

深度学习在光声成像中的应用现状

孙正 王新宇

华北电力大学电子与通信工程系 河北保定 071003

摘要 光声成像(Photoacoustic Imaging, PAI)是一种多物理场耦合的无创生物医学功能成像技术,它将纯光学成像的高对比度与超声成像的高空间分辨率相结合,可同时获得生物组织的结构和功能成分信息。近年来,随着深度学习算法在医学图像处理中的广泛应用,基于深度学习的光声成像算法也成为该领域的研究热点。对深度学习在 PAI 图像重建中的应用现状进行综述,归纳和总结现有的算法,分析目前存在的问题,并展望未来可能的发展趋势。

关键词 光声成像;深度学习;卷积神经网络;图像重建;有限角度扫描

中图分类号 TP391.4

Application of Deep Learning in Photoacoustic Imaging

SUN Zheng and WANG Xin-yu

Department of Electronic and Communication Engineering, North China Electric Power University, Baoding, Hebei 071003, China

Abstract Photoacoustic imaging (PAI) is a multi-physics coupled non-invasive biomedical functional imaging technology. It combines the high contrast of pure optical imaging with the high spatial resolution of ultrasonic imaging, and can obtain the morphology and functional components information of target tissues at the same time. In recent years, deep learning (DL) has been widely applied in medical image processing. The PAI imaging algorithms based on DL have attracted more and more attention of researchers. This paper reviewed the current application of DL in PAI image reconstruction, summarized the existing algorithms, analyzed their limits and forecasted the possible improvements in the future.

Keywords Photoacoustic imaging, Deep learning, Convolutional neural network, Image reconstruction, Limited-angle scanning

光声成像是一种新型的生物医学光子成像方法,其物理基础是生物组织的光声效应,成像参数是组织的光吸收系数和散射系数。成像原理是用短脉冲激光照射组织,组织瞬态受热膨胀产生宽带(10 kHz~100 MHz)超声波(即光声波)并向组织表面传播,超声探测器接收组织产生的超声波后送入计算机,采用适当的反演算法求解声学逆问题即可重建出组织表面的初始声压分布图或光吸收能量分布图。在此基础上,通过求解光学逆问题,可以反演出组织的光吸收系数、散射系数和热膨胀特性参数(Gruneisen 系数)的空间分布图,即定量光声成像(quantitative PhotoAcoustic Imaging, qPAI)^[1]。

标准的 PAI 图像重建算法包括滤波反投影(Filtered Back-Projection, FBP)、DAS(Delay-And-Sum)波束成形算法、基于傅里叶变换的算法和时间反演(Time reversal, TR)法等^[2]。其中,FBP 算法原理简单且重建速度快,但是在 PAI 中反投影是沿着采集信号的圆弧(圆弧的中心即测量点的位置)方向进行的,可能使得原来像素值为零的点重建之后产生伪影。TR 算法将各个测量位置看作时变点光声信号源,并且分别依照所记录的光声信号的逆时间顺序变化,在重建区域内对光声信号反向传播模型进行模拟仿真,反演得到 PAI 图像。与 FBP 相比,TR 所需的约束条件少,但容易受组织中散射体背向散射的影响,成像质量较低。基于傅里叶变换的

重建是在频域进行的反投影运算,可以有效地避免时域反投影产生的伪影,计算量少,重建速度快。但在实际应用中,傅里叶变换可能产生 Gibbs 现象,且采集的光声信号存在背景噪声,这些都会严重影响重建图像的清晰度。

上述标准重建算法只能在探测器进行全角度扫描,通过连续采样获得完备光声信号测量数据的前提下,才可获得对组织表面初始声压分布的唯一、稳定的重建。这种对测量数据的要求在实际应用中会延长扫描时间,增加探测器的数目,进而提高设备成本。临床应用通常需要成像具有高帧速率,而帧速率受数据采集时间和图像重建时间的限制,因此一般采用压缩感知(Compressed Sensing, CS)的测量方法减少数据采集时间。同时,由于某些成像目标的特殊几何形态以及成像装置的机械结构、空间位置和探测器数量等的限制,探测器无法围绕样品进行全角度扫描,只能在有限的扫描角度范围内采集不完备的光声信号数据。例如:手持式 PAI 设备中的线性传感器只能收集有限角度范围内的数据;血管内光声(Intravascular Photoacoustic, IVPA)成像中,血管腔内封闭成像几何的特殊性和复杂的血管结构导致位于成像导管顶端的探测器只能在管腔内进行有限角度的扫描;三维 PAI 中,为了加快成像速度并降低设备成本,通常需要减少探测器的数量,有时甚至比香农采样定理建议的数量还少。高度欠采样

基金项目:国家自然科学基金(61372042);中央高校基本科研业务费专项资金(2014ZD31)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (61372042) and Fundamental Research Funds for the Central Universities of Ministry of Education of China (2014AD31).

