

## 基于多分支融合神经网络的心电图导联重构方法

姚远星,王飞,刘文涵,何进,王豪,常胜,黄启俊  
武汉大学物理科学与技术学院,湖北 武汉 430072

**【摘要】**设计一种新型的多分支信息融合神经网络结构,利用已知的I,II,V2 3个导联心电信号来重构其它导联心电信号。基于卷积神经网络结构提取多个导联的特征然后进行线性相加融合,采用一种改进的双向长短期记忆网络结构来获得与时序相关的信息,从而实现心电图导联重构。使用Physikalisch Technische Bundesanstalt(PTB)数据库进行验证,导联重构方法具有0.944 4的相关系数和0.320 3的均方根误差,说明新型神经网络结构可以有效地实现心电图导联重构。

**【关键词】**心电图;心电图重构;卷积神经网络;双向长短期记忆网络

**【中图分类号】**R318;R540.41

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2023)02-0196-06

### ECG signal reconstruction based on multi-layer feature fusion using neural network

YAO Yuanxing, WANG Fei, LIU Wenhan, HE Jin, WANG Hao, CHANG Sheng, HUANG Qijun

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

**Abstract:** A novel neural network which can achieve multi-layer feature fusion is proposed for reconstructing the electrocardiogram (ECG) signals of other leads using the known ECG signals of leads I, II and V2. The features of multiple leads are extracted by convolutional neural network for linear combination, and an improved bidirectional long short-term memory network structure is used to obtain temporal sequence correlation which is then fused with the features obtained by convolutional neural network for realizing ECG signal reconstruction. The proposed method is verified with Physikalisch Technische Bundesanstalt database. The results show that the signal reconstruction method has a correlation coefficient of 0.944 4 and a low root-mean-square error of 0.320 3, which demonstrates the effectiveness of the novel neural network structure for ECG signal reconstruction.

**Keywords:** electrocardiogram; electrocardiogram signal reconstruction; convolutional neural network; bidirectional long short-term memory

### 前言

随着经济的快速发展,人们对自身身体健康的关注度越来越高。心血管疾病指的是关于心脏或血管的疾病。心血管疾病的高发病率和死亡率对人类健康构成严重威胁<sup>[1]</sup>。心电图(Electrocardiogram, ECG)是根据心脏电势变化反映心脏状态的生物电信号<sup>[2]</sup>,可以用于诊断心血管疾病。目前临床上广泛使用标准的12导联心电图检测系统,但是系统过多的测量电极和复杂的连接方式并不适合心电信号长

时间的采集。3导联心电图系统因其灵活性,被广泛应用于便携式监护设备中<sup>[3]</sup>。由于3导联系统提供的心脏信息有限,诊断准确性不如12导联系统。于是,导联重构技术便应运而生<sup>[4-5]</sup>,利用较少的导联重构其它导联得到标准12导联信号,可以提升心血管疾病的诊断精度。较常见的导联重构方法有最小二乘拟合法<sup>[6]</sup>、独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)方法<sup>[7]</sup>、状态空间(state-space)方法<sup>[8]</sup>、人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANN)<sup>[9-11]</sup>等。这些方法易受患者个体特异性的影响,导联特征提取的有效性不佳,难以获得高精度的导联重构效果。基于此笔者提出一种基于多分支信息融合(Multi-layer Feature Fusion, MLF)的导联重构算法,首先对ECG导联信号进行切割、滤波和集中化、降采样等预处理;采用卷积神经网络(CNN)提取3个导联的特征进行线性相加,实现多导联信息融合;利用双向长短期记忆网络(Bidirectional long short-term

**【收稿日期】**2022-10-18

**【基金项目】**国家自然科学基金(81971702, 61874079, 61574102, 61774113)

**【作者简介】**姚远星,硕士研究生,研究方向:医学信号处理, E-mail: 616195877@qq.com

**【通信作者】**黄启俊,教授,研究方向:医学信号处理及微电子系统设计, E-mail: huangqj@whu.edu.cn

Memory, BLSTM)提取导联信号的前后时序相关性,与CNN提取的导联特征进行融合,从而实现了高精度的导联重构。

1 ECG 信号预处理

ECG 信号来自于PTB 心电数据库<sup>[12]</sup>,数据库包含 549 条记录,采样频率为 1 000 Hz,分辨率为 16 位。每条记录包含 12 个标准导联信号和 3 个 Frank 导联信号。ECG 信号预处理流程分为滤波、集中化和心拍切割 3 部分。为减少噪声和偏移的影响,根据美国

