

引用格式:朱晓铭,陈林海,张帅,等.基于卷积神经网络重建十二导联心电图[J].微电子学与计算机,2019,36(9):12-15.
[ZHU X M, CHEN L H, ZHANG S, et al. 12-lead ECG reconstruction using convolutional neural network[J]. Microelectron-
ics & Computer, 2019, 36(9): 12-15.]

基于卷积神经网络重建十二导联心电图

朱晓铭^{1,2}, 陈林海¹, 张 帅¹, 王云峰^{1,2,3}

(1 中国科学院 微电子研究所, 北京 100029; 2 中国科学院大学, 北京 100049;

3 新一代通信射频芯片技术北京市重点实验室, 北京 100029)

摘 要:由矢量心电图衍生标准十二导联心电图的传统方法是 Dower 转换, 由于模型过于简单, 在心电图细节方面重建效果不佳. 为了提高衍生效果, 提出一种基于卷积神经网络的衍生方法. 首先采用卷积自编码器获取 Frank 正交导联心电图的高级语义, 然后利用卷积神经网络实现从编码层重建标准十二导联心电图. 最后采用 R2 和相关系数作为评判标准来分析结果, 均明显优于传统算法, 这充分证明了采用卷积神经网络衍生心电图这一方法的有效性和优异性.

关键词:心电图; 卷积神经网络; 自编码器; 矢量心电图

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2019)09-0012-04

12-lead ECG reconstruction using convolutional neural network

ZHU Xiao-ming^{1,2}, CHEN Lin-hai¹, ZHANG Shuai¹, WANG Yun-feng^{1,2,3}

(1 Institute of Microelectronics of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029, China;

2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3 Beijing Key Laboratory of
Radio Frequency IC Technology for Next Generation Communications, Beijing 100029, China)

Abstract: The tradition reconstruction of the convolutional 12-lead electrocardiography (ECG) is Dower transform, but the model is too simple that the performance about detail is poor. To improve the performance, we raise a new way for reconstruction based on convolutional neural networks (CNN). At first, in order to get the high semantic of the Frank XYZ-lead ECG, we train one auto-encoder model (AE) based on convolutional neural networks. Then we train an CNN model for reconstructing 12-lead of which the input layer is the encoder layer of the AE. At last, to judge the performance of the model, R2 and percent correlation are adopted for evaluating the results. The result proves that CNN model is quite suitable and outstanding.

Key words: electrocardiography; convolutional neural network; auto encoder; vectorcardiogram

1 引言

随着计算机图形学和可视化技术的发展, 矢量心电图 (VCG) 作为监测检测和监测心脏病的三维病症和可视化系统自然而然地就出现了^[1]. 相比于

标准十二导联心电图, 矢量心电图可以利用更少的导联用于医疗诊断, 这大大优化了在无线传输的场景下对于带宽的需求, 同时一般矢量心电图运用更少的电极, 对于患者的使用也是有很大溢出的. 但是大多数心脏病专家习惯使用标准十二导联心电图,

尽管标准十二导联之间信息是冗余的,因为其中一些导联是可以从其他导联推演出来的。

在各种心电图导联系统中, Frank 正交导联可以使用较少的导联, 捕获更多的信息, 同时也衍生标准十二导联的可能性。Dower 使用几何变换原理获得了基于 Frank 躯干模型的矩阵, 即 Dower 变换矩阵, 实现了从 Frank 正交导联衍生出标准十二导联^[2]。但是准确率问题促使一些研究人员研究替代统计建模的方法来实现推导变换。

在传统利用最小二乘法方法有天然限制的情况下, 本文尝试一种能够主动去处理多源问题的方法。自从 2012 年 Alex 利用卷积神经网络在 ImageNet 大赛上获取惊人成绩后, 卷积神经网络便开始被广泛应用于图像方面的工作, 并取得了非常优秀的结果^[3]。卷积神经网络也可以用于处理时间序列信号, 现在已经有不少关于心电图的工作采用卷积神经网络来分析处理了, 例如 Acharya 和 Fujita 针对五秒长度的心电图来判断心率失常^[4]。心电图是一维时间序列信号, 为了能够充分利用时间点与周围点之间信号的关联, 不同导联之间的关联, 同时解决多源问题带来的非线性因素, 卷积神经网络是最为适合的算法。实验结果表明, 卷积神经网络非常有效地提高了衍生心电图的拟合效果。

