

基于深度学习的质子热声信号走时提取方法

卓小宇, 张 东

(武汉大学物理科学与技术学院, 武汉 430072)

摘 要: 在质子治疗过程中, 关键的问题之一就是如何精确地定位布拉格峰。质子束在能量沉积的过程中将产生热声信号, 正确利用热声信号的走时信息将为定位布拉格峰位置带来帮助。文中提出一种基于深度学习的质子热声信号的 γ 波走时提取方法, 通过对大量热声信号数据进行学习, 在一些传统方法难以提取走时的复杂情况下, 该深度学习方法仍旧准确有效地提取出了走时。结果表明, 该方法在提取走时方面表现出了很好的准确性和鲁棒性。

关键词: 质子热声信号; 走时; 深度学习

中图分类号: TP183; TN911.72 **文献标识码:** A

Proton thermoacoustic signal traveltime extraction method based on deep learning

ZHUO Xiao-yu, ZHANG Dong

(School of Physics and Technology, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: One of the most critical issues in proton therapy is how to accurately locate the Bragg peak. The proton beam will cause a thermoacoustic signal during the process of energy deposition. Correct use of the traveltime information of the thermoacoustic signal will help locate the position of the Bragg peak. A method for γ -wave traveltime extraction of proton thermoacoustic signals is proposed based on deep learning. By learning a large number of thermoacoustic signal data, the deep learning method still extract traveltime accurately and effectively in some complex situations where traditional methods are difficult to extract. The results show that this method shows good accuracy and robustness in extracting traveltime.

Key words: proton thermoacoustic signal; traveltime; deep learning

0 引言

传统的放疗会对人体内正常组织造成较大伤害。而质子的布拉格峰(Bragg Peak)特性使质子治疗^[1]有效避免了这个问题。布拉格峰能否准确落于肿瘤靶区^[2]至关重要, 然而其位置却存在不确定性^[3]。目前临床上主要是利用 PET 成像技术来监测质子束剂量分布^[4], 但缺点在于无法实时监测质子束剂量分布, 给实时定位布拉格峰位置带来了困难^[5]。

一种实时定位布拉格峰位置的方法是基于质子热声信号实现的。质子束剂量沉积将诱导产生热声波 α 波和 γ 波, 其分别来自布拉格峰之前的沉积区域和布拉格峰的沉积区域^[6]。 γ 波到达接收点所经

过的时间称为 γ 波走时。 γ 走时准确与否关系着布拉格峰定位准确与否。

Jones 等人^[6]对质子热声信号做了许多研究, 其中提取 γ 波走时的方式主要依赖于 γ 波的压缩峰和稀疏峰位置, 但当波形复杂时, 走时提取将变得困难^[7]。