心脏协会的建议 ECG 信号使用 0.5~150 Hz 四阶巴特沃斯带通滤波器进行处理以去除噪声<sup>[13]</sup>。然后,对滤波后的 ECG 信号去除幅度平均值以消除偏移效应<sup>[14]</sup>。根据 Pan-Tompkins 算法检测到的 R 波位置,ECG 信号在固定长度为 1 s 的间隔进行切割<sup>[15]</sup>。为了减轻计算负担,每段心跳被降采样为 300 个样本点,包括 R 波峰值之前的 120 个样本点和 R 波峰值之后的 180 个样本点,为 12 导联心电信号重构做好数据上的准备。预处理前后的 ECG 信号如图 1 所示。

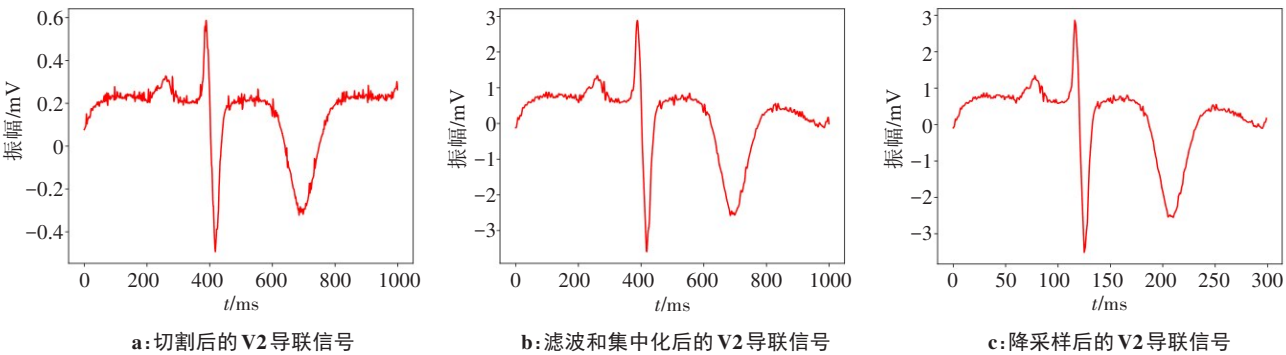


图1 预处理前后的ECG 信号  
Figure 1 Electrocardiogram (ECG) signals before and after preprocessing

2 MLF 导联重构算法

导联重构算法的网络结构如图 2 所示,整个网络由 3 个输入导联、CNN 和 BLSTM 组成。根据导联重构理论,选取 I、II、V2 导联作为输入导联。重构目标导联 V1、V3~V6<sup>[16]</sup>。不同导联包含的信息不同,重构时需要不同特征。重构目标导联过程中,对经过 CNN 结构提取的 I、II、V2 导联特征线性相加实现多导联信息融合,获得目标导联重构所需要的特征。

已有的导联重构算法中,最小二乘拟合法<sup>[6]</sup>、ICA 方法<sup>[7]</sup>、状态空间方法<sup>[8]</sup>都是基于线性变换的 12 导联心电重构方法,但变换矩阵固定不变导致该方法在鲁棒性上有明显的不足。ANN 方法着重于考虑输入导联和目标导联在同一时刻每个样本点对应的关系,忽略了 ECG 信号的局部信息和时序信息使得重构的目标导联容易出现局部振荡<sup>[9-11]</sup>。本文提出的 MLF 导联重构算法的网络结构采用非线性激活函数,有效解决了鲁棒性问题。基于 CNN 中卷积核的功能,导联重构算法进行特征提取时可以获得输入导联和目标导联之间的局部信息关系而不是单个样本点的关系。CNN 提取到的特征经过融合后仅反映目标导联的局部信息。MLF 导联重构算法采用 BLSTM 结构,融合这些局部信息来重建目标导联。全连接层旨在恢复与目标导联相同长度的信号。