2 心电图数据库和预处理

选用的数据库为 Physikalisch Technische Bundesanstalt (PTB) Diagnostic ECG 数据库。数据库中心电图为原始信号, 经分析发现存在基线漂移、高频噪声等干扰, 需要处理成卷积神经网络训练的数据。

2.1 PTB 数据库

PTB 心电图疾病诊断数据库作为训练和评估模型的数据库。该数据库中存在 290 个病人的 549 条心电图记录。其中有 209 名男性, 平均年龄为 55.5, 和 81 名女性, 平均年龄为 61。整体年龄分布在 17 到 87 岁之间。每条心电图数据包括标准心电图和 Frank 正交导联一共 15 条心电图, 采样率为 1 kHz, 分辨率 16 位。

2.2 数据清洗

PTB 数据库存在部分心电图信号丢失的情况, 即心电图为一条直线或者只是无规律的噪声, 应当是采集数据不慎造成的影响。为了避免干扰模型的训练和评估, 决定去除这些无用数据。

2.3 信号去噪

PTB 数据库心电图经过观察和频谱分析, 里面存在高频噪声、低频噪声和基线漂移^[5]。为了提高信号质量, 本文选用了三个数字滤波器, 如图 1。第一个是低通滤波器, 截止频率为 150 Hz, 用来去除高频噪声; 第二个是中值滤波器, 窗口为 301, 用来去除基线漂移, 第三个为高通滤波器, 截止频率为 0.5 Hz, 用来去除直流分量。经过滤波之后得到信噪比较高的数据以方便训练和评估。

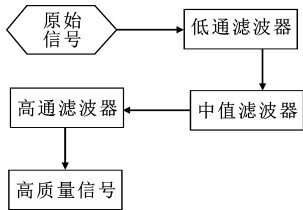


图 1 原始心电图去噪

2.4 生成训练数据

深度学习采用梯度下降的方式来训练数据, 其中梯度下降有三种方式, 分别是随机梯度下降法、批量梯度下降法和小批量梯度下降法^[6]。在这三种训练方式中, 各有优缺点, 如表 1。当合理范围内选用批量的时候, 小批量梯度下降法可以提高内存利用率, 减少迭代次数, 因此在实际应用中常用小批量梯度下降法。数据库的原始数据心电图是不定长度的数据, 因此切割处理成定长的数据来便于实现小批量梯度下降。

表 1 三种梯度下降法的优劣比较

梯度下降法	优点	缺点
随机梯度下降	训练速度快	准确度下降, 可能会收敛到局部最优, 不易并行实现
批量梯度下降	当目标函数为凸函数时, 能得到全局最优解, 易并行实现	随着样本数目的增多, 训练速度会大大下降
小批量梯度下降	矩阵运算保证计算不会太慢, 减少收敛需要的迭代次数, 可实现并行化	批量尺寸选择不当会引起训练问题

根据三个因素来确定切割后的数据长度, 第一个是采样率为 1 kHz, 切割的片段应该包含一个及以上的心跳周期, 第二个是能忽略掉卷积过程中填充周边带来的影响, 第三个是保证足够的训练数据。因此选择 2 000 作为切割长度, 同时为了数据增强, 我们选择以 1 000 为间隔来切割。

3 算法及其实现

数据预处理之后,本文先训练 Frank 正交导联的卷积自编码器,以实现进一步的去噪和预训练,然后通过卷积神经网络实现从卷积自编码器的编码层生成标准十二导联心电图.最后将两个模型的权重迁移到一个模型上,方便实际应用.