通信作者:孙正(sunzheng_tju@163.com)

的光声信号测量数据使得图像重建问题产生了严重的不适定性,测量数据中存在的微小误差,都可能导致线性方程组的近似解产生严重偏差。这种情况下基于精确解的标准重建方法的鲁棒性很差,会得到不稳定的结果,并且会明显放大噪声,使结果严重偏离真实解,重建图像中出现伪影。

为了提高重建图像的质量,目前用于有限角度稀疏测量数据的 PAI 图像重建方法主要有插值法^[3]、基于圆弧 Radon 变换的方法^[4]、基于 Gerchberg-Papoulis (GP) 外推的补偿方法^[5]、同步迭代重建算法 (Simultaneous Iterative Reconstruction Technique, SIRT)^[6] 和 CS 算法等^[7]。与标准重建方法相比,上述方法虽然计算成本较高,需要选择适当的正则化方法和参数,但是都可以在一定程度上解决稀疏探测器阵列采集光声信号所导致的图像伪影、失真和模糊等问题,增强图像边缘,更好地保留细节信息。其中,插值法根据采集的不完备光声信号,利用特定的插值函数计算出未测位置上的信号值,进而重建图像。该方法原理简单,且计算成本低,但是精度一般不高,还需要解决组织中的声速不均匀问题并考虑超声探测器尺寸的影响;基于圆弧 Radon 变换的图像重建能够解决全圆周 Radon 变换反演算法中第一类 Volterra 积分方程得不到稳定解的问题^[8],但由于圆弧边界混入了大量伪影以及圆弧角度的限制,图像中一些目标的边缘可能不可见。相较于代数迭代法 (Algebraic Reconstruction Technique, ART), SIRT 的收敛速度更快,可以较少的迭代次数实现高精度的图像重建;但由于仍然需要反复求解前向问题和前后向联合问题,因此所需的计算时间较长,进而限制了其在实时成像中的应用。为此,可以采用改进算法 (Modified SIRT, MSIRT)^[9-11]、与 FBP 结合的迭代重建算法^[12] 和基于梯度投影的迭代算法^[13] 等。与迭代重建再投影相比,基于 GP 外推的算法是一种解决带限函数外推问题的迭代算法^[14],可以加快补偿速度,减少计算时间,更好地保留图像细节信息。CS 算法突破了奈奎斯特抽样定理的限制,利用压缩采样数据进行图像重建,并且达到了减少探测器的数目、加速数据采集和降低硬件成本的目的,但是需要结合适当的正则化方法,并选择相应的正则化参数。后续出现了结合快速交替方向法 (Fast Alternating Direction Method, FADM) 的 CS 算法^[15]、具有部分已知支集的 CS 算法 (CS with Partially Known Support, CS-PKS) 算法^[16-17] 和结合标准重建算法的 CS 算法^[18-19] 等。此外,在三维 PAI 成像方面,基于主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 的图像重建方法通过一部分的全采样数据计算全部数据的主成分,无需迭代便可根据稀疏采样数据快速重建高质量的三维图像,大大缩短了数据采集和图像重建的时间,是一种低成本的快速三维成像方法^[20]。

近年来,深度学习 (Deep Learning, DL),特别是卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 已经迅速成为医学图像处理与分析的首选方法^[21]。在图像识别与分类方面,与基于对象/特征的机器学习方法相比,深度学习算法跳过图像分割的步骤,能够从原始输入图像直接映射到最终分类,避免了由细微或复杂对象所导致的不准确特征计算和分割错误。深度学习在快速重建高质量的层析图像方面也具有巨大潜力^[22]。不同于解析重建方法 (如 FBP 和基于傅里叶变换的方法) 和迭代重建方法,作为一种数据驱动的自动重建方法,深度学习的任务是找到一个深度网络形式的图像重建函数,

将输入的光声信号测量数据映射到输出图像 (即初始声压分布图),达到优化重建的目的,不需要手动选择正则化方法和相关参数^[23]。

与经典的迭代重建算法相比,基于深度学习的重建算法在速度和质量等方面都具有较大优势,可以实现实时成像。例如,针对有限角度扫描和稀疏采样的 PAI 图像重建,文献^[24]采用将深度学习与标准图像重建方法相结合的方法,将 FBP 作为中间重建,然后通过 U-net 对图像进行去噪处理。实验结果表明,在当前最先进的 TV 最小化成像方式下,应用深度学习后处理的网络架构获得的重建图像和传统迭代重建图像的相对均方误差均已达到 0.02 以下,但是前者明显比后者的重建速度更快。或者将 PAI 模型融入到 CNN 模型的训练中,可以重建出高分辨率的图像,检测和纠正系统误差和伪影^[25]。