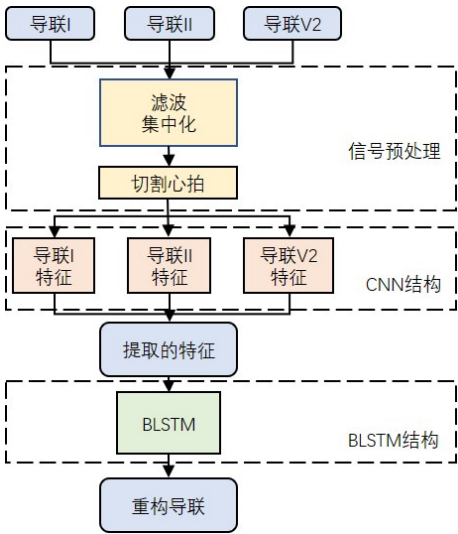


图2 导联重构算法  
Figure 2 Signal reconstruction algorithm

2.1 CNN 结构

根据导联重构理论,导联重构最少需要 3 条独立导联<sup>[16]</sup>。因此 3 个 CNN 分支对 3 条独立导联(I、II、V2)进行局部特征提取,如图 3 所示。然后,对 3 条导联提取出的局部特征进行线性融合获得目标导联的局部特征。通过后续的全连接层和 BLSTM 进行特征恢复从而完成导联重构。CNN 结构分为卷积层 C、池化层 P 和特征融合 3 部分。

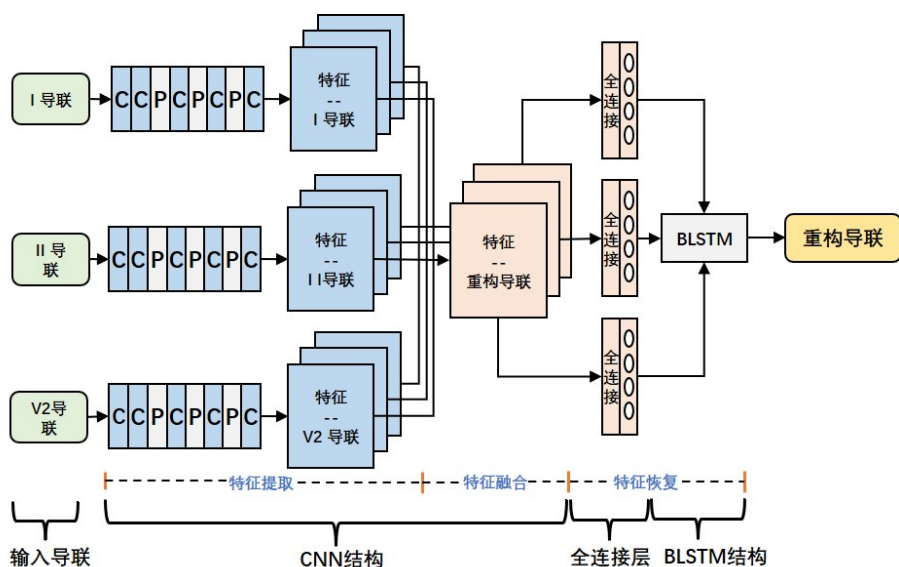


图3 MLF导联重构算法的网络结构  
Figure 3 Structure of MLF-based signal reconstruction algorithm

## 2.2 BLSTM结构

长短期记忆网络 (Long-Short Term Memory, LSTM) 是一个改进的循环神经网络 (Recurrent Neural Network, RNN) 结构, 目的在于通过恢复与时序相关的特征重建目标导联。CNN 提取到的特征仅反映目标导联的局部信息, 忽略了 ECG 信号时序上的特点。LSTM 具有较强的特征融合能力, 在时间序列数据处理方面有着出色的表现<sup>[17-19]</sup>。LSTM 通过门来控制丢弃或者增加信息, 从而实现遗忘或记忆的功能<sup>[21]</sup>。LSTM 的基本结构如图 4 所示, 包含 3 个门单元, 分别是遗忘门、输入门、输出门。

