,将测试集更换为检测 4~6 个圆形目标,每类检测目标各有 1 500 个仿真样本。这些多目标仿真样本并未在之前的训练集和测试集中出现过,用于测试本文方法的泛化性。

多目标测试集中一些模型和图像重建结果如图 7 所示。表 4 所示为不同检测目标计算所得的 *RMSE* 和 *ICC* 平均值。当使用 APS-RBFNN 方法进行更多目标成像时,仍然可以准确地显示检测目标的位置和大小,并清楚地识别目标对象的数量。而且,对应的 *RMSE* 和 *ICC* 平均值也仍然具有较为理想的结果,并没有发生显著降低,这表明本文 APSO-RBFNN 方法具有不错的泛化能力。

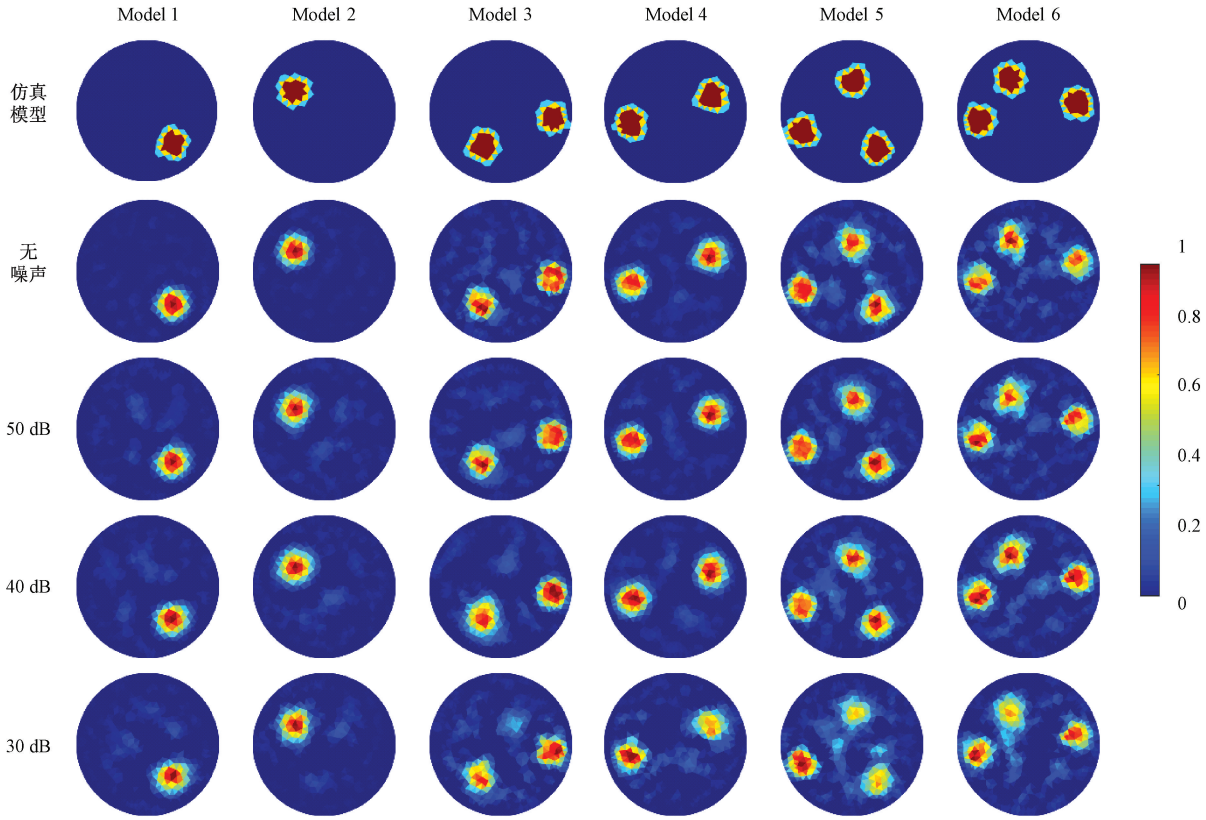


图 6　具有不同噪声水平的一些模型及其重建图像

Fig. 6　Some models and reconstructed images with different noise levels

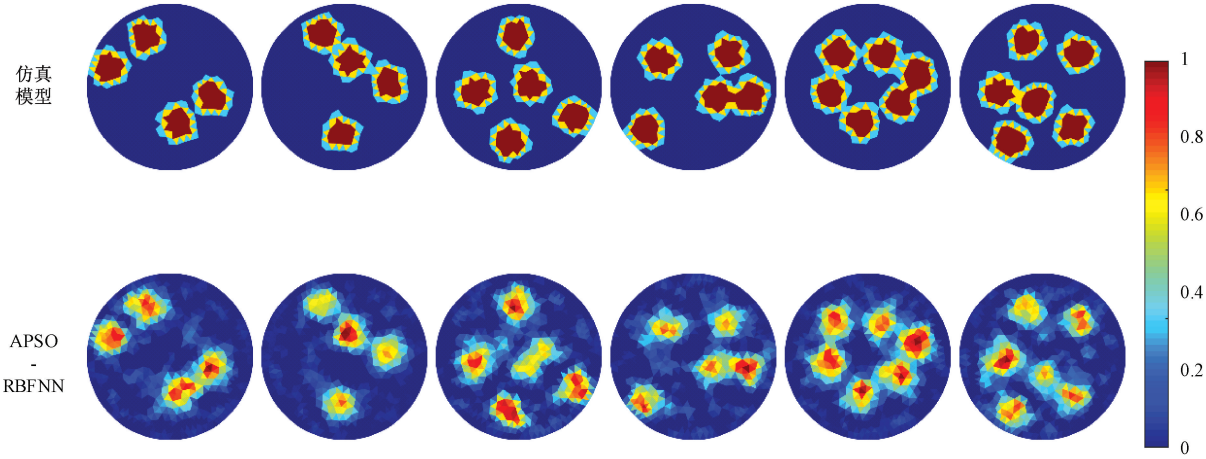