本文针对深度学习在有限角度扫描 PAI 图像重建中的研究进展进行综述,归纳和总结现有的主要算法,分析目前存在的问题,并展望未来可能的发展方向。

1 基于深度学习的光声图像重建

基于深度学习的光声图像重建算法可分为两类^[26]:1) 基于学习的图像优化,即首先采用标准重建算法从不完备的光声测量数据中重建出含有伪影的低质量光声图像,然后用训练好的 CNN 对低质量图像进行优化,去除伪影和噪声,提高图像质量;2) 基于模型的学习和重建,即将光声成像的前向物理模型包含到 CNN 的训练和图像重建中,用 CNN 作为迭代框架求解最优化问题,从测量数据中学习可用于逆问题求解的先验知识。

1.1 基于学习的光声图像优化

基于深度学习的光声重建图像优化方法主要包括以下步骤。

(1) 采用标准重建算法重建低质量图像

采用 FBP^[27-29], TR^[30] 或者 DAS 波束成形算法^[31] 等简单、快捷的标准重建算法从有限角度稀疏光声测量数据中重建出低质量图像,图像的对比度通常很低,且包含严重的伪影。

(2) 设计 CNN 结构以及训练和验证网络模型

首先,搭建 CNN 模型。由于用 CNN 对标准重建图像进行后处理,网络的输入和输出图像具有相同的维度,因此可采用简单的 S-Net 或者更复杂的 U-Net^[32,33]、残差网络 (ResNet)^[34] 和零空间网络 (Nullspace Network)^[35] 等。文献^[36]通过实验证实,在根据稀疏测量数据重建光声图像方面,零空间网络的性能优于 ResNet。

然后,根据先验知识设计损失函数,确定优化器及学习参数,使用反向传播算法更新网络参数,通过最小化损失函数提升模型的学习能力。最后,根据训练后的模型在测试集上的表现,对现有网络模型进行评估,并据此对模型进行相应调整。

(3) 利用训练后的 CNN 得到高质量图像

将经过去噪、上采样和波束成形等预处理后的有限角度稀疏光声信号再次输入训练后的网络,通过网络的收缩路径、扩展路径还有远跳连接之后即可产生无伪影的初始声压分布图像。

此外,文献[37]提出一种深度融合的方法,基本原理是:首先采用两种不同的标准重建方法重建出两幅低质量图像;然后将这两幅图像作为输入,以目标仿体的图像作为输出,对Siamese网络模型进行训练;最终采用训练后的网络融合两幅低质量图像的最佳特征,得到一幅高质量的图像。

1.2 基于模型的学习和光声图像重建

从有限视角扫描采集的稀疏测量数据中重建光声图像(即求解声学逆问题)是严重的病态问题,一般是通过迭代求解一个关于不完备测量数据的惩罚函数最小化问题实现高质量的图像重建^[26]。

$$\hat{x} = \arg \min_x \{d(y, Ax) + \lambda R(x)\} \quad (1)$$

其中, \hat{x} 是重建的组织表面的初始声压; y 是探测器采集的光声信号; A 是光声成像的前向算子; $d(y, Ax)$ 是衡量 y 与 Ax 之间误差的函数; $\lambda > 0$ 是权重参数; $R(x')$ 是正则化项,用于引入与目标结构相关的先验信息,降低问题的病态,如 L1 正则化^[36]、全变分(Total Variation, TV)正则化^[38]和 Tikhonov 正则化等^[39]。对于结构简单的仿体或者计算机仿真模型,利用上述简单正则化方法就可以得到满意的图像重建结果。但是对于实际的复杂人体组织,待重建图像中通常包含更多复杂的结构,此时采用简单正则化方法所引入的先验信息无法得到最优重建结果^[40],而且也很难选择一种适当的正则化方法和相关参数。此外,使式(1)收敛所需的迭代次数过多,会降低重建速度,影响算法的实时性。

基于模型的深度学习图像重建方法是将成像的前向物理模型包含到 CNN 的训练和图像重建过程中,直接用成像的前向和伴随算子求解声学逆问题,用 CNN 作为求解最优化问题的迭代框架,不仅可以极大地加快迭代收敛速度,而且可通过对测量数据进行学习,获得适当的多尺度正则化策略,在 CNN 训练阶段获得正则化参数,有效减少了有限角度扫描造成的伪影^[25]。