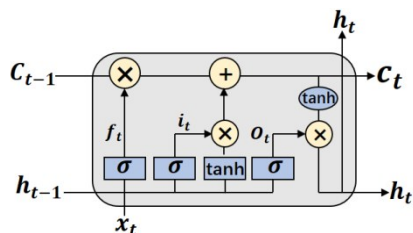


图4 LSTM的典型结构  
Figure 4 Typical structure of LSTM

BLSTM 是 LSTM 的一种特殊结构<sup>[20]</sup>, 如图 5 所示。它可以同时处理前向和后向两侧的潜在时间关系。LSTM 虽然可以将目标导联的特征恢复为目标导联信号, 但 LSTM 单向传播会丢失前一时间步的信息。BLSTM 则可以很好解决这一问题, 所以笔者采取 BLSTM 来实现最后的导联重构。利用全连接层对融合后的特征做恢复以获得与目标导联相同长度的信号, 再利用 BLSTM 层做时序上的恢复以获得目标导联。

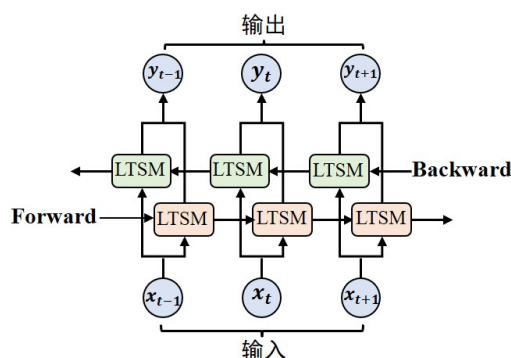


图5 BLSTM的典型结构  
Figure 5 Typical structure of BLSTM

## 3 模型参数和评估指标

### 3.1 模型参数

选取 I、II、V2 3 个独立导联作为输入导联。由于肢体导联之间的特定线性关系, I 和 II 导联可用于重构剩余的 III、aVR、aVL、aVF 导联如公式 (1) 所示<sup>[22]</sup>。这样, 重构目标导联为 V1 和 V3~V6。MLF 导联重构算法的网络每次训练只能重构一个导联, 为重构这 5 个导联, 将训练网络 5 次。

$$\begin{cases} \text{III} = \text{II} - \text{I} \\ \text{aVR} = -(\text{I} + \text{II})/2 \\ \text{aVL} = \text{I} - \text{II}/2 \\ \text{aVF} = \text{II} - \text{I}/2 \end{cases} \quad (1)$$

MLF 导联重构算法的网络具体参数总结在表 1 中, 包含 5 个卷积层、3 个最大池化层、1 个特征融合层。全连接层将融合后的特征恢复成与目标导联相同长度的信号。BLSTM 恢复时序性相关信息。

由于在去噪过程中, 一些噪声和心电信号的频率相同。噪声所产生的奇异值会影响重构的效果,



表1 MLF导联重构算法网络的详细配置信息

Table 1 Detailed configuration information of MLF-based signal reconstruction algorithm

No	层结构	卷积核尺寸×卷积核数	池化步幅/大小	激活函数	输出尺寸
1	1D Conv	31×4	-	Tanh	270×4
2	1D Conv	31×8	-	Tanh	240×8
3	Max pooling	-	2	-	120×8
4	1D Conv	17×16	-	Tanh	104×16
5	Max pooling	-	2	-	52×16
6	1D Conv	17×32	-	Tanh	36×32
7	Max pooling	-	2	-	18×32
8	1D Conv	9×30	-	Tanh	10×30
9	Feature reconstruction	-	-	-	10×30

因此,选取对奇异值具有很强鲁棒性的Pseudo-Huber损失函数作为损失函数<sup>[23]</sup>,其定义如式(2)所示:

$$L_{\delta}(y)=\delta^2(\sqrt{1+[(y-y')/\delta]^2}-1)$$

(2)