针对上述不足, 本文提出了一种基于深度学习的质子热声信号走时提取方法, 经验证, 该方法能够全面且有效地提取 γ 波走时, 同时抗噪能力良好。

收稿日期: 2020-03-10

作者简介: 卓小宇(1994-), 男, 硕士研究生, 研究方向为数字信号处理。通讯作者: 张东。

1 神经网络模型的设计与训练

1.1 U 型神经网络模型的设计

本文所设计的 U 型神经网络模型(如图 1 所

示)基于 U-net 改进而来^[8],改进后的模型可针对一维时间序列进行学习和处理。此外,本文还参考 PhaseNet^[9]制定了 γ 波的走时提取策略。

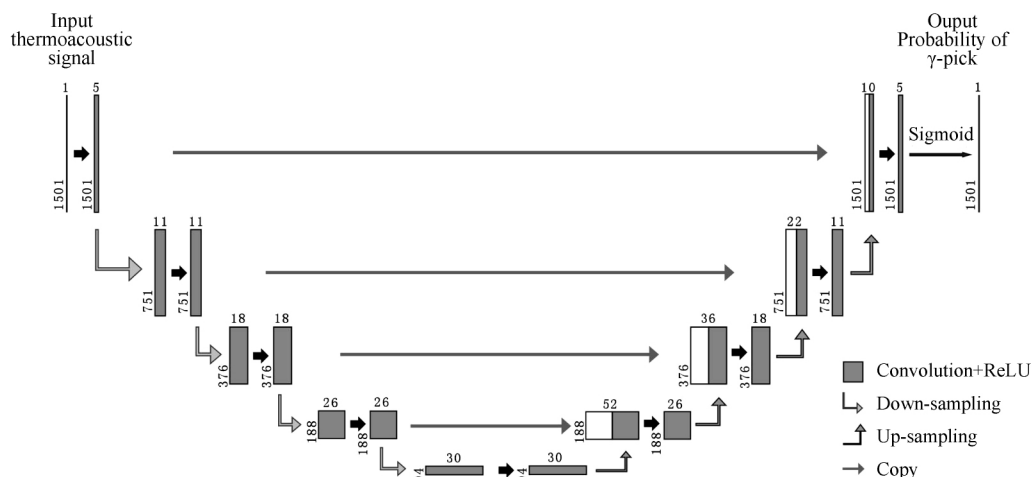


图 1 U 型神经网络模型

该模型的输入为质子束热声信号的一维时间序列,每个时间序列共有 1501 个采样点,每个采样点时间步长为 $0.2\mu\text{s}$,序列总时长为 $300\mu\text{s}$ 。模型输出的 γ 波走时的概率分布序列与输入序列具有相同尺度。

该模型主要包含下采样及上采样两个部分,在上下采样的每一阶段中,激活函数均为 ReLU。在下采样(左半部分)过程中,质子束的热声信号将经过四个下采样过程,其关键特征通过卷积被压缩到一个较小的特征矩阵中;而上采样(右半部分)过程将扩展该矩阵中的特征信息,还原成与输入序列拥有相同尺度的序列。

此外,每一层对应的上下采样过程都将通过复制的方式合并到一起,以提高训练过程中的收敛性。

下采样过程的卷积核尺寸为 4,卷积步长为 2;上采样过程卷积核尺寸为 4,卷积步长为 1 或者 2。在下采样的最后一层,神经网络模型还应用了 50% 的 dropout 层,以防止训练时的过拟合。模型中每一层的尺度如图 1 所示。

在模型的最后, Sigmoid 激活函数将所得的特征信息转换成一个概率分布序列。该序列的每一个采样点都代表了 γ 波走时点的概率,概率最大值点,即对应着目标 γ 波走时。

1.2 原始训练数据集的制作

深度学习方法的实现,依赖于足够多的训练数据。为获取尽可能多的训练数据,本文基于 k-Wave toolbox^[10]设计了一个模拟实验环境,用于产生和收集质子束热声信号波形。质子束的能量沉积分布的

模拟基于布拉格曲线的解析式来实现^[11]。实验环境设定在均匀水介质模型当中(图 2)。该模型是一个由 330×330 个边长为 1mm 的正方形网格组成的长宽均为 330mm 的二维矩形,模型的声速为 1500m/s ,密度为 1000kg/m^3 。模型四周分布着若干接收点,用以记录质子束热声信号。

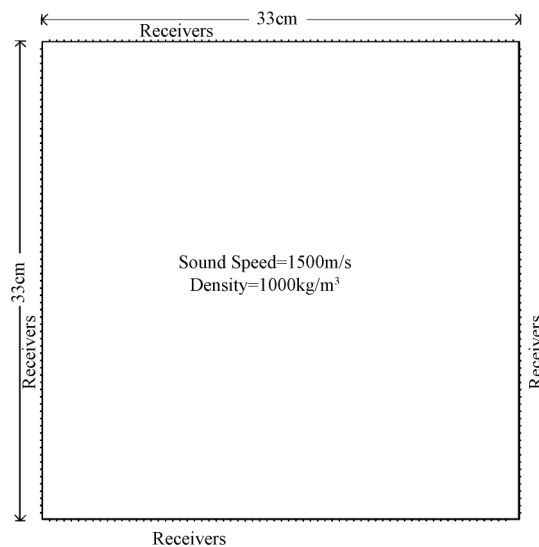


图 2 均匀水介质速度模型

同时,本文还模拟了质子束入射后所产生的热声响应。如图 3 所示,质子束将从模型上方的任意位置垂直入射,在均匀水介质模型中产生热声响应。在模拟实验中,质子束的形态和布拉格峰位置可以通过调整质子束的相关物理参数来改变。实验中,质子束设定为以高斯时间脉冲出束,脉冲的 FWHM 固定为 $1.1775\mu\text{s}$;质子束能量沉积的横向分布也服

从高斯分布 ,FWHM 为 5mm; 质子束入射能量约介于 55MeV 至 220MeV 之间。质子束诱导的热声信号将在模型中传播 ,最后被接收点所接收。

图 4(a) – (c) 展示了该实验所得到的三类典型的热声信号 ,这些信号是无噪声的。为了使训练数据更加真实可靠 ,本文对原始信号进行了加噪处理——添加信噪比为 10dB 的高斯白噪声。添加噪声后的信号如图 4(d) – (f) 所示。经加噪处理后的热声信号将作为本文神经网络模型的输入训练数据。