1.2.1 深度正则化神经网络

将经典正则化方法与深度神经网络相结合,即深度正则化神经网络(Deep Regularizing Neural Network, RegNet)^[41],并用于有限视角和稀疏测量光声图像的重建,可以极大地减少重建图像中的噪声和伪影,改善图像质量^[42]。

例如,文献[43]提出了一种将截断奇异值分解(Truncated Singular Value Decomposition, TSVD)与 CNN 相结合的有限视角光声图像重建方法,其基本原理是:由于有限视角光声图像重建问题的病态性体现为奇异值迅速衰减,其中很大一部分接近于零,因此首先采用 TSVD 作为初始正则化方法,近似模拟初始声压中的低频信息,得到中间重建结果,它对对应于足够大的奇异值的奇异分量组成。因为前向矩阵的小奇异值对应于逆矩阵的大奇异值,因此为了防止放大噪声,仅使用对应于足够大奇异值的系数,而将剩余系数设置为零。然后,训练一个 CNN,用于将中间重建结果映射到截断分量上,从而恢复截断奇异分量,重建出初始声压的高频部分。最终的重建图像是中间重建图像和 CNN 重建图像的总和。与严格的零空间学习^[35-36]相反,这种方法不仅学习了奇异值为零的信息,还学习了与小奇异值对应的信息。

1.2.2 深度梯度下降法

文献[26]提出的一种深度梯度下降方法,通过对测量数据进行学习,得到重建所需的有关目标结构的先验知识,并将

其融入到迭代图像重建中,而不必手动选择正则化方法。其原理如下。

对式(1)可采用近端梯度下降法(Proximal Gradient Descent)^[44]进行迭代求解:

$$x_{k+1} = \text{prox}_{R, (\lambda \gamma_{k+1})} (x_k - \gamma_{k+1} \nabla d(y, Ax_k)) \quad (2)$$

其中, $\gamma > 0$ 是迭代步长。构建一个简单的 CNN,用于模拟近端梯度更新的过程,网络的每一层对应一次迭代,逐层训练该网络的参数 θ_k 。设第 k 次迭代的输出值是 x_k ,网络通过学习得到第 $k+1$ 次迭代的输出值:

$$x_{k+1} = G_{\theta_k} (\nabla d(y, Ax_k), x_k) \quad (3)$$

其中, $G_{\theta_k}(\cdot)$ 是结构相同、具有不同学习参数 θ_k 的 CNN。梯度项可按照光声成像的前向近似 k 空间模型计算^[45]:

$$\nabla d(y, Ax_k) = A_F^* (A_F x_k - y) \quad (4)$$

其中 A_F 是近似 k 空间光声成像算子。第 $k+1$ 次迭代时输入 x_k 和 $\nabla d(y, Ax_k)$,输出 x_{k+1} ,从而将梯度 $\nabla d(y, Ax_k)$ 所包含的测量信息与图像处理步骤相结合来实现 x_k 的更新。虽然这种近似成像模型在梯度信息中引入了高度结构化的伪影,但是多尺度的 CNN 如 ResNet 可有效地去除此类伪影。

实验结果表明,与用 CNN 对重建图像进行后处理相比,该方法可获得更小的整体成像误差,特别是在成像中心区域;并且对探测器测量几何和成像目标发生变化的情况有更强的鲁棒性,是现阶段高分辨率三维光声迭代成像的唯一可行方法。

1.3 基于深度学习的定量光声成像

qPAI 是指根据光声信号测量数据或者重建出的初始声压分布或光吸收能量分布(即声学逆问题的解)估算组织的光学特性参数(包括光吸收系数和散射系数)的分布以及功能参数(如发色团浓度和血氧饱和度等),得到对组织光学特性的定量评价。

qPAI 的常用方法是基于误差最小化的方法,即运用光传输模型与优化算法,通过求解非线性最小二乘问题,使前向仿真得到的光吸收能量分布的理论值与求解声逆问题得到的光吸收能量分布测量值之间的误差最小,估算组织光学特性参数的空间分布^[46]。对于多光谱 qPAI,常规的方法通常忽略了光辐射通量的波长依赖性,直接采用光谱解混技术近似估算血氧饱和度。虽然可以通过对深层组织的光辐射通量进行校正提高估算精度^[47],但是这种方法依赖于理想的假设,如光学特性是分段恒定的、组织的光散射系数是已知的,以及背景组织的光学特性分布均匀等。