其中, $L$ 代表损失, $y$ 是原始信号, $y'$ 为重构信号, $\delta$ 是控制奇异值梯度不陡峭的参数,本文设置为0.9。使用Adam优化器来训练模型,初始学习率为0.01。批量大小和训练迭代分别设置为64和100。

3.2 评估指标

本研究引入ECG重构领域内常用的相关系数(CC)和均方根误差(RMSE)作为评估指标来度量模型的重构性能。两者定义如下:

$$CC=\frac{\sum_{n=1}^N(s_n-s_{mean})\cdot(r_n-r_{mean})}{(\sqrt{\sum_{n=1}^N(s_n-s_{mean})^2})\cdot(\sqrt{\sum_{n=1}^N(r_n-r_{mean})^2})}$$

(3)

$$RMSE=\sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N(s_n-r_n)^2}{N}}$$

(4)

其中, $s_n$ 、 $r_n$ 分别代表真实导联第 $n$ 个采样点的值和通过MLF网络重构出来的值; $s_{mean}$ 、 $r_{mean}$ 分别代表真实导联所有采样点的平均值和通过MLF网络重构出来的平均值; $N$ 代表导联采样点的数目。

4 重构结果和方法比较

利用MLF导联重构算法重构导联的效果如图6所示。为了更全面的评估MLF导联重构算法的性能,给出了重建V3导联的最优和最差的波形,如图7所示。最差结果虽然存在幅度损失,但与原始信号相比仍恢复了相近的形态。在网络训练阶段,使用PTB数据库中549条记录。从记录里随机挑选出50 000条心拍数据组成数据集。这50 000条心拍数据被分为训练集,验证集和测试集。训练集包含30 000条数

据,占有所有数据的60%。优化在验证集上完成,验证集包含10 000条数据。剩余10 000条数据作为测试集进行性能评估。

为了获得更可信的结果,使用5折交叉验证来评估模型,结果如表2所示。从表2可以看出,MLF导联重构算法取得了较好的效果。CC的平均值达到0.944 4,RMSE的平均值也只有0.320 3。其中重构效果最好的V3导联CC达到0.984 4,RMSE仅为0.180 2。为了更直观表示MLF导联重构算法的效果,重构结果箱型图如图8表示,从图8可以看出,本文所提出的重构方法稳定、准确、有效。

表3列出了几项具有代表性的导联重建方法与本文方法进行比较。过去的研究都是基于线性回归,在这些方法中,状态空间方法实现了最好的导联重建,平均相关系数为0.982 2<sup>[6-8]</sup>。在文献[9]中,基于医疗机构中19名患者的数据讨论了ANN方法和多元线性回归(MLR)方法的导联重建性能。很明显,ANN在导联重建方面具有优势,相关系数为0.979 2。传统的方法为每个患者都建立一个模型,虽然可以实现较准确的导联重建,但基于特定患者(Patient-specific)的模型泛化能力差。由于每个患者都有一个模型,模型的冗余使得这些方法不适合实际的临床应用。与这些传统方法相比,本文提出的MLF导联重构算法作为一种深度学习方法具有更强的泛化能力,可以实现有效的重建。

5 结论

本文提出了一种新颖的结合CNN和RNN网络的MLF导联重构算法,用于实现精确的导联重构。MLF导联重构算法不是简单探索输入导联和目标导联之间单个样本点的关系,而是利用CNN结构中的卷积核来提取导联的局部信息,获取输入导联间和