1.3 训练数据集标签的制作

训练数据集还需要以准确的 γ 波走时作为标签。与质子束源不同的是 ,质点源所产生的热声信号的准确走时是较容易获得的。所以为了得到对应

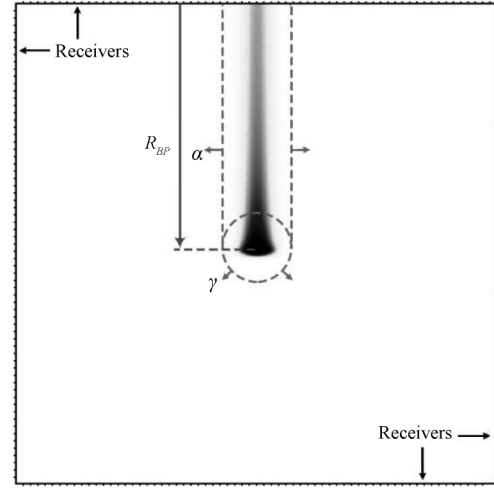
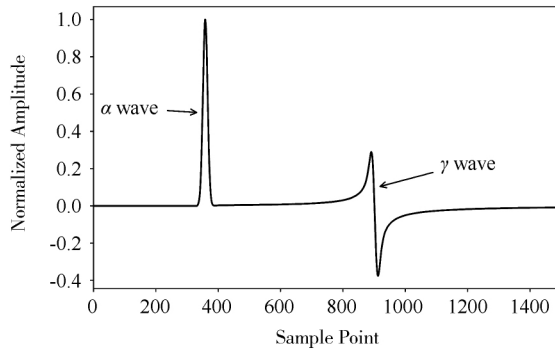
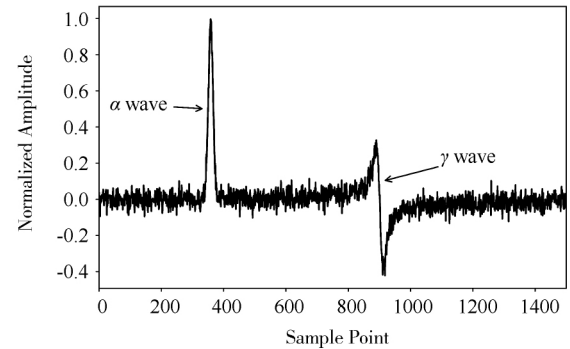