图 7　多目标测试集中一些模型及其重建图像

Fig. 7　Some models and reconstructed images in the multi-target test set

表 4　多目标测试集中的 *RMSE* 和 *ICC* 平均值

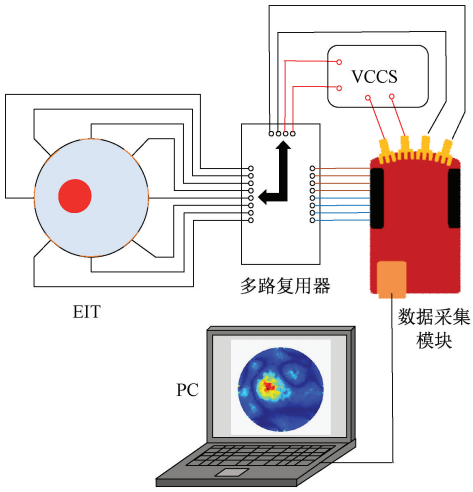
Table 4　Averages of *RMSE* and *ICC* in the multi-target test set

平均值	四目标	五目标	六目标
RMSE	0. 099	0. 141	0. 176
ICC	0. 893	0. 839	0. 771

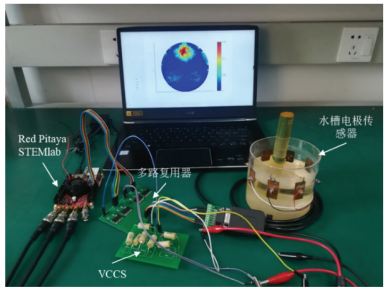
3　实验验证

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 8 所示。EIT 系统采用模块化设计,主要包括 Red Pitaya STEMlab 开发板、电压控制电流源