3.1 卷积神经网络

在卷积神经网络中,卷积层用于提取特征,只与前一层的感知野相连,通过一个可学习的卷积核对其卷积^[7].其中每个神经元只与上一层部分的输入的神经元相关,即 $j+1$ 层的神经元与 j 层神经元的关系为

$$x_{j+1}^k = f\left(\sum_{x_i \in M_j} w_{ij} x_i + b_k\right) \quad (1)$$

式中, M_j 表示对应于 $j+1$ 层第 k 个神经元输入在第 j 层的神经元; w_{ij} 表示权重参数;而 b_k 表示偏置参数; f 表示一个激活函数,给模型带来非线性,起到一个筛选特征的作用.本文采用的是 ReLU 函数,为

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2)$$

ReLU 函数没有饱和区,有利于解决梯度消失的问题,且大大减少模型计算复杂度,提高卷积神经网络的收敛速度.在卷积层做完特征提取,需要通过池化层对冗余信息进行处理^[8].本文选用的最大池化,对于上一层最大响应的特征进行选取.在恢复相应尺寸心电图时选用了上采样层,实现尺寸的恢复.

针对心电图,需要提取心电图点与周围点之间、不同导联之间内存在的特征,同时解决心电图信号来自于心脏多源的问题,卷积神经网络是最为合适的方法,解决了以前统计建模的先天缺陷.

3.2 自编码器

自编码器是神经网络在非监督学习中的一种应用,是学习输入数据的一组编码,学习将输入层的数据进行压缩成与输入层数据紧密匹配的编码,这迫使自编码器参与降维,可以学习如何忽略噪声以及输入数据的内在关联^[9].自编码器由编码器和解码器组成,可定义为 Φ 和 Ψ ,以平方损失为定义损失函数,公式为

$$\Phi: \chi \rightarrow \Gamma \quad (3)$$

$$\Psi: \Gamma \rightarrow \chi \quad (4)$$

$$\Phi, \Psi = \operatorname{argmin}_{\Phi, \Psi} \|X - (\Psi^\circ \Phi)X\|^2 \quad (5)$$

自编码器是为了尽可能学习到 Frank 正交导联内有用信息,对不同导联之间,点与周围点的信息进

行学习,同时尽量避免过拟合的风险,这样不仅有利于对于心电图内在的高级特征认知和学习,同时方便衍生模型的训练.

3.3 模型生成

模型由两个部分组成, Frank 正交导联的卷积自编码器和基于卷积神经网络的衍生模型.在整体层次设计方面,为了降低拟合难度,本文在池化层和上采样层中步长均选择为 2,在每次池化或者上采样前,通过三次卷积来提高拟合效果,中间一层采用长度为 1 的卷积核,用来实现降维^[9].

卷积自编码器是为了尽可能获取 Frank 正交导联的内在信息,在尽可能无损恢复的情况下压缩编码,最后选择 125×4 大小的编码层.卷积自编码器包含 4 个池化层和 4 个上采样层.基于卷积神经网络的衍生模型,为了充分利用卷积自编码器学习到的高级特征,输入选择为卷积自编码器的编码层.通过四次上采样求得标准十二导联.

4 结果分析

在模型训练完毕后,本文选用两种方法作为评判标准来检验模型的优劣. R^2 统计量和相关系数作为评判标准.

4.1 评估方法

R^2 统计量用于量化每个所测量数据之间的趋势, R^2 等于 100% 时表示该变换能正确再现实际测量的每一个数据,公式为

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \text{pred}_i)^2}{\sum_{i=1}^N y_i^2} \times 100\% \quad (6)$$

可以评估模型输出与实际测量结果的关联程度.相关系数 r 可以评估两个信号之间的相似性^[10],公式为

$$r = \frac{\sum_{i=1}^N y_i \times \text{pred}_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^N y_i^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^N \text{pred}_i^2}} \times 100\% \quad (7)$$

4.2 评估结果

卷积核的尺寸关系到视野域的大小和模型训练参数的数目,本文选用四个尺寸分别进行训练,并比较其结果,其与 Dower 转换之间的 R^2 ,相关系数 r 和平方损失的比较如表 2 所示.其中卷积神经网络明显优于 Dower 转换.由于十二导联位置之间的差异,会导致模型转换结果参差不齐,因此本

文选用表现最好的卷积神经网络与 Dower 转换的结果在具体十二导联上进行比较,如图 2,图 3 所示.