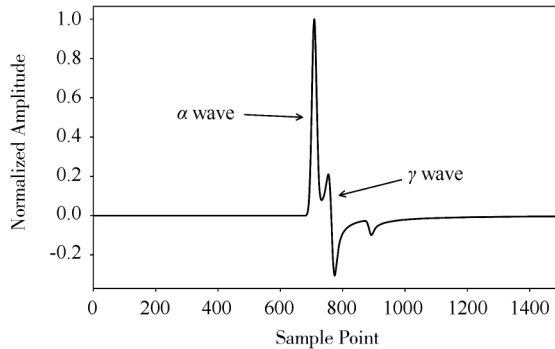
图 3 质子束诱导的热声信号响应示意



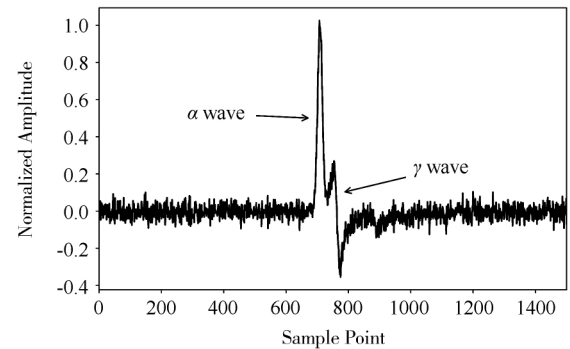
(a) α 波和 γ 波分离良好的原始信号



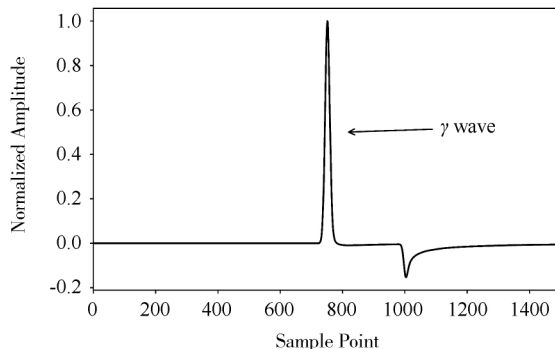
(d) α 波和 γ 波分离良好的SNR为10dB的加噪信号



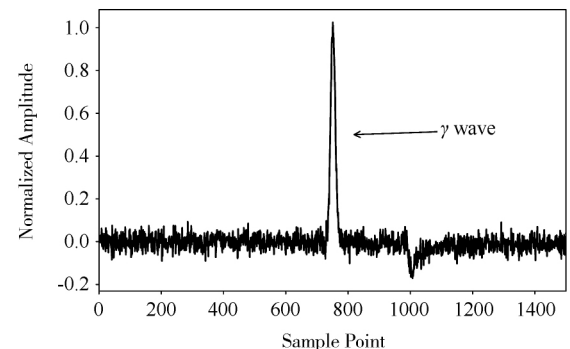
(b) α 波与 γ 波重叠的原始信号



(e) α 波与 γ 波重叠的SNR为10dB的加噪信号



(c) 只有 γ 波的原始信号



(f) 只有 γ 波的SNR为10dB的加噪信号

图 4 三类典型的质子热声信号波形

的 γ 波走时,如图 5 所示,本文在保持上述实验其余条件不变的情况下,将激发热响应的质子束源更改为质点源,同时质点源中心坐标与质子束源的布拉格峰坐标保持一致。质点源产生的热声信号的走时可以通过压缩峰与稀疏峰之间过零点准确获得^[6],其走时理论上与对应布拉格峰位置的 γ 波走时一致。

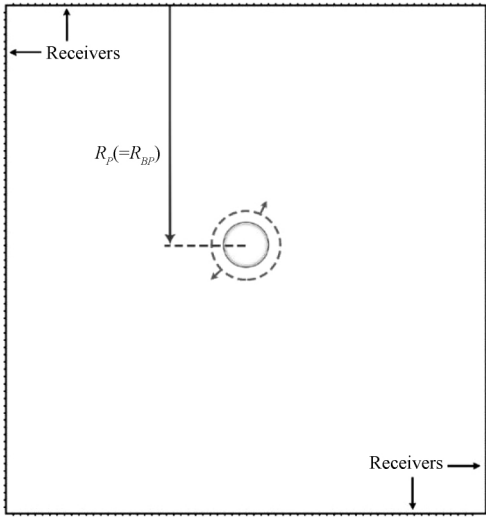


图 5 质点源诱导的热声信号响应示意

训练数据集的标签呈现为与质子束热声信号具有相同长度的二进制序列。如图 6 所示,在该序列中,正确的走时采样点被标记为 1,其余点则全标记为 0^[12]。

通过上述实验,本文共制作了 271700 组训练数据,此数据集全面覆盖了多种波形特征。此外,本文还额外制作了 12740 组测试数据,用以检测经训练后的神经网络模型最终的预测效果。训练数据集和测试数据集均进行了归一化处理。