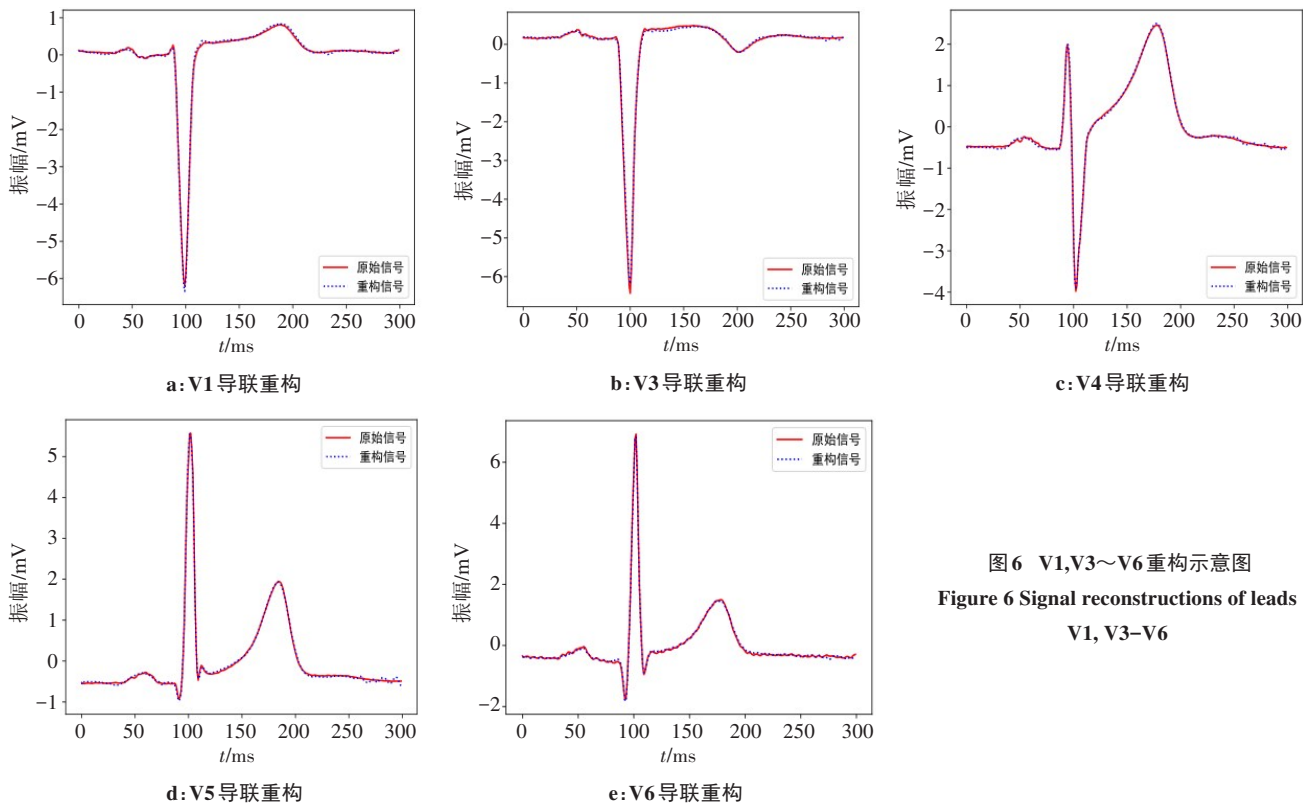


图 6 V1,V3~V6 重构示意图  
Figure 6 Signal reconstructions of leads V1, V3~V6

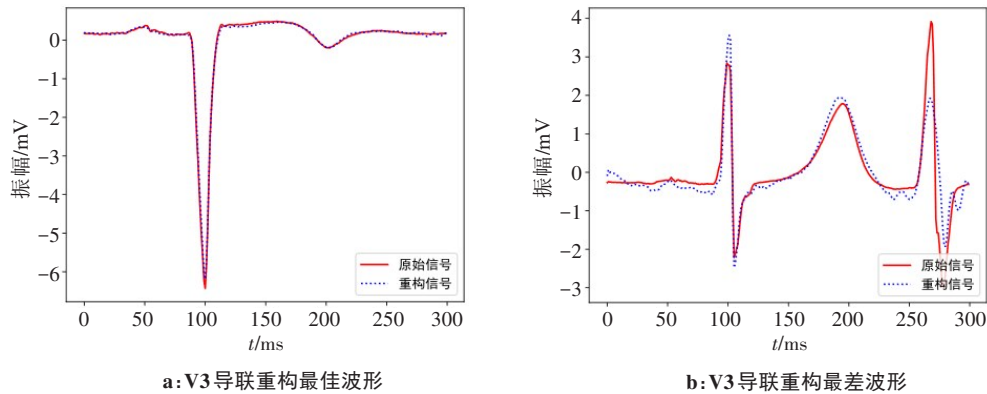


图 7 V3 导联重构最佳和最差波形图  
Figure 7 Optimal and worst signal reconstructions of lead V3