(a) 系统原理
(a) System principle diagram



(b) 设备实物
(b) Equipment photo

图 8 EIT 系统硬件设备

Fig. 8 Hardware equipment diagram of EIT system

(VCCS)、模拟多路复用器模块、多电极水槽传感器和个人计算机(PC)。各模块体积较小、电路结构简单和制造成本低廉。

在开发的 8 电极 EIT 系统中,激励和测量方式选择基于四端电极法的相邻法,激励电流为 0.5 mA,测量频率为 50 kHz。水槽的壁厚、高度和内径分别为 3、87 和 95 mm。水槽内壁均匀分布 8 个电极,电极材料为铜,每个电极单独连接一根信号线。电极的形状为矩形,厚度、宽度和长度分别为 1、15 和 30 mm。在水槽中的液体为使用 PBS 缓冲液和去离子水配成电导率为 10^{-3} S/m 的背景溶液,在水槽中不同位置放置 1~3 个聚氨酯棒(直径 20 mm,电导率接近为 0 S/m)进行实验测试。通过 3 种成像方法(Tikhonov、RBFNN 和 APSO-RBFNN)分别进行图像重建,并对实验结果进行分析。

3.2 实验数据测试结果

为了验证本文 APSO-RBFNN 方法的性能,将本文方法与 Tikhonov 和 RBFNN 方法重建的图像结果进行了比较,部分重建结果如图 9 所示。为了说明本文方法的有效性,针对不同实验模型计算了 3 种不同方法的 *RMSE* 和 *ICC* 平均值,结果如表 5 所示。

使用 Tikhonov 方法重建的图像具有较多的伪影,重建质量最差。当存在 2 或 3 个对象时,Tikhonov 方法无法给出对象的准确数量信息。RBFNN 方法的网络参数没有得到优化,其图像质量还不够好,且图像中存在一些伪影,随着对象数量的增加,伪影变得更加严重。相反,本文 APSO-RBFNN 方法的图像重建质量优于其他方

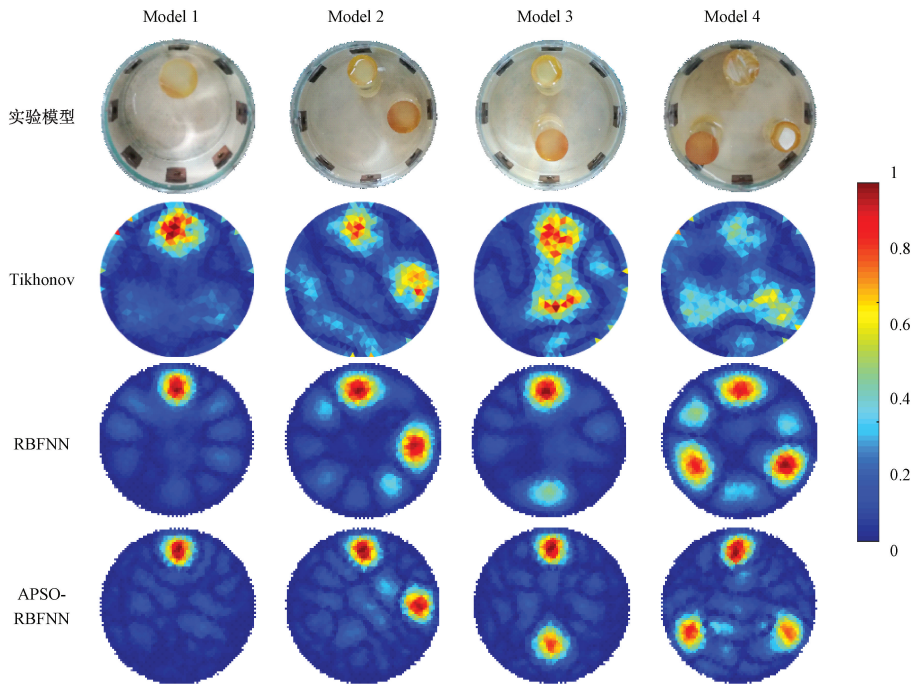


图 9 实验数据中一些模型及其重建图像

Fig. 9 Some models and reconstructed images in the experiment data

表 5　用实验数据重建的 RMSE 和 ICC 平均值

Table 5　Averages of RMSE and ICC reconstructed from experiment data

平均值	Tikhonov	RBFNN	APSO-RBFNN
RMSE	0.191	0.155	0.106
ICC	0.625	0.744	0.867

法,更加接近真实分布。

实验数据测试结果表明,所提出的 APSO-RBFNN 方法可以在减少图像伪影的情况下获得更好的图像重建结果,即更低的 *RMSE*(*RMSE* = 0.11),更高的 *ICC*(*ICC* = 0.87)和更好的伪影去除能力。