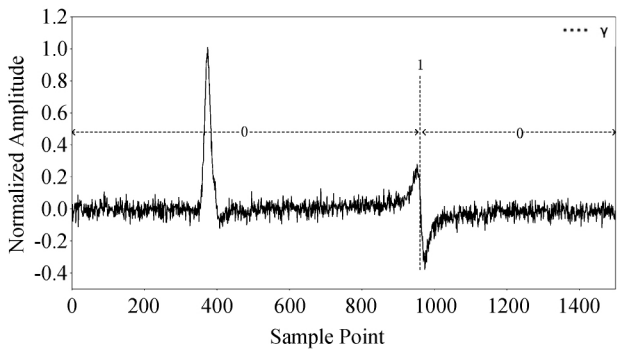


图 6 训练数据集标签示意

2 质子束热声信号走时的预测

2.1 评价指标的设计

为了衡量神经网络架构的预测效果,本文用命中率 (Hit-Rate) 这一指标来作为模型的评价指标^[9],命中率定义如下:

$$Hit-Rate = N/M \quad (1)$$

其中, M 代表测试样本的总数; N 代表预测正确的样本数。本文规定,只有当神经网络模型预测的采样点和实际走时的采样点之间相差不超过 3 个点时,才被认为是正确的。此时,走时的绝对误差在 $\pm 0.6\mu s$ 内,在临床上是可以被接受的。

2.2 γ 波走时提取的实例

训练完毕后,为了验证该神经网络模型的预测性能,本文对不同信噪比下的测试数据进行了测试。测试数据依照信噪比分为 20dB、15dB、10dB、5dB 和 0dB 几组。

表 1 记录了模型在不同信噪比下的平均命中率:当 SNR 在 20dB 至 5dB 之间时,模型能够保持相当高的命中率,而随着 SNR 的降低,命中率也未发生显著下降。直到 SNR 为 0dB 时,命中率才有所下降,但仍保持了 88.925% 的良好水平。

表 1 不同 SNR 下的 Hit-Rate

SNR(dB)	Raw	20dB	15dB	10dB	5dB	0dB
Hit-Rate	97.826%	97.912%	98.132%	98.493%	98.312%	88.925%