表 2 Dower 转换和卷积神经网络模型比较

	R^2	r
Dower 转换	74.7%	89.2%
卷积核尺寸=3	94.6%	97.7%
卷积核尺寸=5	95.0%	97.8%
卷积核尺寸=7	95.8%	98.1%
卷积核尺寸=9	95.4%	98.1%

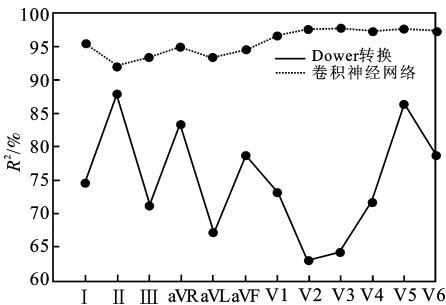


图 2 卷积神经网络和 Dower 转换的 R^2

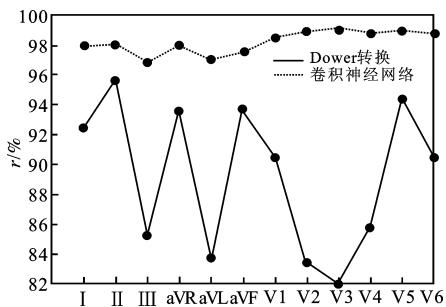


图 3 卷积神经网络和 Dower 转换的相关系数

5 结束语

针对于传统统计方法为了计算方便,采用假设心电信号来自单源导致结果不佳的问题,本文提出用卷积神经网络的方式来解决这一问题,经结果验证这一方法具有极佳的适用性.但是由于 Frank 正交导联在移动医疗上电极数目仍属偏多,只需要五个电极的 EASI 导联更有前景的导联.因此针对 EASI 导联实现较好的结果是接下来的工作.

参考文献:

[1] DAWSON D , YANG H , MALSHE M , et al. Linear affine transformations between 3-lead (Frank XYZ leads) vectorcardiogram and 12-lead electrocardiogram signals[J]. Journal of Electrocardiology, 2009, 42 (6):622-630.

[2] DOWER G E . A lead synthesizer for the Frank system to simulate the standard 12-lead electrocardiogram. [J]. Journal of Electrocardiology, 1968, 1(1): 101-116.

[3] KRIZHEVSKY A , SUTSKEVER I , HINTON G E . Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C]// International Conference on Neural Information Processing Systems. USA, Curran Associates Inc. 2012.

[4] ACHARYA U R , FUJITA H , LIH O S , et al. Automated detection of arrhythmias using different intervals of tachycardia ecg segments with convolutional neural network[J]. Information Sciences, 2017; 405. DOI:10.1016/j.ins.2017.04.012

[5] TSOURI G R , OSTERTAG M H . Patient-Specific 12-Lead ECG reconstruction from sparse electrodes using independent component analysis[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2014, 18(2): 476-482.

[6] HECHT NIELSEN. Theory of the backpropagation neural network[C]// International 1989 Joint Conference on Neural Networks. San Diego, California, IEEE, 1989.

[7] 朱锡祥,刘凤山,张超,等. 基于一维卷积神经网络的车载语音识别研究[J]. 微电子学与计算机, 2017 (11):21-25.

[8] 陈岩,李洋洋,余乐, et al. 基于卷积神经网络的手写体数字识别系统[J]. 微电子学与计算机, 2018, 35 (2):71-74.

[9] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006(313):504 - 507.

[10] MAHESHWARI S, ACHARYYA A, SCHIARITI M, et al. Frank vectorcardiographic system from standard 12 lead ECG: An effort to enhance cardiovascular diagnosis [J]. Journal of Electrocardiology, 2016, 49(2):231-242.

作者简介:

朱晓铭 男,(1995-),硕士研究生. 研究方向为数据挖掘.

陈林海 男,(1988-). 研究方向为信号处理.

张 帅 男,(1989-),硕士研究生. 研究方向为心电嵌入硬件.

王云峰(通讯作者) 男,(1981-),副研究员,硕士生导师. 研究方向为便携式医疗电子设计、射频集成电路设计.

E-mail:wangyunfeng@ime.ac.cn.