文献[48]提出了一个用于多光谱 qPAI 的端到端深度神经网络框架,即 ResU-net,它由收缩路径和对称扩展路径组成。网络的输入是不同波长下的初始声压图像,输出是定量光声图像,使用残差学习机制加速优化过程,这种结构保证了网络能够从多光谱初始声压图像中提取出综合背景信息,并进而估算出发色团浓度或血氧饱和度。实验结果表明,ResU-net 在显著增加网络深度的同时,保证了重建的准确性,且不会受到梯度消失问题的影响,可以在组织的光学特性和几何形状先验知识较少的情况下检测光吸收体的类型并测量其光谱信息。由于不需要迭代过程,因此计算成本和对存储器的要求都较低。文献[49]提出了基于上下文编码的 qPAI (Context Encoding qPAI, CE-qPAI)方法,将每个体素周围的三维初始声压上下文合并到单个特征向量中,用于学习特定

体系处的光辐射通量。上述方法在理想的计算机模拟环境或特定的数据集上可取得较好的估算结果,但是有关入射激光、探针设计、校准因子或散射特性等的先验假设造成其鲁棒性较差,尚难以应用于临床^[50]。

1.4 CNN 训练集

大数据是深度学习的核心,到目前为止还没有针对光声图像重建的公开数据集。目前的实验中,训练和验证 CNN 所用的测试集一般通过 3 种途径得到:对真实人体的光声成像结果、对仿体的成像结果和计算机模拟图像。由于光声成像尚未广泛应用于疾病的临床诊治,因此可用的临床病历数据严重不足。仿体图像的灵活度较低,且仿体的制作成本较高,构建深度学习所需数据集的耗时过长^[18]。计算机模拟的方法是对光声成像的光学正问题(脉冲激光在组织中的传播过程)和声学正问题(组织吸收光能量后受热膨胀,进而激发出超声波并向组织表面传播的过程)进行前向数值仿真,得到计算机模拟的初始声压分布图作为期望输出图^[51-53],将采用标准重建算法从有限角度光声测量数据中重建出的低质量图像作为输入图像,就构成了 CNN 的训练集。

与采用真实人体和仿体成像数据相比,计算机模拟的方法具有以下优势:CNN 的期望输出图像必须是没有噪声和伪影的高质量图像,但是采用标准重建算法,对实际成像过程中探测器实测的有限角度稀疏测量数据进行图像重建,不仅过程非常耗时,并且产生的图像质量较低,无法满足训练 CNN 的要求;与真实人体数据相比,计算机模拟图像中可能产生伪影和噪声的位置是完全已知且可调整的;计算机模拟的过程中,可灵活调整相关参数,获得期望的结果,而且参数的复杂程度是可控的,能产生更为复杂的图像数据。

结束语 随着高性能处理器和大数据技术的发展以及开源数据库的持续增加,深度学习在医学图像重建中的应用日益广泛。对于采用有限视角稀疏测量数据的光声图像重建,采用深度学习技术可以极大地提高重建精度、速度和自动化程度。

初始声压分布图或光吸收能量分布图仅可定性显示目标的形态结构,因此只能作为病变组织的粗略判断依据。而 qPAI 可以提供组织功能成分的定量信息,可用于早期病变的诊断中。目前 qPAI 的主流方法是两步算法,即首先求解声逆问题,由光声信号测量数据重建光吸收能量分布或者初始声压分布图,再求解光逆问题。由于求解声逆问题存在误差,尤其是在有限角度扫描稀疏测量数据的情形下,因而在此基础上利用 ResU-net 重建的光学参数也是不准确的。采用深度学习算法根据探测器测量的光声信号直接重建光学特性参数是今后 qPAI 的发展趋势,可减小由参数增加所致的误差,加快重建速度,提高重建精度。

对比基于深度学习的图像后处理算法和传统的迭代重建算法可知,由于受到初始重建质量的限制,反投影之后再降噪处理的图像的整体误差高于迭代重建图像,尤其在有限角度扫描的情况下,成像边界处的误差更加明显。但深度学习算法的性能仍远优于传统的迭代优化算法,能够在实现实时成像的同时去除大部分由有限角度扫描造成的伪影。

在鲁棒性方面,基于深度学习的图像后处理方法和基于模型的重建方法均优于传统的迭代重建算法。在重建速度方面,深度学习后处理方法最快,其次是基于模型的重建方法,

最慢的是传统迭代重建算法。未来可以采用类似 U-Net 的网络结构来代替深度梯度下降中的一次迭代过程,进一步提高重建速度,使三维高质量血管内的实时成像成为可能。

此外,深度学习算法也存在自身的不足,即其需要海量的训练数据和高计算性能的处理单元,同时过深的网络容易导致过拟合等问题;并且与传统的人工智能学习方法类似,深度学习预先假定测试样本与训练样本来自同一分布,但实际上二者的分布不一定相同,甚至可能没有相交的部分。此外,采用深度学习方法重建的图像通常过于平滑,丢失了部分高频细节信息。因此,基于深度学习的光声成像技术仍有较大的发展空间。