图 7 显示了一些良好的 γ 波走时预测结果,每一组图中的上图为质子热声信号,下图为预测结果,虚线代表 γ 波走时采样点位置。图 7(a) - (b) 是 α 波和 γ 波分离良好的情况;图 7(c) - (d) 是仅有 γ 波的情况;图 7(e) - (f) 是 α 波与 γ 波混叠的情况。可以看到,该神经网络模型在各噪声水平下均有较好 γ 波走时提取效果,针对波形混叠的情况,仍旧能够准确提取走时。

图 8 则显示了个别预测失败的结果。可以看

出,在 α 波干扰下,神经网络模型有时会发生误判(图 8(a) - (c))。此外,在一些 α 波和 γ 波混叠情况下,预测也出现了些许偏差(图 8(d))。而当 SNR 处于一个较低的水平时,误判也可能发生(图 8(e) - (f))。幸运的是,这些误判出现的概率较低,且可以通过配套算法剔除这些错误的信息。

上述结果表明,不论是在 α 波与 γ 波分离良好、 α 波与 γ 波混叠,抑或是仅有 γ 波的情况下,该深度学习方法均有效且准确地提取出了 γ 波走时。

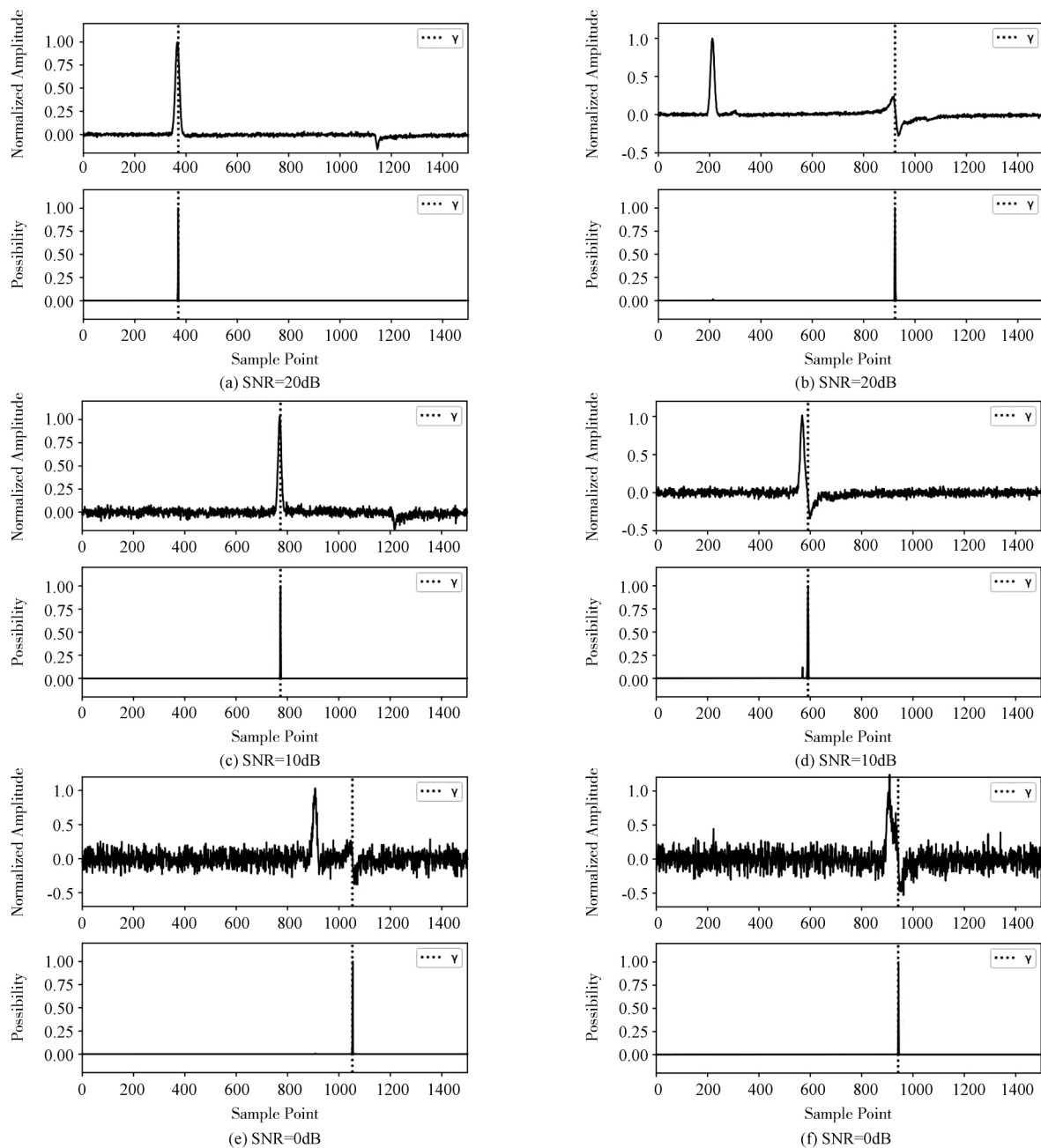
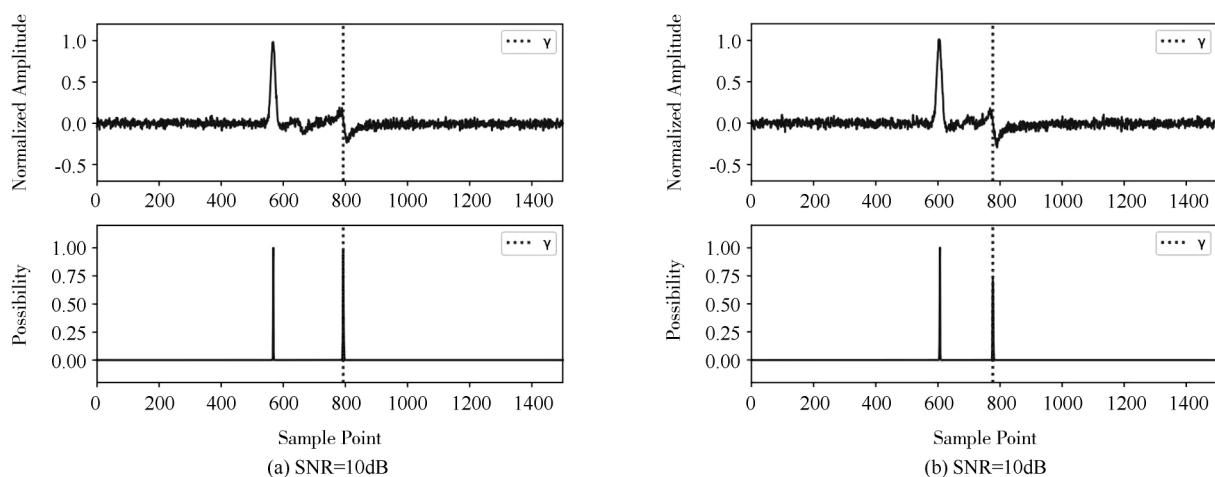