4　结　　论

为了提高 EIT 图像重建的准确性,本文提出了一种 APSO-RBFNN 方法。该方法利用 *K*-Means 算法调整网络中心,采用 KNN 算法确定网络基宽,通过 APSO 算法优化连接权值,有效地提高了网络模型的预测精度。使用 COMSOL 和 MATLAB 联合仿真构建了 15 000 个 EIT 仿真样本,用于训练和测试所提出方法的性能。带噪声测试集和多目标测试集的图像重建结果证明了本文 APSO-RBFNN 方法的鲁棒性和泛化性。8 电极 EIT 系统的实验测试结果表明,相比于 Tikhonov 方法和 RBFNN 方法,本文的 APSO-RBFNN 方法具有更好的图像重建结果和更好的伪影去除能力。

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] XU Z F, YAO J F, WANG ZH, et al. Development of a portable electrical impedance tomography system for biomedical applications [J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(19): 8117-8124.

[3] 范文茹, 雷建, 董玉珊, 等. 基于四电极法的 CFRP 结构损伤检测研究[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(4): 961-968.
FAN W R, LEI J, DONG Y SH, et al. Two-step iterative TV regularization algorithm for image reconstruction of electrical impedance tomography [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(4): 961-968.

[4] 陈瑞娟, 戚昊峰, 李炳南, 等. 基于栈式自编码器的磁探测电阻抗成像算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(1): 257-264.
CHEN R J, QI H F, LI B N, et al. Study on magnetic detection electrical impedance tomography algorithm based on stacked auto-encoder [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(1): 257-264.

[5] LIU K, WU Y, WANG S, et al. Artificial sensitive skin for robotics based on electrical impedance tomography: a review[J]. Advanced Intelligent Systems, 2020. DOI: 10.1002/aisy.201900161.

[6] 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 Instrument, 2018, 32(2): 153-160.

[7] ROLNIK V P, SELEGHIM J P. A specialized genetic algorithm for the electrical impedance tomography of two-phase flows [J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2006, 28(4): 378-389.

[8] 肖理庆, 王化祥. 改进遗传算法的 ERT 有限元网格节点编号优化[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(7): 24-26.
XIAO L Q, WANG H X. Optimization of node numbering in ERT finite element mesh based on improved genetic algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(7): 24-26.

[9] PRABU R, HARIKUMAR R. A performance analysis of GA-ELM classifier in classification of abnormality detection in electrical impednce tomography (EIT) lung images[J]. Journal of Entific and Industrial Research, 2016, 75(7): 404-411.

[10] 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: 339-342.

[11] 陈民铀, 杨艳利, 何为, 等. 基于粒子群优化算法的电阻抗图像重建[J]. 重庆大学学报, 2011, 34(1): 82-87.
CHEN M Y, YANG Y L, HE W, et al. Image

reconstruction of electrical impedance tomography based on particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Chongqing University, 2011, 34(1): 82-87.

[12] LEE B A, KIM B S, KO M S, et al. Electrical resistance imaging of two-phase flow with a mesh grouping technique based on particle swarm optimization [J]. Nuclear Engineering and Technology, 2014, 46(1): 109-16.

[13] 谢莉莉, 汪鹏, 陈丽. PSO 算法优化 BP 神经网络的 EIT 图像重建算法[J]. 制造业自动化, 2011, 33(2): 45-46.
XIE L L, WANG P, CHEN L. A new image reconstruction algorithm for EIT applying BP neural network and PSO[J]. Manufacturing Automation, 2011, 33(2): 45-46.

[14] LU X, ZHOU M. Intelligent algorithms and their application in electrical impedance tomography [C]. 2016: 35-43.

[15] DENISOV I, KULCHIN Y N, PANOV A, et al. Neural network methods of reconstruction tomography problem solutions[J]. Optical Memory and Neural Networks, 2005, 14(1): 45-58.

[16] HRABUSKA R, PRAUZEK M, VENCLIKOVA M, et al. Image reconstruction for electrical impedance tomography: experimental comparison of radial Basis neural network and Gauss-Newton method[J]. IFAC-Papers OnLine, 2018, 51(6): 438-43.