参 考 文 献

- [1] YAO J, WANG LV. Recent progress in photoacoustic molecular imaging[J]. *Current Opinion in Chemical Biology*, 2018, 45: 104-112.
- [2] POUDEL J, LOU Y, ANASTASIO M A. A survey of computational frameworks for solving the acoustic inverse problem in three-dimensional photoacoustic computed tomography[J]. doi: 10.1088/1361-6560/ab2017.
- [3] BU S, YAMAKAWAY M, SHIINA T. Interpolation method for model-based 3-D planar photoacoustic tomography reconstruction[C]// MBE, 医用·生体工学研究会. 2011: 139-142.
- [4] SYED TA, KRISHNAN VP, SIVASWAMY J. Numerical inversion of circular arc Radon transform[J]. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 2016, 2(4): 540-549.
- [5] WANG J, WANG Y. An Efficient compensation method for limited-view photoacoustic imaging reconstruction based on Gerchberg-Papoulis extrapolation[J]. *Applied Sciences*, 2017, 7(5): 505.
- [6] SUNNEGÅRDH J, DANIELSSON P E. Regularized iterative weighted filtered backprojection for helical cone-beam CT[J]. *Medical Physics*, 2008, 35(9): 4173-4185.
- [7] ANTHOLZER S, SCHWAB J, BAUER-MARSCHALLINGER J, et al. NETT regularization for compressed sensing photoacoustic tomography[C]// Proceedings of SPIE International Conference on Photons Plus Ultrasound: Imaging and Sensing 2019. 2019: 108783B.
- [8] SYED T A, KRISHNAN V P, SIVASWAMY J. Numerical inversion of circular arc radon transform [J]. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 2017, 2(4): 540-549.
- [9] GUO W. Research on Reconstruction Algorithms of CT with Incomplete Projection Data [D]. Changshun: Jilin University, 2011.
- [10] SU B L, ZHANG Y H, PENG L H, et al. Simultaneous iterative reconstruction technique for electrical capacitance tomography [J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2000(9): 90-92.
- [11] CHEN X, HU H L, GAO X X, et al. Comparison of Algebraic Reconstruction Technique and Simultaneous Iterative Reconstruction Technique in Electrical Capacitance Tomography Image Reconstruction [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2011, 45(4): 25-29.
- [12] YANG D W, XING D, ZHAO X, et al. A combined reconstruction algorithm for limited-view multi-element photoacoustic ima-