图7 一些良好的走时提取结果示例



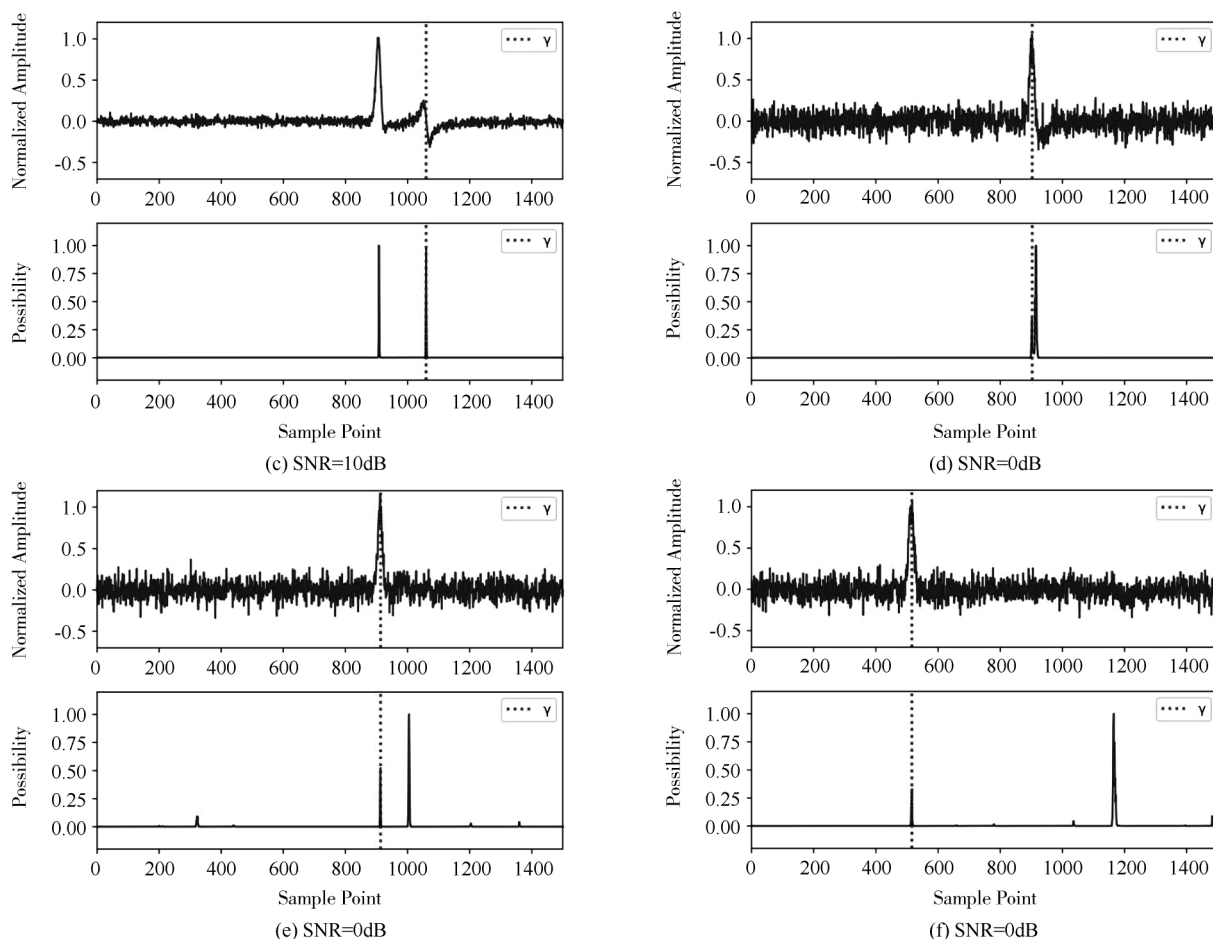


图8 一些失败的走时提取结果示例

命中率的统计结果显示,在 SNR 分别为 20dB、15dB、10dB、5dB 和 0dB 时,该神经网络的预测准确率分别为 97.912%、98.132%、98.493%、98.312% 和 88.925%。可见,该神经网络方法能保持很好的鲁棒性和准确性,即便在 SNR 为 0dB 的情况下,预测准确率仍保持了 88.925% 的较高水平。

3 结束语

深度学习方法在质子束热声信号的走时提取上展现出了巨大潜力和优势。本文所提出的神经网络走时提取方法,无需显式地分析质子束形态对 γ 波走时带来的影响,神经网络模型将自动学习波形特征,从而准确地提取 γ 波走时。除此之外,本文还解决了当 α 波与 γ 波混叠的情况下 γ 波走时难以提取的问题,为质子束热声信号在临床上的进一步应用提供了可能。

参考文献:

- [1] Wilson R R. Radiological use of fast protons[J]. Radiological Use of Fast Protons, 1946, 47: 487–491.
- [2] Knopf A C, Lomax A. In vivo proton range verification: a review[J]. Physics in Medicine and Biology, 2013, 58(15): 131–160.
- [3] Paganetti H. Range uncertainties in proton therapy and the role of monte carlo simulations[J]. Phys Med Biol, 2012, 57(11): 99–117.
- [4] Knopf A, Parodi K, Bortfeld T, et al. Systematic analysis of biological and physical limitations of proton beam range verification with offline PET/CT scans[J]. Physics in Medicine and Biology, 2009, 54(14): 4477–4495.
- [5] Parodi K, Paganetti H, Shih H A, et al. Patient study of in vivo verification of beam delivery and range, using positron emission tomography and computed tomography imaging after proton therapy[J]. International Journal of Radiation Oncology Biology Physics, 2007, 68(3): 920–934.
- [6] Jones K C, Vander Stappen F, Seghal C M, et al. Acoustic time-of-flight for proton range verification in water[J]. Medical Physics, 2016, 43(9): 5213–5224.
- [7] Jones K C, Seghal C M, Avery S. How proton pulse characteristics influence protoacoustic determination of proton-beam range: simulation studies[J]. Physics in Medicine and Biology, 2016, 61(6): 2213–2242.
- [8] Ronneberger O. Invited talk: U-net convolutional networks for biomedical image segmentation[M]. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2017: 3.