表 2 V1、V3~V6 的 5 折交叉验证结果		
Table 2 Five-fold cross validation results of leads V1, V3~V6		
重构导联	相关系数	均方根误差
V1	0.9348	0.3597
V3	0.9844	0.1802
V4	0.9246	0.3704
V5	0.9478	0.3216
V6	0.9304	0.3694
平均值	0.9444	0.3203

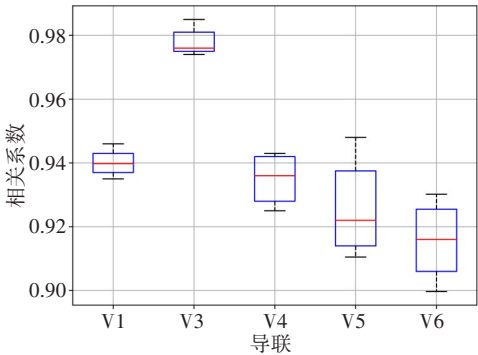


图 8 V1、V3~V6 导联重构的箱线图  
Figure 8 Box plots of signal reconstructions of leads V1, V3~V6

目标导联之间的局部信息关系。为了进一步提高重构质量,还引入了BLSTM结构来恢复 ECG 信号与时序有关的特征。网络中的非线性激活函数使 MLF 导

联重构算法更擅长处理复杂的非线性生物信号。通过 PTB 数据库的数据验证,证明了本方法可以实现

表3 MLF导联重构算法与其余方法对比

Table 3 Comparison of MLF-based signal reconstruction algorithm with other methods

重构方法	输入导联	选用数据	评估类型	相关系数
最小二乘拟合 <sup>[6]</sup>	Frank XYZ 导联	PTB 中 277 条记录	Patient-specific	0.966 0
独立成分分析 <sup>[7]</sup>	Frank XYZ 导联和 I, II, V2 导联	PTB 全部 549 条记录	Patient-specific	0.960 0
状态空间方法 <sup>[8]</sup>	I, II, III 导联	PTB 全部 549 条记录	Patient-specific	0.982 2
ANN/MLR <sup>[9]</sup>	I, II, V2 导联	来自医院 19 名男性患者	Patient-specific	ANN: 0.979 2 MLR: 0.935 8
多尺度线性模型 <sup>[24]</sup>	I, II, V2 导联	PTB 全部 549 条记录	Patient-specific	0.980 0
通用向量机 <sup>[25]</sup>	I, II, V2 导联	PTB 中 72 条记录	Patient-specific	0.892 3
MLF 导联重构算法	I, II, V2 导联	PTB 全部 549 条记录	Patient-specific	0.982 7

准确的导联重构, 相关系数平均值为 0.944 4, 均方根误差为 0.320 3。

【参考文献】

[1] Abreu D, Sousa P, Matias-Dias C, et al. Cardiovascular disease and high blood pressure trend analyses from 2002 to 2016: after the implementation of a salt reduction strategy[J]. BMC Public Health, 2018, 18(1): 722.

[2] Boccia S, Villari P, Ricciardi W. A systematic review of key issues in public health[M]. Cham: Springer International Publishing, 2015: 33-48.

[3] Sanchez-Casanova J, Miranda-Escalada A, Sanchez-Reillo R, et al. ECG biosignals in biometric recognition[C]//International Carnahan Conference on Security Technology (ICST). IEEE, 2017: 23-26.

[4] Maheshwari S, Acharyya A, Puddu PE, et al. Reduced lead system selection methodology for reliable standard 12-lead reconstruction targeting personalised remote health monitoring applications[J]. Comput Methods Biomech Biomed Eng Imaging Vis, 2014, 2(2): 107-120.

[5] Khunti K. Accurate interpretation of the 12-lead ECG electrode placement: a systematic review[J]. Health Educ J, 2014, 73(5): 610-623.