- ging [J]. Chinese Physics Letters, 2010, 27(5): 144-147.
- [13] CHAUDHARY G, ROUMELIOTIS M, CARSON J J L, et al. Comparison of reconstruction algorithms for sparse-array detection photo-acoustic tomography [C]// Proceedings of SPIE International Conference on Photons Plus Ultrasound: Imaging and Sensing. 2010, 7564: 756434.
- [14] WANG Q, WU Y N. New Analytical Solution to Extrapolation Problem for Band-Limited Signals [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 1999, 21(6): 825-828.
- [15] LIU X Y, PENG D, GUO W, et al. Compressed sensing photoacoustic imaging based on fast alternating direction algorithm [J]. International Journal of Biomedical Imaging, 2012, 2012: 206-214.
- [16] VASWANI N, LU W. Modified-CS: modifying compressive sensing for problems with partially known support [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(9): 4595-4607.
- [17] MENG J, WANG LV, YING L, et al. Compressed-sensing photoacoustic computed tomography in vivo with partially known support [J]. Medical & Biological Imaging, 2012, 20(15): 16510-16523.
- [18] LIANG D, ZHANG H F, YING L. Compressed-sensing photoacoustic imaging based on random optical illumination [J]. International Journal of Functional Informatics & Personalised Medicine, 2009, 2(4): 394-406.
- [19] ARRIDGE S, BEARD P, BETCKE M, et al. Accelerated high-resolution photoacoustic tomography via compressed sensing [J]. Physics in Medicine & Biology, 2016, 61(24): 8908.
- [20] MENG J, JIANG Z, WANG LV, et al. High-speed, sparse-sampling three-dimensional photoacoustic computed tomography in vivo based on principal component analysis [J]. Journal of Biomedical Optics, 2016, 21(7): 076007.
- [21] LITJENSG, KOOIT, BEJNORDIBE, et al. A survey on deep learning in medical image analysis [J]. Medical Image Analysis, 2017, 42(9): 60-88.
- [22] WANG G, YE J C, MUELLER K, et al. Image reconstruction is a new frontier of machine learning [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2018, 37(6): 1289-1296.
- [23] LUCAS A, ILIADIS M, MOLINA R, et al. Using deep neural networks for inverse problems in imaging: beyond analytical methods [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2018, 35(1): 20-36.
- [24] HALTMEIER M, ANTHOLZER S, SCHWAB J, et al. Photoacoustic image reconstruction via deep learning [C]// Proceedings of SPIE International Conference on Photons Plus Ultrasound: Imaging and Sensing 2018. 2018: 104944U.
- [25] KELLY B, MATTHEWS T P, ANASTASIO M A. Deep learning-guided image reconstruction from incomplete data [C]// Proceedings of 31st Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017). Long Beach, CA, USA, 2017.
- [26] HAUPTMANN A, LUCKA F, BETCKE M, et al. Model based learning for accelerated, limited-view 3D photoacoustic tomography [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2018, 37(6): 1382-1393.
- [27] HALTMEIER M, ANTHOLZER S, SCHWAB J, et al. Photoacoustic image reconstruction via deep learning [C]// Proceedings of SPIE International Conference on Photons Plus Ultrasound: Imaging and Sensing 2018. 2018: 104944U.
- [28] SCHWAB J, ANTHOLZER S, NUSTER R, et al. Real-time photoacoustic projection imaging using deep learning [J]. arXiv: 1801.06693, 2018.
- [29] SCHWAB J, ANTHOLZER S, HALTMEIER M. Learned back-projection for sparse and limited view photoacoustic tomography [C]// Proceedings of SPIE International Conference on Photons Plus Ultrasound: Imaging and Sensing 2019. 2019: 1087837
- [30] SUN Z, HAN D, YUAN Y. 2-D image reconstruction of photoacoustic endoscopic imaging based on time-reversal [J]. Computers in Biology and Medicine, 2016, 76: 60-68.
- [31] WAIBEL D J E. Photoacoustic image reconstruction to solve the acoustic inverse problem with deep learning [D]. University of Heidelberg, 2018.
- [32] WAIBEL D, GRÖHL J, ISENSEE F, et al. Reconstruction of initial pressure from limited view photoacoustic images using deep learning [C]// Proceedings of SPIE International Conference on Photons Plus Ultrasound: Imaging and Sensing 2018. 2018: 104942S.
- [33] SCHWAB J, ANTHOLZER S, NUSTER R, et al. DALnet: high-resolution photoacoustic projection imaging using deep learning [J]. arXiv: 1801.06693, 2018.
- [34] ANTHOLZER S, HALTMEIER M, SCHWAB J. Deep learning for photoacoustic tomography from sparse data [J]. Inverse Problems in Science and Engineering, 2018, 27(6): 1-19.
- [35] SCHWAB J, ANTHOLZER S, HALTMEIER M. Deep null space learning for inverse problems: Convergence analysis and rates [J]. arXiv: 1806.06137, 2018.
- [36] ANTHOLZER S, SCHWAB J, HALTMEIER M. Deep learning versus l_1 -minimization for compressed sensing photoacoustic tomography [J]. arXiv: 1901.06510, 2019.
- [37] AWASTHI N, PRABHAKAR K R, KALVA S K, et al. PA-Fuse: deep supervised approach for the fusion of photoacoustic images with distinct reconstruction characteristics [J]. Biomedical Optics Express, 2019, 10(5): 2227-2243.
- [38] ADLER J, ÖKTEM O. Solving ill-posed inverse problems using iterative deep neural networks [J]. Inverse Problems, 2017, 33(12): 124007.
- [39] LI H, SCHWAB J, ANTHOLZER S, et al. NETT_solving inverse problems with deep neural networks [J]. arXiv: 1803.00092, 2018.
- [40] ARRIDGE S, BEARD P, BETCKE M, et al. Accelerated high-resolution photoacoustic tomography via compressed sensing [J]. Physics in Medicine and Biology, 2016, 61(24): 8908-8940.
- [41] SCHWAB J, ANTHOLZER S, HALTMEIER M. Big in Japan: regularizing networks for solving inverse problems [J]. arXiv: 1812.00965, 2018.
- [42] ANTHOLZER S, SCHWAB J, MARSCHALLINGER J B, et al. NETT regularization for compressed sensing photoacoustic tomography [J]. arXiv: 1901.11158v1, 2019.
- [43] SCHWAB J, ANTHOLZER S, NUSTER R, et al. Deep learning of truncated singular values for limited view photoacoustic tomography [C]// Proceedings of SPIE International Conference on Photons Plus Ultrasound: Imaging and Sensing 2019. 2019: 1087836.