(下转第 89 页)

矩脉动约为 1.7Nm(从 3.2Nm 到 4.9Nm),而平行 PCC 的转矩脉动是 1.5Nm(从 3.2Nm 到 4.7Nm)。因此,相对于普通 PCC,新算法拥有更小的转矩脉动。

接着两种算法的动态性能在参考转速为 1000rpm,阶跃转矩负载的情况下被观测,如图 9 所示。当 50ms 时,负载转矩产生一个 1Nm 到 5Nm 的阶跃变化。可以看出,新方法在保持较小转矩波动的同时,定子电流为了应对突然增加的转矩迅速提升了幅值。而电机磁链依旧保持稳定,说明了新方法在转矩和磁链独立控制方面打到了很好的效果。

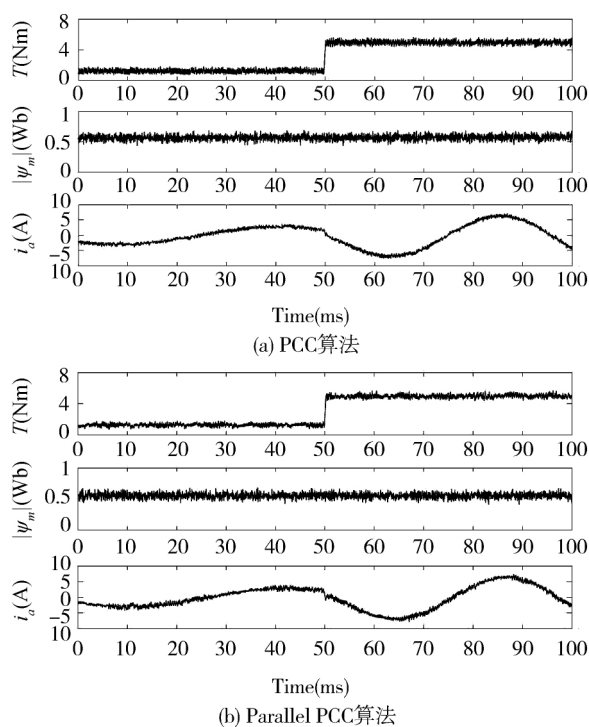


图9 阶跃负载转矩下的实验结果

4 结束语

本文提出了一种改进的预测电流控制算法。在继承 FOC 算法中电磁转矩和磁链独立控制的同时,结合 FCS-MPC 算法有限控制集的特点,提出了一种平行的预测电流控制算法。新算法为每个被控目标设计独立的成本函数,并通过自适应的选择策略得到最优的控制动作。与 PCC 算法相对比,新算法省略了权重因子,从而消除了权重因子的调节工作,并且对比试验已经验证了新算法在控制性能方面的优势。

参考文献:

- [1] 赵尚丽,徐勇光.永磁同步电机矢量控制与直接转矩控制特性比较研究[J].电子质量,2019(10):99-106.
- [2] 张兰红,冯宝刚,焦静静,等.一种单相光伏并网逆变器改进预测电流控制算法[J].电机与控制应用,2018,45(9):34-40.
- [3] 付兴武,黄劲松,王怀震,等.无速度传感器励磁同步电机模型预测电流控制[J].传感器与微系统,2017,36(8):39-41.
- [4] 张保程,徐艳平,周钦.基于广义双矢量的 PMSM 模型预测电流控制[J].电气传动,2017,47(3):17-20.
- [5] 张旗,贾洪平.基于改进粒子群算法的预测电流控制[J].信息技术,2019,43(8):66-70.
- [6] 林健,刘晗,施昕昕,等.PMSLM 的无差拍预测电流控制研究[J].电力电子技术,2019,53(11):23-26.
- [7] 贾成禹,王旭东,周凯.基于扰动观测器的 PMSM 模型预测电流控制[J].电力电子技术,2019,53(10):23-29.
- [8] Geyer T. Algebraic tuning guidelines for model predictive torque and flux control[J]. IEEE Trans. Ind. Appl, 2018(2):4464-4475.
- [9] Villarroel F, Espinoza J. Multiobjective switching state selector for finite-states model predictive control based on fuzzy decision making in a matrix converter[J]. IEEE Trans. Ind. Electron, 2013(2):589-599.
- [10] 徐艳平,李园园,张保程,等.一种消除权重系数三矢量模型预测转矩控制[J].电工技术学报,2018,33(16):3925-3934.
- [11] Zhang X, Zhang L, Zhang Y. Model predictive current control for pmsm drives with parameter robustness improvement [J]. IEEE Trans. Power Electron, 2019(2):1645-1657. 责任编辑:丁玥

(上接第 84 页)

- [9] Zhu W, Beroza G C. PhaseNet: a deep-neural-network-based seismic arrival time picking method [J]. Geophysical Journal International, 2018.
- [10] 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):021314.

- [11] Bortfeld T. An analytical approximation of the bragg curve for therapeutic proton beams [J]. Medical Physics, 1998, 24(12):2024-2033.
- [12] Zheng J, Lu J, Peng S et al. An automatic microseismic or acoustic emission arrival identification scheme with deep recurrent neural networks [J]. Geophysical Journal International, 2018, 212(2):1389-1397. 责任编辑:杨静