[17] MICHALIKOVA M, ABED R, PRAUZEK M, et al. Image reconstruction in electrical impedance tomography using neural network[C]. Cairo International Biomedical Engineering Conference, 2014: 39-42.

[18] HUANG S, CHENG H, LIN S, et al. Improved imaging resolution of electrical impedance tomography using artificial neural networks for image reconstruction[C]. International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2019: 1551-1554.

[19] MICHALIKOVA M, PRAUZEK M. A hybrid device for electrical impedance tomography and bioelectrical impedance spectroscopy measurement [C]. Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, 2014: 1-4.

[20] MICHALIKOVA M, PRAUZEK M, KOZIOREK J. Impact of the radial basis function spread factor onto image reconstruction in electrical impedance tomography [J]. IFAC-PapersOnLine, 2015, 48(4): 230-233.

[21] MARTIN S, CHOI C T. Nonlinear electrical impedance tomography reconstruction using artificial neural networks and particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2015, 52(3): 1-4.

[22] 何永勃, 王化祥, 马敏. 高精度人体电阻抗断层成像系统[J]. 电子测量与仪器学报, 2006, 20(2): 48-51.
HE Y B, WANG H X, MA M. A high precision electrical impedance tomography system for human body[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2006, 20(2): 48-51.

[23] LIU K, WU Y, ZHU T, et al. Improved RBF network torque control in flexible manipulator actuated by PMAs [J]. Robotica, 2019, 37(2): 264-80.

[24] LIU K, WU Y, GE Z, et al. Adaptive multi-objective optimization of bionic shoulder joint based on particle swarm optimization [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University (Science), 2018, 23(4): 550-61.

[25] 张淑清, 杨振宁, 张立国, 等. 基于弹性网降维及花授粉算法优化 BP 神经网络的短期电力负荷预测[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(7): 47-54.
ZHANG SH Q, YANG ZH N, ZHANG L G, et al. Short-term power load forecast based on dimension reduction by elastic network and flower pollination algorithm optimized BP neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(7): 47-54.

作者简介

吴阳,2016 年于南京农业大学获得学士学位,2019 年于南京航空航天大学获得硕士学位,现为南京航空航天大学博士生,主要研究方向为电阻抗成像和仿生机器人。
E-mail:wystudynuaa@163.com

Wu Yang received his B. Sc. degree in 2016 from Nanjing Agricultural University, received his M. Sc. degree in 2019 from Nanjing University of Aeronautics & Astronautics. Now, he is a Ph. D. student in Nanjing University of Aeronautics & Astronautics. His main research interest includes electrical impedance tomography and bionic robot.

刘凯(通信作者),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 (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 2002 from Jiangsu University, received his Ph. D. degree in 2007 from Nanjing University of Aeronautics & Astronautics. Now, he is an associate professor with College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics. His main research interest includes electrical impedance tomography, bionic robot, numerical control technology and mechatronics.

陈柏,2000 年和 2005 年于浙江大学分别获得学士学位和博士学位,现为南京航空航天大学机电学院教授,主要研究方向为医疗机器人、绳驱动机器人、康复机器人和电阻抗成像技术等。

E-mail: chenbye@ nuaa. edu. cn

Chen Bai received his B. Sc. degree in 2000 and Ph. D. degree in 2005 both from Zhejiang University, respectively. Now, he is a professor with College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics. His main research interest includes medical robots, rope-driven robots, rehabilitation robots and electrical impedance tomography.

姚佳烽,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,现为南京航空航天大学机电学院副教授,2014 年—2016 年担任日本学术振兴会特别研究员,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

Yao Jiafeng received his B. Sc. degree in 2008 from the First Aviation Academy of PLA, M. Sc. degree in 2011 from Nanjing University of Science & Technology and Ph. D. degree in 2014 from Kumamoto University, Japan. From 2014 to 2016, he was a special research fellow in JSPS (Japan Society for the Promotion of Science). Now, he is an associate professor in College of Mechanical and ElectricalEngineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics. His main research interest includes intelligent biomedical engineering measurement, electrical impedance tomography and microfluidics.