[6] Nelwan SP, Kors JA, Meij SH, et al. Reconstruction of the 12-lead electrocardiogram from reduced lead sets[J]. J Electrocardiol, 2004, 37(1): 11-18.

[7] Tsouri GR, Ostertag MH. Patient-specific 12-Lead ECG reconstruction from sparse electrodes using independent component analysis[J]. IEEE J Biomed Health, 2014, 18(2): 476-482.

[8] Lee J, Kim M, Kim J. Reconstruction of precordial lead electrocardiogram from limb leads using the state-space model[J]. IEEE J Biomed Health, 2016, 20(3): 818-828.

[9] Lee HJ, Lee DS, Kwon HB, et al. Reconstruction of 12-lead ECG using a single-patch device[J]. Methods Inf Med, 2017, 56(4): 319-327.

[10] Porée F, Kachenoura A, Carrault G, et al. Surface electrocardiogram reconstruction from intracardiac electrograms using a dynamic time delay artificial neural network[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2013, 60(1): 106-114.

[11] Chen F, Yun P, Ke L, et al. Standard 12-lead ECG synthesis using a GA optimized BP neural network [C]//International Conference on Advanced Computational Intelligence (ICACI). IEEE, 2015: 289-293.

[12] Boussejot R, Kreiseler D, Schnabel A, et al. Nutzung der EKG-Signaldatenbank CARDIODAT der PTB über das Internet [J]. Biomedizinische Technik, 1995, 40(s1): 317-318.

[13] Kiranyaz S, Ince T, Hamila R, et al. Convolutional neural networks for patient-specific ECG classification [C]//Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). IEEE, 2015: 2608-2611.

[14] Jenkal W. An efficient algorithm of ECG signal denoising using the adaptive dual threshold filter and the discrete wavelet transform[J]. Biocybernetics Biomed Eng, 2016, 36(3): 499-508.

[15] Pan J, Tompkins WJ. A real-time QRS detection algorithm[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 1985, 32: 230-236.

[16] Tomašić I, Trobec R. Electrocardiographic systems with reduced number of leads-Synthesis of the 12-lead ECG[J]. IEEE Rev Biomed Eng, 2014, 7: 126-142.

[17] Padhy S, Dandapat S. Synthesis of 12-lead ECG from a reduced lead set using singular value decomposition [C]//IEEE Power, Communication and Information Technology Conference (PCITC). IEEE, 2015: 316-320.

[18] Man S, Maan AC, Schali J, et al. Vectorcardiographic diagnostic & prognostic information derived from the 12-lead electrocardiogram: Historical review and clinical perspective[J]. J Electrocardiol, 2015, 48(4): 463-475.

[19] Welinder A, Field DQ, Liebman J, et al. Diagnostic conclusion from the EASI-derived 12-lead electrocardiograms as compared with the standard 12-lead electrocardiogram in children[J]. Am Heart J, 2006, 151(5): 1059-1064.

[20] Sejersten M, Wagner Gs, Pahlm O, et al. Detection of acute ischemia from the EASI-derived 12-lead electrocardiogram and from the 12-lead electrocardiogram acquired in clinical practice [J]. J Electrocardiol, 2017, 40(2): 120-126.

[21] Yoo D, Park S, Lee JY, et al. Multi-scale pyramid pooling for deep convolutional representation[C]// Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015: 71-80.

[22] Schreck DM, Fishberg RD. Derivation of the 12-lead electrocardiogram and 3-lead vectorcardiogram [J]. Am J Emerg Med, 2013, 31(8): 1183-1190.

[23] Trobec R. Lead theory of differential leads and synthesis of the standard 12-Lead ECG[M]. Body Sensors and Electrocardiography. Springer, 2018: 77-100.

[24] Nallikuzhy JJ, Dandapat S. Spatial enhancement of ECG using diagnostic similarity score based lead selective multi-scale linear model [J]. Comput Biol Med, 2017, 85: 53-62.

[25] Xu ZJ, Zhou R, Cao YS. Reconstruction of 12-lead electrocardiogram based on GVM[C]//International Conference on Advanced Cloud and Big Data (CBD), 2018: 275-280.

(编辑: 薛泽玲)