验结果表明,该算法能够有效避免电缆等其他轨旁设备干扰钢轨识别效果,并且可以正常识别曲线线路,满足多场景、多工况下有效识别的实际使用需求。此外,算法在有砟轨道上的识别精度有待进一步的优化和研究。

参 考 文 献

- [1] KAZANSKIY N L, POPOV S B. Integrated design technology for computer vision systems in railway transportation[J]. *Pattern Recognition & Image Analysis*, 2015, 25(2): 215-219.
- [2] IEC 62267-2009, Railway applications—Automated urban guided transport (AUGT) - Safety requirements[S]. Geneva, Switzerland: International Electrotechnical Commission, 2009.
- [3] WANG Z, WU X, YU G, et al. Efficient rail area detection using convolutional neural network[J]. *IEEE Access*, 2018; 1-1.
- [4] ESPINO J C, STANCIULESCU B. Rail extraction technique using gradient information and a priori shape model[C]// *Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2012 15th International IEEE Conference on. IEEE, 2012.
- [5] WANG Z, CAI B, CHUNXIAO J, et al. Geometry constraints-based visual rail track extraction[C]// *2016 12th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA)*. IEEE, 2016.
- [6] WANG Y Z. Design and Implementation of an algorithm to recognize the rail ahead of the train[D]. Zhejiang: Zhejiang University, 2017.
- [7] SELVER M A, ER E, BELENLIOGLU B, et al. Camera based driver support system for rail extraction using 2-D Gabor wavelet decompositions and morphological analysis[C]// *2016 IEEE*

International Conference on Intelligent Rail Transportation (ICIRT). IEEE, 2016.

- [8] YUAN C L, XIONG Z L, ZHOU X H. Study of infrared image edge detection based on Sobel operator [J]. *Laser Infrared*, 2009 (1): 85-87.
- [9] VIOLA P A, JONES M J. Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features[C]// *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2001)*. IEEE, 2001.
- [10] LIENHART R, MAYDT J. An Extended Set of Haar-like Features for Rapid Object Detection[C]// *2002 International Conference on Image Processing*. IEEE, 2002.
- [11] SANDER J, ESTER M, KRIEGEL H P, et al. Density-Based Clustering in Spatial Databases: The Algorithm GDBSCAN and Its Applications [J]. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 1998, 2(2): 169-194.



LUO Jin-nan, postgraduate. His main research interests include rolling stock intelligent control and active safety protection.



ZHANG Ji-min, born in 1969, Ph. D., professor. His main research interests include rolling stock dynamics, mechatronic system design and rolling stock intelligent control.

(上接第 152 页)

- [44] ANDRYCHOWICZ M, DENIL M, GOMEZ S, et al. Learning to learn by gradient descent by gradient descent[C]// *Proceedings of 30th Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2016 (NIPS2016)*. Barcelona, Spain, 2016; 3981-3989.
- [45] HAUPTMANN A, COX B, LUCKA F, et al. Approximate k-space models and deep learning for fast photoacoustic reconstruction[C]// *Machine Learning for Medical Image Reconstruction (MLMIR 2018)*. Lecture Notes in Computer Science. Cham: Springer, 2018; 103-111.
- [46] SUN Z, ZHENG L. Progress in Quantitative photoacoustic tomography [J]. *Chinese Journal of Luminescence*, 2017, 38(9): 1222-1232.
- [47] JIN H, ZHANG R, LIU S, et al. A single sensor dual-modality photoacoustic fusion imaging for compensation of light fluence variation[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2019, 66(6): 1810-1813.
- [48] CAI C, DENG K, MA C, et al. End-to-end deep neural network for optical inversion in quantitative photoacoustic imaging[J]. *Optics Letters*, 2018, 43(12): 2752-2755.
- [49] KIRCHNER T, GRÖHL J, MAIER-HEIN L. Context encoding

enables machine learning-based quantitative photoacoustics[J]. *Journal of Biomedical Optics*, 2018, 23(5): 056008.

- [50] GRÖHL J, KIRCHNER T, ADLER T, et al. Confidence estimation for machine learning-based quantitative photoacoustics[J]. *Journal of Imaging*, 2018, 4: 147.
- [51] TREEBY B E, COX B T. k-Wave: MATLAB toolbox for the simulation and reconstruction of photoacoustic wave fields[J]. *Journal of Biomedical Optics*, 2010, 15(2): 1-12.
- [52] JACQUES S L. Coupling 3D Monte Carlo light transport in optically heterogeneous tissues to photoacoustic signal generation [J]. *Photoacoustics*, 2014, 2(4): 137-142.
- [53] SUN Z, YUAN Y, HAN D. A computer-based simulator for intravascular photoacoustic images[J]. *Computers in biology and medicine*, 2017, 81: 176-187.



SUN Zheng, born in 1977, Ph. D., professor. Her main research interests include biomedical imaging and signal processing.